

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Ibn Khaldoun -Tiaret



Faculté des Sciences Appliquées
Département de Génie Electrique

THESE DE DOCTORAT LMD

Spécialité : Génie électrique
Option : Énergies renouvelables

Présentée par :
KACEM GAIRAA

Sujet de la thèse

***Prédiction du rayonnement solaire en Algérie à partir
des modèles hybrides***

Soutenu publiquement le 09/04/2018 devant le jury composé de :

MIMOUNI Abdenbi	Professeur	Université Tiaret	Président
KHELLAF Abdellah	Directeur de recherche	CDER-Alger	Directeur de thèse
ALLAOUI Tayeb	Professeur	Université Tiaret	Examineur
SMAILI Atallah	Professeur	Université Tiaret	Examineur
TOUAFEK Khaled	Directeur de recherche	URAER-Ghardaïa	Examineur
CHELLALI Farouk	Maitre de conférences A	Université Djelfa	Invité

Année Universitaire 2017/2018

REMERCIEMENTS

En tout premier lieu, je remercie Allah le tout-puissant et miséricordieux, qui m'a donné la force et la patience d'accomplir ce modeste travail.

En second lieu, je tiens à remercier chaleureusement mon directeur de thèse, Monsieur Abdellah Khellaf, Directeur de recherche au sein du CDER (Bouzaréah-Alger), d'avoir accepté de diriger cette thèse de doctorat, pour ses conseils avisés, de me faire profiter de son expérience et pour m'avoir fait confiance depuis le début.

Je voudrais remercier profondément les membres du jury pour m'avoir fait l'honneur d'accepter d'examiner ce travail de thèse :

- Monsieur Abdenbi Mimouni, Professeur, Université de Tiaret
- Monsieur Tayeb Allaoui, Professeur, Université de Tiaret
- Monsieur Atallah Smaili, Professeur, Université de Tiaret
- Monsieur Khaled Touafek, Directeur de recherche, URAER de Ghardaïa
- Monsieur Farouk Chellali, Maître de conférences, Université de Djelfa

Des vifs remerciements vont spécialement à Monsieur Youcef Messlem, Professeur à l'université de Tiaret, pour son important soutien, pour sa disponibilité et pour son orientation durant le parcours de la thèse. J'ai eu vraiment de la chance de le rencontrer.

Mes remerciements vont aussi à mes collègues de l'unité de recherche appliquée en énergies renouvelables de Ghardaïa en particulier: Saïd Benkacali, Azzedine Boutelhig, Abdelaziz Benkhelifa, pour leurs bonnes humeurs et leurs assistances.

Enfin, mes gratitudes les plus profonds vont à mon épouse, mes chères enfants et à tous les membres de ma grande famille pour leurs soutiens inconditionnels et pour toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin aux travaux que j'ai menés dans cette thèse.

Table des matières

Table des figures	i
Liste des tableaux	v
Introduction	2
Chapitre 1- Les énergies renouvelables : état des lieux	
1. Introduction	8
2. Les politiques climatiques internationales	8
3. Les énergies renouvelables à l'échelle internationale	10
4. Les énergies renouvelables à l'échelle nationale	15
4.1. Energie solaire	18
4.2. Energie éolienne	20
4.3. La géothermie	21
5. Conclusion	23
6. Bibliographie	24
Chapitre 2- Le rayonnement solaire : état de l'art	
1. Introduction	26
2. La source solaire	26
3. Aspect géométrique du rayonnement solaire	28
3.1. Distance terre-soleil	28
3.2. Déclinaison δ	30
3.3. Angle horaire ω	30
3.4. Hauteur du Soleil h	31
3.5. Azimut du soleil	31
3.6. Temps solaire vrai, temps solaire local et l'équation du temps	32
3.7. Constante solaire et rayonnement hors atmosphère	33
3.8. La masse d'air	35
4. Modèle de calcul de rayonnement solaire	37
4.1. Modèles ciel clair	38
4.2. Rayonnement sur un plan incliné	39
5. Mesure du rayonnement solaire	42
5.1. Mesure au sol	42
5.1.1. Pyrhéliomètre	43

5.1.2. Pyranomètres	43
5.1.3. L'héliographe	46
5.2. Mesure satellitaire	47
6. Conversion énergétique du rayonnement solaire	50
6.1. Conversion photovoltaïque	50
6.1.1. L'effet photovoltaïque	51
6.1.2. Technologie de fabrication des cellules PV	53
6.1.3. Courbe I-V d'un module PV	53
6.1.4. Systèmes photovoltaïques	55
6.2. Conversion thermique	57
6.2.1. Utilisation passive	57
6.2.2. Utilisation active	57
a. Capteurs plans	57
b. Capteurs à concentration	58
7. Conclusion	59
8. Bibliographie	60

Chapitre 3- Le potentiel solaire algérien

1. Introduction	64
2. Revue bibliographique	64
3. Durée d'insolation et rayonnement solaire	66
4. Cas d'études	70
4.1. Mesure	70
4.1.1. Dispositifs expérimentaux	70
4.2. Contrôle de qualité de données	77
4.3. Confrontation des données mesurées	80
4.4. Durée d'insolation	87
4.5. Evolution du rayonnement global et direct normal	89
4.6. Indice de clarté	92
4.7. Evolution des paramètres météorologiques	94
4.7.1. Température ambiante	94
4.7.2. Humidité relative	97
5. Conclusion	98
6. Bibliographie	100

Chapitre 4- Modèles de prédiction du rayonnement solaire

1.	Introduction	103
2.	Modèle de prédiction	104
2.1.	Modèle de persistance	104
2.2.	Modèle empiriques	104
2.2.1.	Modèles à base de durée d'insolation	104
2.2.2.	Modèles à base de température	106
2.3.	Modèles de séries temporelles	106
2.3.1.	Modèle ARMA	107
2.3.2.	Modèle ARIMA	108
2.3.3.	Méthodologie de Box-Jenkins	108
2.4.	Les réseaux de neurones artificiels (<i>RNA</i>)	112
2.4.1.	Le neurone formel	113
2.4.2.	Type des réseaux de neurones	114
2.5.	La logique floue (<i>LF</i>)	118
2.6.	Modèles hybrides	122
2.6.1.	Modèle neuro-flou (<i>ANFIS</i>)	123
2.6.2.	Modèle <i>RNA-AG</i>	125
2.6.3.	Modèle <i>FL-AG</i>	126
3.	Performance et évaluation des prédicteurs	127
3.1.	Coefficient de détermination (R^2)	127
3.2.	Racine de l'erreur moyenne quadratique (<i>RMSE</i>)	128
3.3.	Erreur de Biais Moyen (<i>MBE</i>)	128
3.4.	Erreur moyenne absolue en pourcentage (<i>MAPE</i>)	129
4.	Revue bibliographique	129
5.	Conclusion	133
6.	Bibliographie	134

Chapitre 5- Prédiction du rayonnement global

1.	Introduction	140
2.	Données radiométriques	140
2.1.	Préparation et prétraitement des données	140
2.2.	Besoin des données stationnaires	142
3.	Prédiction du rayonnement global journalier	144
3.1.	Prédiction par le processus ARMA	144

3.1.1. Résultats et discussions	145
3.2.Prédiction par les <i>RNA</i>	152
3.2.1. Conception d'un <i>RNA</i>	152
3.2.2. Choix d'une architecture adéquate	156
3.2.3. Résultats et discussions	157
3.3.L'approche hybride <i>ARMA-NAR</i>	159
3.3.1. Mise en œuvre de l'approche	160
3.3.2. Résultats et discussions	162
4. Conclusion	168
5. Bibliographie	169
Conclusions et perspectives	170
Annexe A : Modèles d'estimation du rayonnement global sur une surface inclinée	173
Annexe B : Protocole de maintenance de la meteostation Solys 2	174
Annexe C : Publications	175

Table des figures

Figure 1-1 : Demande mondiale d'énergies primaires (en million de tonne de tep)	11
Figure 1-2: Structure de la production électrique dans le monde	12
Figure 1-3: Répartition de la production d'électricité d'origine renouvelable dans le monde	14
Figure 1-4: Taux de croissance annuel moyen (2011-2012)	15
Figure 1-5: Répartition du programme national des ER par filière technologique	16
Figure 1-6: Répartition de production d'électricité d'origine renouvelable en Algérie (2012)	17
Figure 1-7: Rayonnement global sur une surface horizontale	18
Figure 1-8 : Rayonnement direct à incidence normale	19
Figure 1-9 : La cartographie de la vitesse de vent en Algérie	21
Figure 1-10 : Carte du flux de chaleur du Nord algérien	22
Figure 1-11 : Carte du flux de chaleur du Sud algérien	22
Figure 2-1 : Structure du Soleil	27
Figure 2-2 : Répartition spectral du rayonnement solaire	28
Figure 2-3 : Mouvement de la Terre autour du Soleil	29
Figure 2-4 : Mouvement apparent du Soleil du lever au coucher	32
Figure 2-5 : Variation du rayonnement hors atmosphère au cours de l'année	34
Figure 2-6 : Composantes solaires	35
Figure 2-7 : Définition de la masse d'air	36
Figure 2-8 : Composition du rayonnement global sur un plan incliné	40
Figure 2-9 : Les différentes composantes du rayonnement diffus sur une surface inclinée	41
Figure 2-10 : (a) schéma d'un Pyrhéliomètre, (b) Pyrhéliomètre première classe type Hukseflux DR01	43
Figure 2-11 : Schéma d'un pyranomètre (à gauche), pyranomètre type <i>Eppley</i> (à droite)	44
Figure 2-12 : Mesure du diffus- (a) pyranomètre avec boule d'ombrage montée sur un système de poursuite, (b) pyranomètre avec anneau d'ombrage	45
Figure 2-13 : Héliographe <i>Campbell-Stokes</i>	47
Figure 2-14 : Héliographe à fibre optique	47
Figure 2-15 : Exemple de traitement d'image satellitaire par l'utilisation du modèle Heliosat-2 (a) données brut de meteosat, (b) extraction de l'indice de la couverture nuageuse, (c) extraction du rayonnement solaire global horaire	50
Figure 2-16 : Principe de l'effet photovoltaïque	52
Figure 2-17 : Cellule photovoltaïque	52
Figure 2-18 : Caractéristique courant-tension et puissance-tension d'un module <i>PV</i>	54
Figure 2-19 : Effet de l'éclairement (à gauche) et de la température (à droite) sur les	

caractéristiques courant-tension d'un module <i>PV</i>	55
Figure 2-20 : Systèmes photovoltaïques autonomes (en haut) et connectés à un réseau électrique (en bas)	56
Figure 2-21 : Capteur plan	58
Figure 2-22 : Capteurs à concentration	59
Figure 3-1 : Composantes solaire globale et D_n des pays nord-africain	67
Figure 3-2 : Durée d'insolation en Algérie	67
Figure 3-3 : Rayonnement global reçu sur une surface horizontale	68
Figure 3-4 : Rayonnement global reçu sur une surface inclinée à la latitude de lieu	69
Figure 3-5 : Station de mesure radiométrique de type <i>Solys2</i> installé à <i>Bouzaréah</i> (à gauche) et à <i>Ghardaïa</i> (à droite)	72
Figure 3-6 : Capteurs de mesures météorologiques installées à <i>Ghardaïa</i>	71
Figure 3-7 : Exemple de mesures sur une journée au site de <i>Bouzaréah</i>	74
Figure 3-8 : Exemple de mesures sur une journée au site de <i>Ghardaïa</i>	74
Figure 3-9 : La non-linéarité du Pyrhéliomètre CHP1.....	75
Figure 3-10 : Nivellements des radiomètres	79
Figure 3-11 : Inspection visuelle des radiomètres (photo prise au PSA-Plateforme Solaire d'Almeria-Espagne)	79
Figure 3-12 : Rayonnement global moyen mensuel (<i>Bouzaréah</i>)	81
Figure 3-13 : Rayonnement global moyen mensuel (<i>Ghardaïa</i>)	82
Figure 3-14 : Rayonnement direct normal moyen mensuel (<i>Ghardaïa</i>)	83
Figure 3-15: Température moyenne (<i>Bouzaréah</i>)	84
Figure 3-16: Température moyenne (<i>Ghardaïa</i>)	85
Figure 3-17: Humidité relative moyenne (<i>Bouzaréah</i>)	85
Figure 3-18: Humidité relative moyenne (<i>Ghardaïa</i>)	86
Figure 3-19 : Durée d'insolation moyenne mensuelle pour le site de <i>Bouzaréah</i> (en haut) et pour le site de <i>Ghardaïa</i> (en bas)	88
Figure 3-20 : Evolution de l'éclairement global (<i>Bouzaréah</i>)	89
Figure 3-21 : Evolution de l'éclairement global (<i>Ghardaïa</i>)	90
Figure 3-22 : Evolution de l'éclairement direct (<i>Bouzaréah</i>)	91
Figure 3-23 : Evolution de l'éclairement direct (<i>Ghardaïa</i>)	91
Figure 3-24 : Distribution journalière de l'indice de clarté	93
Figure 3-25 : Variation journalière de l'indice de clarté	94
Figure 3-26 : Evolution de la température moyenne	95

Figure 3-27 : Température minimale, maximale et moyenne (<i>Bouzaréah</i>)	96
Figure 3-28 : Température minimale, maximale et moyenne (<i>Ghardaïa</i>)	96
Figure 3-29 : Humidité relative minimale, maximale et moyenne (<i>Bouzaréah</i>)	97
Figure 3-30 : Humidité relative minimale, maximale et moyenne (<i>Ghardaïa</i>)	98
Figure 4-1 : Méthodologie de Box-Jenkins pour la sélection d'un modèle optimal	111
Figure 4-2 : Correspondance entre le neurone biologique et le neurone artificiel	113
Figure 4-3 : Principe du neurone formel	113
Figure 4-4 : Exemple d'un réseau <i>MLP</i> avec plusieurs couches	115
Figure 4-5 : Exemple d'un réseau récurrent	116
Figure 4-6 : Configuration typique d'un réseau <i>RBF</i>	117
Figure 4-7 : Modèle d'un système flou	119
Figure 4-8 : Fonction caractéristique $f(\sigma)$ et fonction d'appartenance (m_{Nuageux} et m_{Clair}) de la fraction d'insolation journalière	120
Figure 4-9 : Ensembles et relations floues pour l'estimation de l'irradiation solaire	122
Figure 4-10 : L'architecture de l'ANFIS	124
Figure 4-11: Organisation de la méthode RNA-AG pour optimiser un réseau neuronal avec l'algorithme génétique	126
Figure 4-12: Utilisation de l'algorithme génétique pour améliorer les performances d'un système logique flou	127
Figure 5-1 : Localisation des stations de mesure	140
Figure 5-2 : Variation du rayonnement global journalier à <i>Bouzaréah</i> entre 2012 et 2013	141
Figure 5-3 : Variation du rayonnement global journalier à <i>Ghardaïa</i> entre 2012 et 2013	142
Figure 5-4 : Evolution typique de l'indice de clarté (<i>Bouzaréah</i>)	143
Figure 5-5 : Evolution typique de l'indice de clarté (<i>Ghardaïa</i>)	143
Figure 5-6 : <i>ACF</i> et <i>PACF</i> de l'indice de clarté (<i>Bouzaréah</i>)	146
Figure 5-7 : <i>ACF</i> et <i>PACF</i> de l'indice de clarté (<i>Ghardaïa</i>)	146
Figure 5-8 : Critère <i>AIC</i> pour <i>Bouzaréah</i> (à gauche) et <i>Ghardaïa</i> (à droite)	147
Figure 5-9 : <i>ACF</i> et <i>PACF</i> de résidu de modèle <i>ARMA</i> (4,0)	149
Figure 5-10 : <i>ACF</i> et <i>PACF</i> de résidu de modèle <i>ARMA</i> (2,0)	149
Figure 5-11 : La corrélation entre le rayonnement global mesuré et celle prédite par <i>ARMA</i> (4,0) ...	151
Figure 5-12 : La corrélation entre le rayonnement global mesuré et celle prédite par <i>ARMA</i> (2,0) ...	152
Figure 5-13: Architecture optimale d'un <i>RNA</i>	155
Figure 5-14: Structure <i>NAR</i> pour la prédiction du rayonnement global	156

Figure 5-15 : La corrélation entre le rayonnement global mesuré et celle prédite par le <i>NAR</i> (cas de <i>Bouzaréah</i>)	158
Figure 5-16 : La corrélation entre le rayonnement global mesuré et celle prédite par le <i>NAR</i> (cas de <i>Ghardaïa</i>)	159
Figure 5-17: Organigramme du modèle hybride <i>ARMA-NAR</i>	161
Figure 5-18: La corrélation entre le rayonnement global mesuré et celle prédite par le modèle hybride (cas de <i>Bouzaréah</i>)	162
Figure 5-19: La corrélation entre le rayonnement global mesuré et celle prédite par le modèle hybride (cas de <i>Ghardaïa</i>)	163
Figure 5-20: Comparaison entre le rayonnement global mesuré et prédit par le modèle hybride <i>ARMA-NAR</i> (<i>Bouzaréah</i>)	167
Figure 5-21: Comparaison entre le rayonnement global mesuré et prédit par le modèle hybride <i>ARMA-NAR</i> (<i>Ghardaïa</i>)	167

Liste des tableaux

Tableau 3-1 : Caractéristiques techniques du Pyranomètre <i>CMP11</i>	76
Tableau 3-2 : Caractéristiques techniques du Pyranomètre <i>CES-180</i>	76
Tableau 3-3 : Caractéristiques techniques du Pyréliomètre <i>CHP1</i>	77
Tableau 3-4 : Caractéristiques techniques des capteurs de température et d'humidité	77
Tableau 3-5 : Contrôle de qualité selon les recommandations de l' <i>OMM</i>	78
Tableau 3-6 : Comparaison entre les mesures des irradiations globales et directes avec les bases de données	82
Tableau 3-7 : Comparaison entre les mesures des irradiations directes avec les bases de données	83
Tableau 3-8 : Comparaison entre les mesures des paramètres météorologiques avec les bases de données	86
Tableau 3-9 : Comparaison entre les mesures des paramètres météorologiques avec les bases de données	87
Tableau 3-10 : Valeurs moyens mensuels du rayonnement global ((kWh/m ² /jour) pour <i>Ghardaïa</i> et <i>Bouzaréah</i> en les comparants avec d'autres sites de la région <i>MENA</i>	90
Tableau 3-11 : Valeurs moyennes mensuelles du rayonnement DNI (kWh/m ² /jour) pour <i>Ghardaïa</i> en les comparants avec d'autres sites de la région <i>MENA</i>	92
Tableau 4-1 : Valeurs des constantes du modèle Angstrom-Prescott	106
Tableau 4-2 : Comportement du <i>ACF</i> et <i>PACF</i> pour le choix du modèle <i>ARMA</i>	110
Tableau 4-3 : Exemples représentatifs de l'application du <i>RNA</i> pour la prédiction et la prévision du rayonnement solaire	132
Tableau 5-1 : Paramètres du modèle <i>ARMA</i> (4,0)	148
Tableau 5-2 : Paramètres du modèle <i>ARMA</i> (2,0)	148
Tableau 5-3 : Test de <i>Ljung-Box</i> pour le modèle <i>ARMA</i> (4,0)	150
Tableau 5-4 : Test de <i>Ljung-Box</i> pour le modèle <i>ARMA</i> (2,0)	151
Tableau 5-5 : Comparaison statistique entre les valeurs prédites et mesurées	164
Tableau 5-6 : Comparaison entre les modèles hybrides obtenus et certaines méthodes existantes dans la littérature	166

Introduction générale

L'énergie joue un rôle important dans les sociétés modernes. Elle est devenue un élément fondamental au même titre que la nourriture ou l'eau. La croissance démographique mondiale exponentielle et le développement rapide des pays émergents, contribuent à une véritable explosion des besoins énergétiques. La demande énergétique mondiale est satisfaite à raison de 36 % par le pétrole, 23 % par le charbon et 22 % par le gaz. Autrement dit, 80 % de la consommation provient des trois grandes énergies fossiles. Ce bilan mondial est très différent d'un pays à l'autre [1]. Néanmoins, l'usage extensif de ces énergies est responsable de grands problèmes climatiques et environnementaux qui n'ont pas été connus auparavant dans l'histoire humaine. À tous les niveaux de sa transformation, l'énergie est source de nuisances: marées noires, gaz à effet de serre, couche d'ozone, etc. L'impact environnemental de ces nuisances n'est plus nié par quiconque. La plus grave de ces menaces est le réchauffement climatique, engendré par l'augmentation de la concentration des émissions de gaz à effet de serre dans l'atmosphère, tels que le CO_2 et le CH_4 , qui entravent la propagation du rayonnement terrestre dans l'espace et, par conséquent, la troposphère de la Terre se réchauffe.

Si la cadence actuelle de consommation énergétique mondiale sera maintenue dans le futur, le monde serait devant une situation pénible sans précédent, à cause des limites prouvées des combustibles fossiles (63 ans pour le gaz, 40 ans pour le pétrole) [2], ce qui oblige les pays du monde à travailler conjointement pour les remplacer progressivement par des énergies propres. En effet, pour s'adapter aux futurs enjeux, nos systèmes de production et de consommation d'énergie est à reconsidérer [3]. Face à cette situation, deux scénarios sont recommandées : maîtriser les besoins en énergies et chercher des solutions énergétiques durables capables de répondre à nos approvisionnements à long terme.

Maintenant, les Énergies Renouvelables (*ER*) constituent les seules alternatives crédibles sur les niveaux environnementaux, économiques et sociétaux. Elles participent à hauteur de 10% dans la production énergétique mondiale primaire. Toutefois, il est à noter que l'utilisation des *ER* n'est pas nouvelle, elles ont été exploitées par l'homme depuis longtemps. Autrefois, les moulins à eau ou à vent, le bois de feu, le bateau à voiles ont convenablement contribué au développement de l'humanité et elles constituaient une activité économique à part entière.

Les sources d'*ER* devraient être économiquement compétitives, leurs coûts ont considérablement diminué par rapport aux énergies conventionnelles. Elles offrent un avantage énorme dans l'approvisionnement en énergie aux personnes qui en manquent, surtout dans les zones isolées.

Le secteur exploitant plus les *ER* est celui de l'électricité. La production électrique provenant de ces types d'énergie a atteint environ 4700 TWh en 2012, soit 20.8 % de la production mondiale en électricité [3]. En effet, la production d'électricité à partir de sources renouvelables n'émet pas directement d'émissions de gaz à effet de serre, tout comme le nucléaire. Il est toutefois à noter que le nucléaire souffre de problèmes de radiation et de déchets radioactifs. Les émissions de CO_2 liées à ces technologies sont dues uniquement à la construction des infrastructures et à leur maintenance. Par exemple, le contenu carbone des panneaux photovoltaïques provient de leur fabrication, elle-même dépendante de la source d'énergie utilisée, ainsi que de celle de la batterie qui stocke de l'électricité. Ces faibles taux d'émissions par unité d'électricité produite font des *ER* un outil de choix pour limiter les émissions de gaz à effet de serre dans l'atmosphère.

Aujourd'hui, plusieurs pays ont adopté des stratégies et des visions à court et à long terme visant le développement des *ER*, afin de satisfaire leurs besoins et leurs approvisionnements en énergies. On peut citer à titre indicatif le plan 2030 de l'Algérie et de la Tunisie pour assurer 40 % de la consommation en électricité à partir du renouvelables, le plan 2020 du Maroc et de l'Égypte pour une production de 42 % et de 20 % du renouvelables, respectivement [4].

L'énergie solaire est à l'origine de la plupart des énergies disponibles sur Terre. Elle est appelée à jouer un très important rôle dans le proche avenir, en particulier dans les pays en voie de développement. L'émergence de l'intérêt de l'utilisation de l'énergie solaire a eu lieu depuis 1970, principalement en raison de la flambée du coût des sources conventionnelles. L'exploitation de l'énergie solaire soulève cependant certains défis techniques. D'abord, elle a un caractère intermittent et aléatoire; son intégration dans les réseaux d'exploitation électrique pose des problèmes pour le maintien de l'équilibre production-consommation. Cependant, une utilisation efficace de la production d'énergie solaire nécessite des informations de prévision fiable. De plus, la maîtrise du caractère aléatoire du rayonnement solaire peut offrir une meilleure qualité de service et pourrait permettre aux gestionnaires de réseaux électriques de mieux les intégrer; cette maîtrise n'est possible qu'avec une prédiction de grandes précisions. Donc, le recours aux modèles de prévision est fondamental ; ils permettent ainsi d'anticiper la disponibilité des sources de production et faciliter la gestion du réseau [5, 6].

Vu sa situation géographique dans la ceinture solaire, l'Algérie dispose d'un des gisements solaires les plus importants au monde. Cet immense potentiel, va permettre d'exploiter cette source d'énergie pour le développement du pays dans différents domaines notamment : l'agriculture, génération de l'électricité, production de l'eau chaude sanitaire,

etc. Les mesures du rayonnement solaire global atteignant la surface de la Terre et ses deux composantes directe et diffuse, sont essentielles dans la plupart des domaines de recherche et d'exploitation de l'énergie solaire. Ainsi, un bon dimensionnement n'est possible que si les mesures sont disponibles d'une manière fiable et continue dans l'espace et dans le temps. La meilleure manière pour connaître avec haute précision la quantité d'énergie solaire, est d'installer des stations de mesures radiométriques dans plusieurs endroits et de s'occuper de leurs entretiens et de leurs enregistrements journaliers. Actuellement, le nombre des stations radiométriques reste très limité, très au-delà des besoins pour l'évaluation du potentiel solaire; avec la plupart de ces stations sont installées au nord du pays. De plus, pour des raisons techniques et économiques, l'expansion de ces stations à travers tout le pays reste problématique. Pour pallier cette problématique, le recours à des modèles et à des méthodes pour la prédiction et pour la prévision du rayonnement solaire est donc nécessaire.

Plusieurs modèles ont été proposés et utilisés pour la prédiction du rayonnement solaire à différents horizons du temps. Parmi ces modèles, on peut nommer les modèles autorégressifs (*AR*), les modèles autorégressifs et moyennes mobiles (*ARMA*), les *ARIMA* et les modèles d'intelligence artificielles (réseaux de neurones (*RNA*), la logique floue, *ANFIS*, algorithme génétique, etc.). Ces modèles considèrent certaines variables que d'autres ne considèrent pas et que la forme de la relation entre les différentes variables n'est pas la même. En effet, une synergie peut être trouvée entre ces différents modèles, d'où le concept de l'utilisation de l'approche combinée dans la prévision du rayonnement solaire. C'est dans ce contexte que s'inscrivent les travaux menés dans cette thèse.

Le présent manuscrit est structuré de la manière suivantes :

Le premier chapitre dresse un état de l'art et les avancements dans le domaine des sources d'énergies renouvelables aussi bien à l'échelle nationale qu'à l'échelle régionale et internationale avec une analyse de capacité de production électrique pour chaque source d'énergie. Le second chapitre détaille l'état de l'art dans le domaine aussi bien du rayonnement solaire, source principale de l'énergie solaire, que de sa modélisation et ses applications énergétiques. Le troisième chapitre est consacré à l'évaluation du potentiel solaire algérien. À cette fin, une analyse des données radiométriques du rayonnement solaire (direct, diffus et global) et les paramètres météorologiques (température, humidité, etc.) est menée. L'accent est mis sur les deux sites, à savoir Bouzaréah et Ghardaïa, considérés comme cas d'étude.

Ensuite, dans le quatrième chapitre, nous présentons les différents modèles et méthodes de prédiction. Nous étudions différents modèles et approches et on expose le principe de

l'hybridation de plusieurs modèles dont le but d'améliorer la précision des résultats obtenus par l'utilisation d'un modèle unique. Le cinquième chapitre propose une méthode hybride de prédiction du rayonnement global journalier reçu sur une surface horizontale. Cette méthode est la combinaison entre le processus linéaire *ARMA* et les réseaux de neurones artificiels. Enfin, la conclusion fera le bilan des résultats trouvés.

Bibliographie

- [1] Chevallier JM. Perspectives énergétiques mondiales. Actes du séminaire : perspectives énergétique du Maroc, p 11-14, 2006.
- [2] Sidler O. Les grands enjeux de l'énergie au XXIème siècle, Notes techniques et réflexions, enertech, 2012.
- [3] Observ'ER. La production d'électricité d'origine renouvelable dans le monde, 2015.
- [4] Sayigh A. Comprehensive renewable energy. Edition Elsevier, 2012.
- [5] Kalogirou S. Solar energy engineering: processes and systems. Edition Elsevier, 2013.
- [6] Badesco V. Modeling solar radiation at the Earth surface, recent advances. Edition Springer, 2008.

Chapitre 1

Les énergies renouvelables :

État des lieux

1. Introduction

Depuis la première révolution industrielle au *XIXe* siècle, les gaz à effet de serre ont augmenté de plus de 400 % ; le facteur principal de cette augmentation est l'utilisation massive des énergies fossiles qui sont considérées actuellement comme des ressources épuisables. Ceci amène à rechercher d'autres sources d'énergies alternatives, peu polluantes pour la biosphère terrestre et exploitables durablement en quantité suffisante [1]. On peut compter donc sur les énergies renouvelables comme solution alternative ; ces sources présentent l'avantage d'être disponibles en quantité illimitée et leurs exploitations est un moyen de répondre aux besoins en énergie tout en préservant l'environnement. Les principales formes d'énergies renouvelables sont : énergie solaire, énergie éolienne, énergie issue de la biomasse, énergie géothermique, énergie hydraulique.

Dans ce chapitre, nous faisons un état des lieux des différentes sources d'énergies renouvelables, les plus importantes aujourd'hui et de leurs capacités de production et de développement, à l'échelle internationale ainsi qu'à l'échelle locale.

2. Les politiques climatiques internationales

L'utilisation de combustibles fossiles dans les cent dernières années a chargé l'atmosphère avec des constituants supplémentaires et surtout avec du dioxyde de carbone (CO_2). Toutefois, la lutte contre les changements climatiques implique le choix et l'adoption des politiques strictes et draconiennes pour combattre les effets néfastes engendrés par ces changements, ce qui est visiblement influencé sur tous les continents. En effet, le climat est devenu un enjeu et une préoccupation mondiale, lorsque les gaz à effet de serre ont plus en plus pris de l'ampleur et une dimension dramatique vis-à-vis l'environnement et le devenir de l'homme sur la Terre. Cependant, une série de conférences ont été organisée par l'Organisation des Nations Unies (*ONU*) pour créer des convergences et des liens entre les pays industrialisés et les pays en voie de développement au sujet de la pollution et le bien-être des populations.

La première conférence mondiale sur le climat a été organisée à Genève en 1979. Cette conférence est caractérisée par le lancement d'un programme de recherche climatologique international, confié à l'Organisation Météorologique Mondiale (*OMM*), au Programme des Nations Unies pour l'Environnement (*PNUE*) et au conseil international des unions scientifiques (*CIUS*) [2, 3].

En 1985, lors de la convention de Vienne, les états parties s'engagent à protéger la couche d'ozone et à coopérer scientifiquement afin d'améliorer la compréhension des processus atmosphériques [3].

Le groupe intergouvernemental sur l'évolution du climat (*GIEC*) est né en 1988 ; sa mission principale est le suivi scientifique des processus de réchauffement climatique. Il est placé sous l'égide du *PNUE* et de l'*OMM* [3, 4].

Deux ans plus tard, en 1990, la 2^{ème} conférence mondiale sur le climat s'est tenue à la Haye. Les conférenciers s'engagent à stabiliser les émissions de CO_2 au niveau de 1990 d'ici à 2000. Ainsi, le *GIEC* a publié son premier rapport, où il a dressé un bilan des connaissances scientifiques sur les changements climatiques et leurs possibles répercussions sur l'environnement, l'économie et la société [4].

En Juin 1992, au sommet de la Terre de Rio de Janeiro, la convention cadre des Nations unies sur les changements climatiques a été signée. L'objectif c'est de stabiliser les concentrations atmosphériques de gaz à effet des serres à un niveau qui empêche toute perturbation humaine dangereuse du système climatique [5].

La 1^{ère} conférence des parties à la convention sur le climat (*COP1*) s'est tenue à Berlin en 1995, où le principe des quotas d'émission de GES est adopté. Également, le *GIEC* publia son 2^{ème} rapport confirmant l'influence des activités humaines sur les changements climatiques et prévoit un réchauffement moyen de 1 à 3.5 °C d'ici à 2100 ainsi qu'une augmentation du niveau de la mer de 15 à 95 cm [4].

En décembre 1997, s'est tenue la 3^{ème} conférence des Nations unies sur les changements climatiques à Kyoto (Japon) et l'adoption d'un protocole à la Convention sur le climat baptisé « protocole de Kyoto ». Ce protocole engage les pays industrialisés à réduire les émissions de *GES* de 5.2 % en moyenne d'ici 2012 par rapport au niveau de 1990. Ce protocole n'est entré en vigueur qu'en février 2005 lorsque la Russie a enfin accepté de le ratifier [3, 5].

En décembre 2008, la 14^{ème} conférence des Nations unies sur le climat a lieu à Poznań (Pologne). Elle est consacrée à l'avancée des négociations sur le traité appelé à remplacer le protocole de Kyoto. L'un des principaux acquis réside dans la création d'un fonds d'aide aux pays pauvres menacés par les conséquences du réchauffement [6].

Lors du sommet des Nations Unies sur le climat qui s'est déroulé à Copenhague en décembre 2009, les états parties renégocier le protocole de Kyoto et se termine par l'adoption d'un texte affirmant la nécessité de limiter le réchauffement planétaire à 2° C par rapport à l'ère préindustrielle mais ne comporte aucun engagement chiffré de réduction des émissions de gaz à effet de serre. Néanmoins, les pays industrialisés s'engagent collectivement à apporter des aides aux pays les plus vulnérables pour l'adaptation des pays en développement aux effets du réchauffement climatique [6].

En décembre 2010, la 16^{ème} conférence des parties signataires de la convention-cadre des Nations Unies sur le climat réunit les représentants de 192 pays lors du sommet de Cancun (Mexique), a adopté un texte mettant en place une série de mécanismes financiers pour lutter contre le réchauffement climatique.

En décembre 2011, Durban (Afrique du sud), un accord pour un pacte global de réduction des émissions de gaz à effet de serre dont l'entrée en vigueur est prévu à l'horizon 2020. L'accord englobe pour la première fois tous les pays dans la lutte contre le réchauffement climatique, notamment les plus pollueurs (la Chine, l'Inde et les Etats-Unis). Il ne prévoit toutefois ni contrainte juridique, ni hausse du niveau des mesures pour réduire les émissions de gaz à effet de serre, afin de limiter le réchauffement sous le seuil de 2 °C [5].

En décembre 2015, après trois décennies de négociations internationales sur le climat, la conférence de Paris (*COP21*) a permis l'adoption d'un nouveau protocole et d'un instrument juridique qui prendront effet d'ici à 2020. Cet accord est exigeant à tous les pays et a pour objectif final la stabilisation de l'augmentation des températures à 2 °C par rapport au niveau de la période préindustrielle [7].

Par conséquent, comme il est évoqué ci-dessus, il fallait plus de 30 ans pour l'établissement des politiques sévères afin de faire face à la situation climatique actuelle que subit notre planète. Donc, trouver un compromis entre les problématiques climatiques et les décisions politiques n'est pas toujours commode.

3. Les énergies renouvelables à l'échelle internationale

La demande énergétique mondiale devrait continuer de croître sur les 40 prochaines années ; deux dynamiques fondamentales sous-tendent cette évolution : la croissance de la population et celle de l'économie. La population mondiale a dépassé les 7 milliards d'individus en 2010 et devrait atteindre les 9 milliards à l'horizon 2050, soit une hausse de

près de 30 %. La croissance économique à elle-même, contribuera à accroître les besoins énergétiques mondiaux.

L'électricité est considérée comme un facteur fondamental pour le développement économique de n'importe quel pays à cause de l'industrialisation, du progrès technique et du besoin de confort moderne [8, 9]. Actuellement, la principale source d'énergie au niveau mondial provient des combustibles fossiles conventionnels (pétrole, gaz naturel et le charbon) (Figures 1-1 et 1-2). Néanmoins ces sources d'énergie posent un problème de réserves et de pollution. C'est pourquoi il est évident d'explorer et de développer de nouvelles sources d'énergies alternatives aux sources conventionnelles, car les besoins en énergie ne cessent d'accroître avec l'industrialisation et les exigences du mode de vie. En effet, les énergies renouvelables représentent un excellent candidat ; elles ont l'avantage d'être disponible en quantité infinie et leurs exploitations ne posent aucun danger sur l'environnement (pas de rejet de gaz à effet de serre).

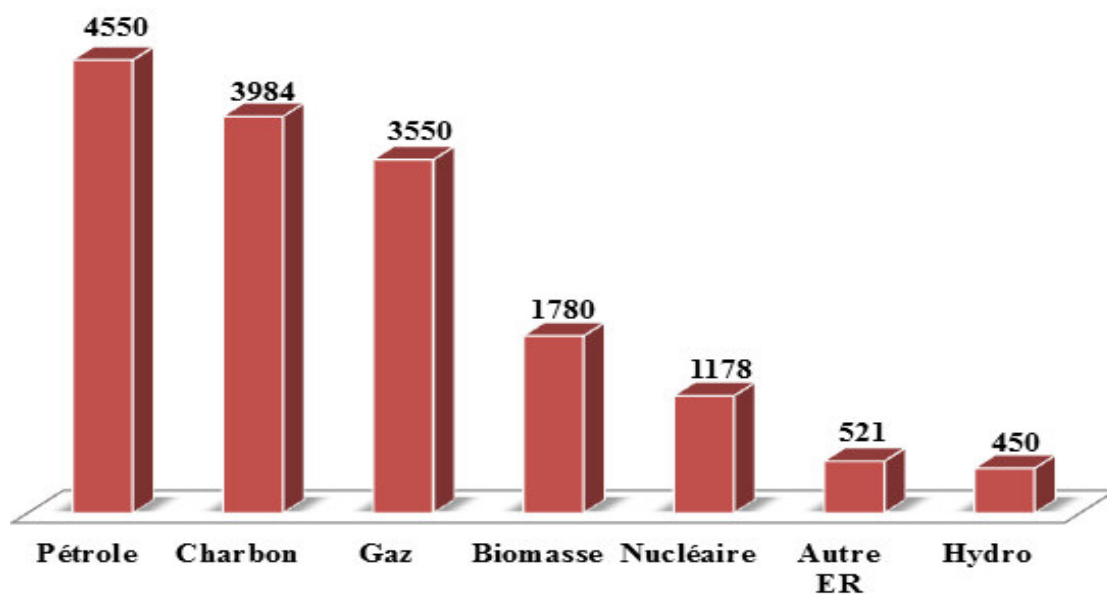


Figure 1-1 : Demande mondiale d'énergies primaires (en million de tonne de tep) [9]

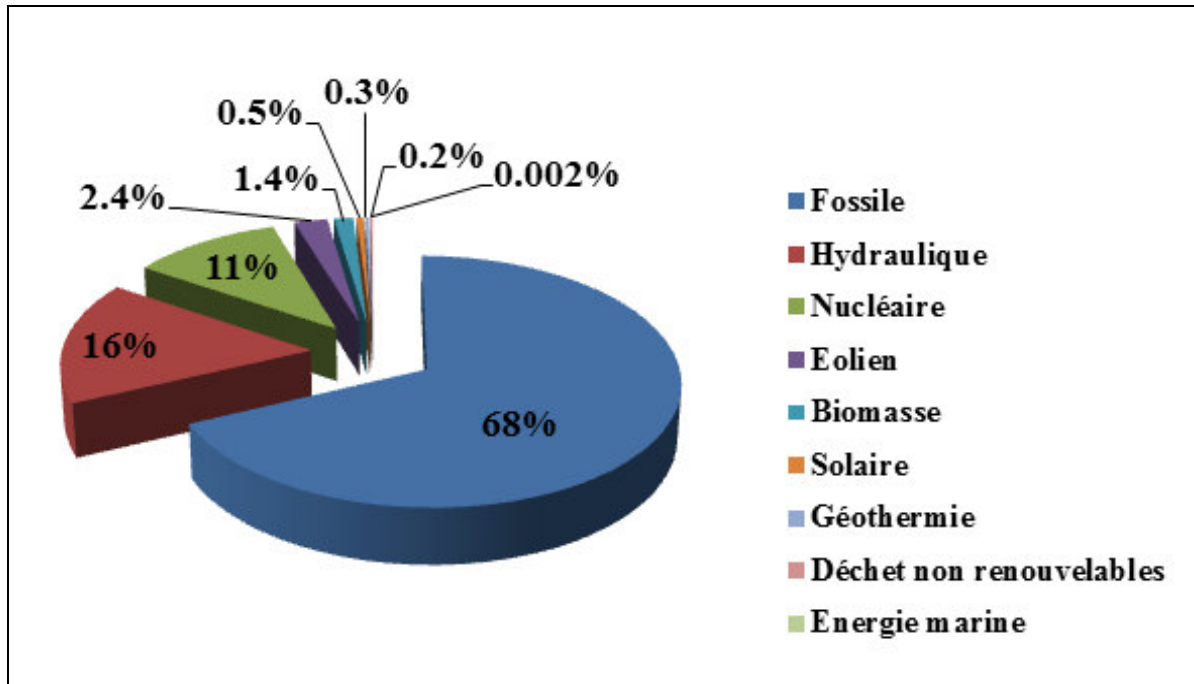


Figure 1-2: Structure de la production électrique dans le monde [9]

Les énergies renouvelables représentent aujourd'hui environ 59 % des ajouts nets de capacité électrique mondiale ; elles sont fortement progressées dans toutes les régions du monde. L'énergie éolienne, l'énergie solaire photovoltaïque et l'hydroélectricité ont dominé le marché. À la fin de l'année 2014, il était estimé que les énergies renouvelables représentaient 27.7 % de la capacité de production électrique, ce qui leur permettait de fournir 22.8 % de la demande électrique mondiale [9].

L'électricité d'origine renouvelable dans le monde provient principalement de six sources distinctes :

- ❖ **hydraulique** (78 %) : l'énergie hydroélectrique est obtenue par conversion de l'énergie hydraulique et des différents flux d'eau naturels, en électricité. L'énergie cinétique du courant d'eau est transformée en énergie mécanique par une turbine hydraulique, puis en énergie électrique par un alternateur.

Des nouvelles capacités d'hydroélectricité sont mises en service dans le monde ; elles sont estimées de 37 GW en 2014, ce qui porte la capacité mondiale totale à environ 1055 GW ;

- ❖ **éolien** (11.4 %) : l'énergie électrique est produite par une éolienne couplée à un générateur pour fabriquer du courant continu ou alternatif. Le générateur est relié à un réseau électrique ou bien fonctionne au sein d'un système « autonome » avec un générateur d'appoint

(par exemple un groupe électrogène) et/ou un parc de batteries ou un autre dispositif de stockage d'énergie.

Le marché mondial de l'énergie éolienne a retrouvé la voie de la croissance ces deux dernières années, en ajoutant une capacité record de 51 GW (la plus importante parmi toutes les technologies d'énergie renouvelable) pour un total de 370 GW. Parallèlement, de nouveaux marchés ont continué de fleurir en Afrique, en Asie et en Amérique latine. La Chine reste le leader mondial dépassant ainsi l'Europe en termes de capacité totale [8, 9] ;

❖ **biomasse** (6.9 %) : il s'agit d'énergie issue des matériaux d'origine biologique ou organique qui peuvent être employés comme combustible pour la production de chaleur ou d'électricité .

La production mondiale de bioénergie s'est augmentée d'environ 9 % [4, 5]. En termes de l'ajout de capacité, les premières places sont consacrées par la Chine, le Brésil et le Japon, tandis que USA et l'Allemagne sont leader en termes de production ;

❖ **solaire** (2.2 %) : L'énergie solaire reçue chaque année sur la terre est égale à plus de 20 fois nos besoins énergétiques ; elle est capturée par des capteurs (panneaux) qui la transforme soit en chaleur (solaire thermique) soit en électricité (solaire photovoltaïque). Le solaire thermique est l'utilisation directe de l'énergie solaire. Son principe est d'utiliser les rayonnements solaires captés pour les convertir en énergie thermique. Cette dernière est obtenue grâce à un dispositif de conversion et de répartition. Les panneaux solaires thermiques sont les éléments fondamentaux de son installation qui vont produire de l'énergie solaire. L'énergie photovoltaïque est basée sur l'effet Photoélectrique. Celui-ci permet de créer un courant électrique continu à partir d'un rayonnement électromagnétique.

La capacité installée de l'énergie solaire photovoltaïque est estimée de 40 GW pour une capacité mondiale de 177 GW. Cette nouvelle capacité se situe principalement en Chine, au Japon et aux États-Unis. À la fin de 2016, les capacités cumulées des installations photovoltaïques dépasseront 310 GW, contre seulement 40 GW à la fin de 2010 [11]. Donc, un progrès record est enregistré dans cette thématique ;

❖ **géothermie** (1.5 %) : c'est l'extraction d'énergie contenue dans le sol pour l'utiliser sous forme de chauffage ou d'électricité. La température croît depuis la surface vers l'intérieur de la terre. Selon les régions, l'augmentation de la température avec la profondeur est plus en moins forte et varie de 3 °C par 100 m en moyenne jusqu'à 15°C ou même 30°C ;

Ces cinq dernières années, la capacité électrique totale a progressé au rythme moyen annuel de 3.6 % et la capacité de chauffage, à 5.9 %. Une nouvelle capacité de production électrique géothermique d'environ 640 MW a été mise en service en 2014, ce qui porte le total à près de 12.8 GW [6] ;

❖ **énergie marine** (0.01 %) : est l'ensemble des énergies exploitées en mer ou sur le littoral. Ces différentes énergies sont engendrées par l'énergie solaire et la gravité. Parmi ces énergies marines on trouve : l'énergie marémotrice (qui exploite les courants de marée), l'énergie de la houle et des vagues (utilise les mouvements verticaux des ondes de houle), l'énergie thermique des mers (exploite le gradient thermique entre les eaux de surface et les eaux profondes), les éoliennes offshore, et l'énergie osmotique (diffusion libre des particules par l'arrivée d'eau douce dans l'eau salée de la mer).

L'énergie marine connaît un progrès lent, une faible capacité d'ordre de 530 MW issue de l'énergie marémotrice est enregistrée en 2014. La quasi-totalité des nouvelles installations ont pris la forme de projets pilotes ou de projets témoins [5, 6].

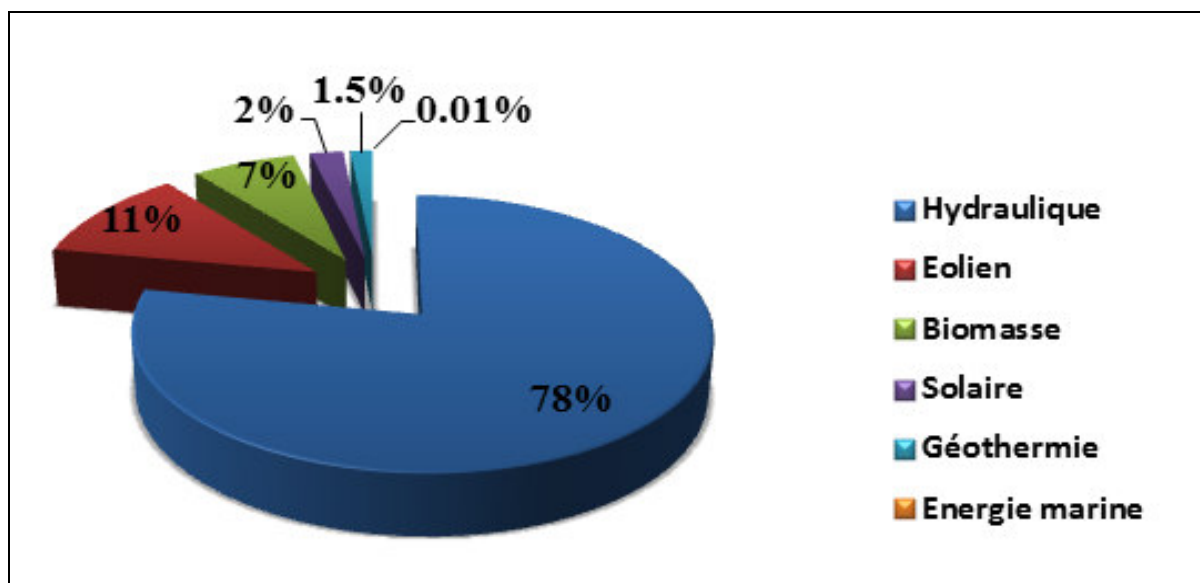


Figure 1-3: Répartition de la production d'électricité d'origine renouvelable dans le monde [10]

Une analyse détaillée filière par filière (Figure 1-4) permet de montrer que la production d'électricité solaire qui affiche le plus taux de croissance annuel moyen (50.6 %). Cette croissance était inférieure à celle enregistrée entre 2011 et 2012 (65.5 %).

Sur la période, le taux de croissance de la filière éolienne est également important (26.1 %), mais son rythme a baissé entre 2011 et 2012 (18.3 %). La biomasse à son tour a enregistré un taux de croissance modéré (8.3 % par an en moyenne), mais reste plus de deux fois

supérieures à celle de la production d'électricité totale (3.4 % par an en moyenne). Cette croissance est toujours active entre 2011 et 2012 (6 % comme taux de croissance), assistée par la conversion d'un nombre important des centrales de charbon en centrales de co-combustion biomasse [9].

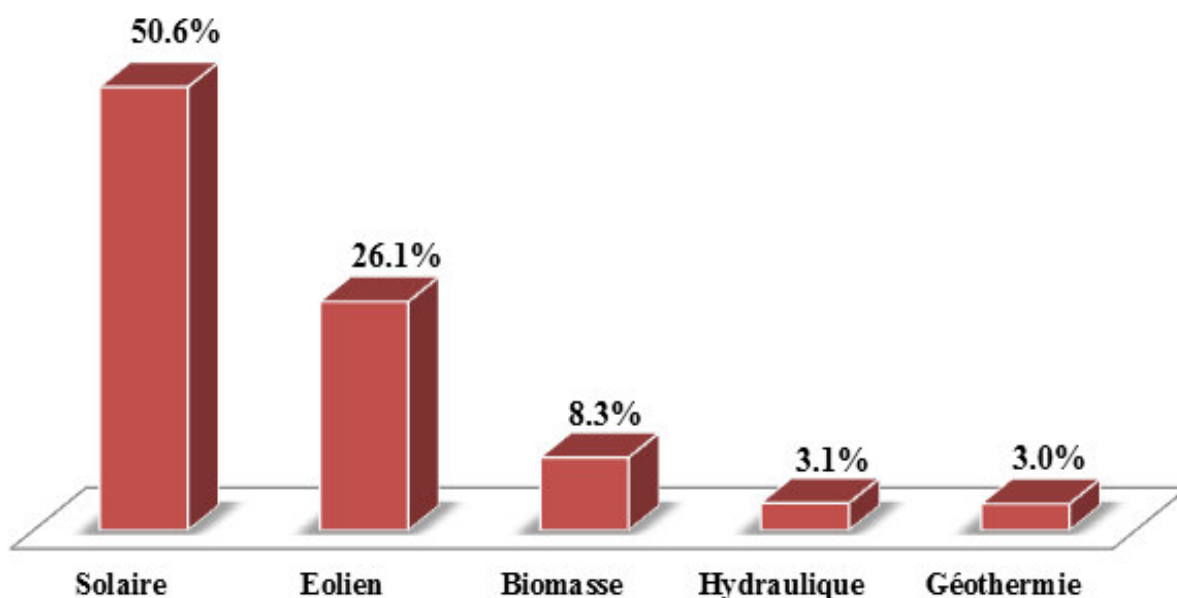


Figure 1-4: Taux de croissance annuel moyen (2011-2012) [10, 11]

4. Les énergies renouvelables à l'échelle nationale

La consommation nationale en électricité ne cesse de grimper ces dernières années. Elle devrait passer de près de 64 TWh en 2015 à 83 TWh en 2020 pour passer à 150 TWh en 2030, soit une croissance de plus de 6 % par an. En 2013, la consommation nationale en électricité est de 28 % de la consommation nationale en énergie (35 % du gaz naturel et 30 % des produits pétroliers), soit une hausse de 4.3 % par rapport à 2012, sachant que la production nationale en électricité est issue principalement des sources conventionnelles (99.2 %) et la part des énergies renouvelables dans cette production demeure toujours insuffisante (0.1 % pour le solaire et 0.7 % pour l'hydraulique) [9].

Dans cette tendance, l'Algérie a démontré sa volonté pour diversifier ses ressources énergétiques et contribuer efficacement aux efforts universels pour réduire les émissions de CO_2 . Ainsi, un programme ambitieux a été lancé pour développer et promouvoir les énergies renouvelables. Un objectif s'est fixé en 2011 pour obtenir 40 % de la consommation

énergétique à partir des énergies renouvelables l'an 2030 [12]. Ce programme a été révisé récemment par l'introduction des filières de la biomasse (valorisation des déchets), de la cogénération, de la géothermie et également du développement du solaire thermique (CSP) d'ici 2021. La réalisation du programme permettra d'atteindre à l'horizon 2030 une part de renouvelables de près de 27 % dans le bilan national de production d'électricité. Donc, le programme prévoit l'installation de plus de 22 GW de capacités renouvelables dont 12 GW étant dédiés à couvrir la demande nationale en électricité et 10 GW seront destinés à l'exportation. La répartition de ce programme par filière technologique, se présente comme suit [12, 13]:

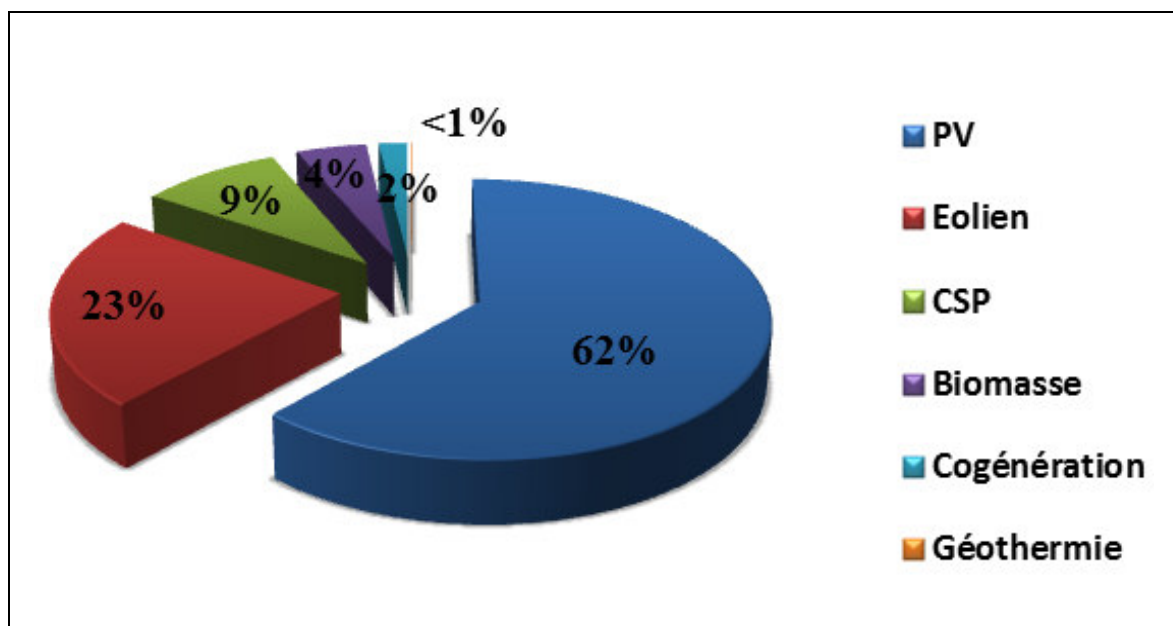


Figure 1-5: Répartition du programme national des ER par filière technologique [12]

Donc, le total s'élève à 22 GW, dont plus de 4.5 GW doivent être réalisés d'ici à 2020. Les retombées de ce programme seront très significatives en matière de création d'emplois, d'industrialisation, de développement technologique et d'acquisition de savoir-faire, contribuant ainsi à la croissance et à la modernisation économique du pays ainsi qu'à la préservation de l'environnement.

En 2012, la part d'électricité d'origine renouvelable est estimée à 15 % pour le solaire et 85 % pour l'hydraulique, ce qui augmente le taux de pénétration des énergies renouvelables dans la production nationale en électricité [13].

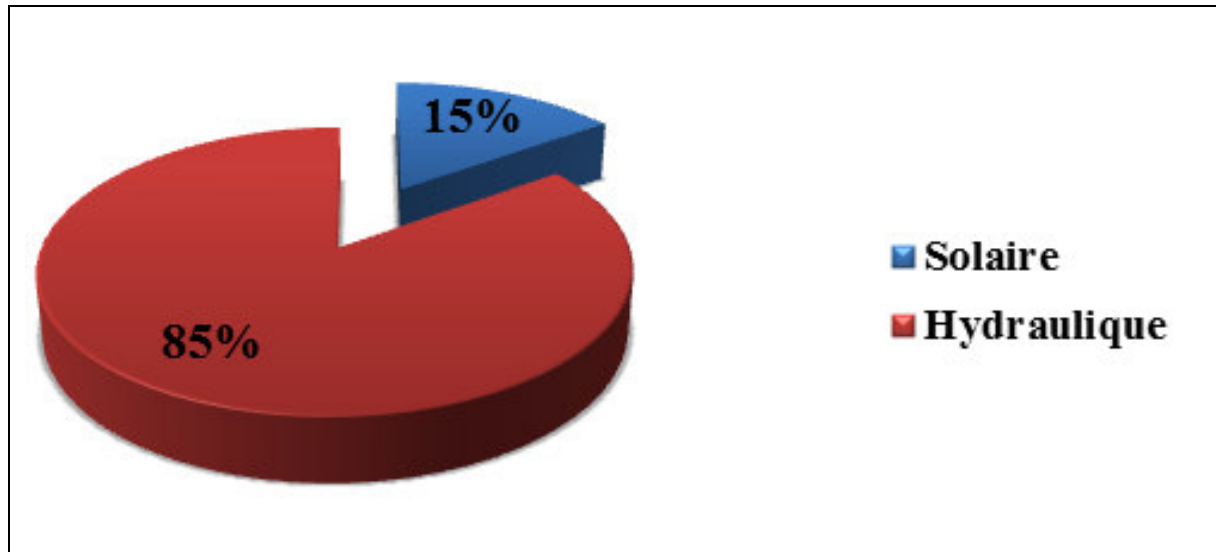


Figure 1-6: Répartition de production d'électricité d'origine renouvelable en Algérie (2012) [9]

Pour accompagner la mise en œuvre de ce plan national de développement des énergies renouvelables, une série de mesures incitatives est envisagée par les pouvoirs publics dans le but d'encourager les entreprises et les industriels désirant investir dans ce domaine. Les principales mesures sont [12]:

- ❖ Réduction des droits de douane et de la TVA à l'importation d'équipements liés à l'industrie des énergies renouvelables (matière première et produits semi-finis) ;
- ❖ Un fond national de maîtrise de l'énergie (FNME) pour financer les projets en relation avec les énergies renouvelables et l'octroi des prêts non rémunérés effectués auprès des banques et des établissements financiers ;
- ❖ Une loi sur la maîtrise de l'énergie ;
- ❖ Une loi sur la promotion des énergies renouvelables.

Par conséquent, les ressources énergétiques les plus importantes en Algérie sont : le solaire, l'éolien et la géothermie. Toutefois, l'énergie solaire et éolienne, bien qu'elles aient un caractère intermittent et aléatoire, sont appelées à jouer un rôle important dans le proche avenir, afin de satisfaire les besoins du pays en énergie. Une bonne caractérisation de ces potentiels est alors nécessaire non seulement pour la qualification des sites, mais également pour la conception optimale des systèmes de conversion d'énergie et pour la sélection de la technique adéquate.

4.1. Energie solaire

De par sa situation géographique, l'Algérie dispose d'un des gisements solaires les plus importants au monde avec un potentiel d'environ de 5 milliards GWh/an et une durée d'insolation sur la quasi-totalité du territoire national dépassant les 2000 heures annuellement et atteint les 3900 heures sur les hauts plateaux et le Sahara [13, 14]. Le rayonnement solaire global journalier reçu sur une surface horizontale de 1 m² est de l'ordre de 5 kWh sur la majeure partie du territoire national, soit près de 1700 kWh/m²/an au nord et 2263 kWh/m²/an au sud du pays. Le rayonnement direct à incidence normale (DNI) est estimé de 1800 kWh/m²/an au nord et il peut atteindre 2900 kWh/m²/an dans la région sud. Cet énorme potentiel traduit la viabilité d'exploiter cette forme d'énergie dans divers domaines notamment dans la génération de l'électricité. L'Algérie donc, prévoit de générer 31.2 % de sa puissance électrique à partir de l'énergie solaire l'an 2030 (9.2 % pour le PV et 24 % pour le CSP) [16].

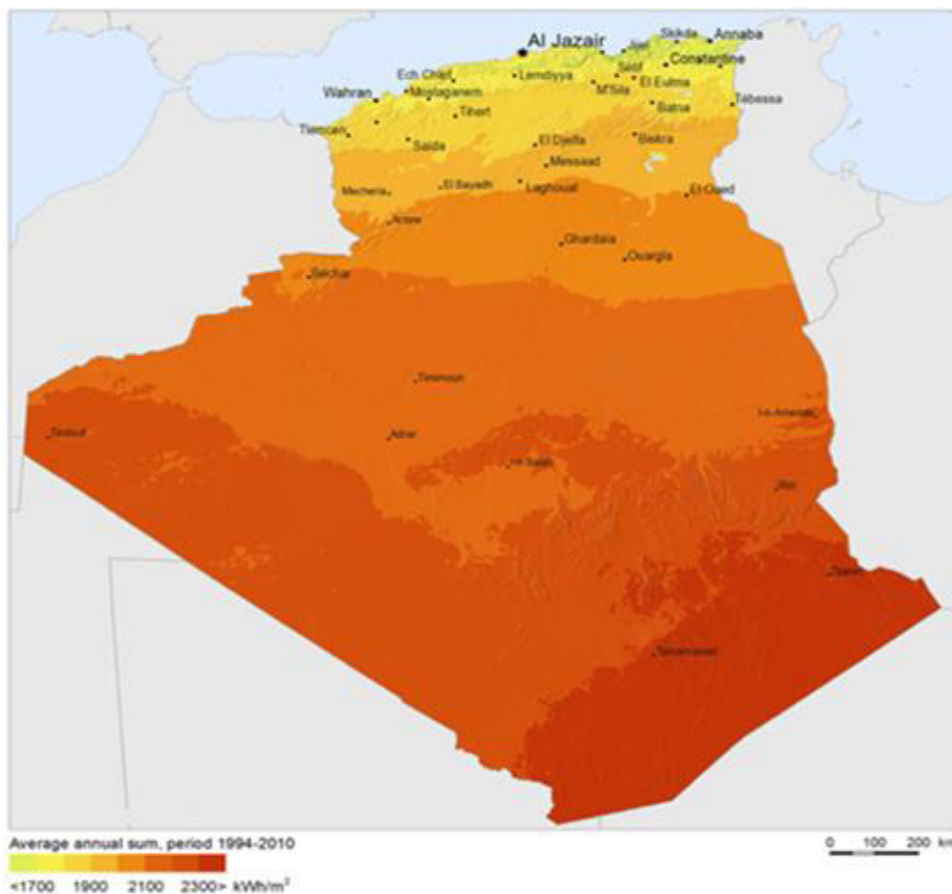


Figure 1-7: Rayonnement global sur une surface horizontale [17]

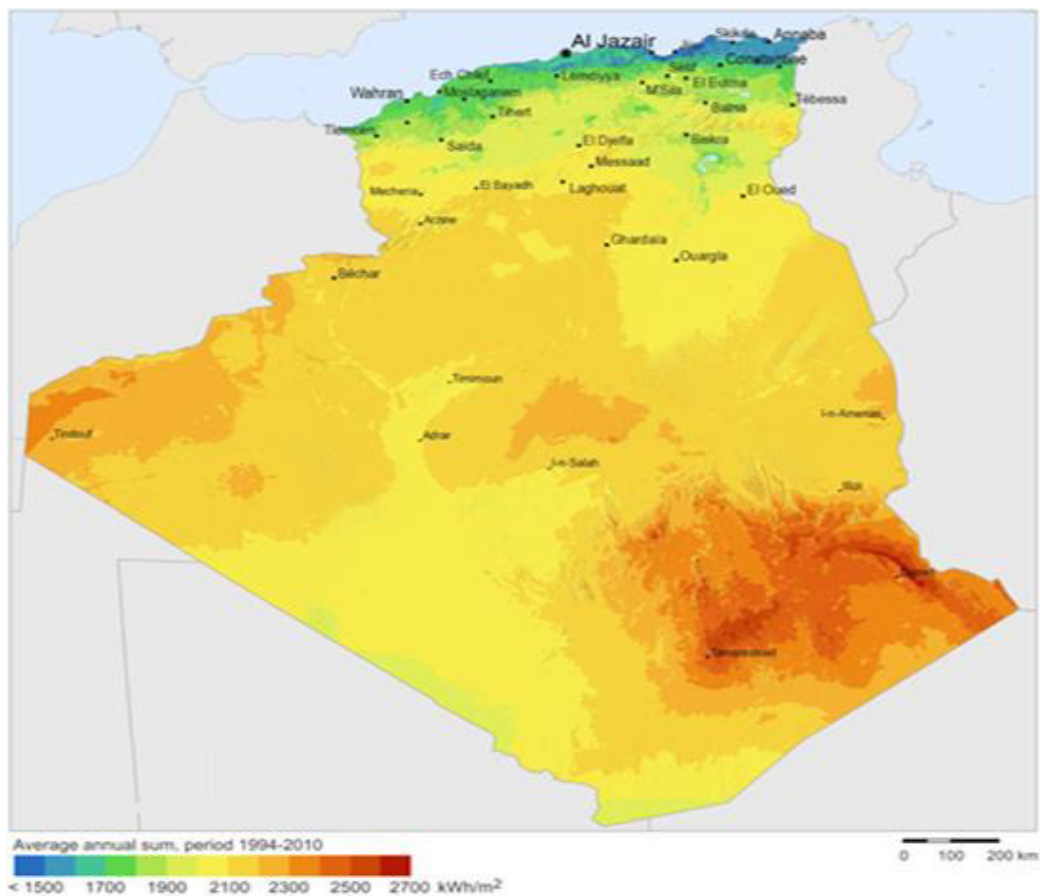


Figure 1-8 : Rayonnement direct à incidence normale [17]

Les réalisations en matière d'installations photovoltaïques ne datent pas d'aujourd'hui. Cependant, plusieurs applications ont été effectuées liées à l'électrification rurale, pompage d'eau pour l'irrigation dans les sites isolés, l'éclairage public, les protections cathodiques et l'alimentation des systèmes de télémétrie au niveau des gisements d'hydrocarbures. En ce qui concerne la production de l'électricité à grand échelle, des centrales PV sont déjà en phase d'exploitation, on peut citer à titre d'exemple la centrale pilote de Ghardaïa générant une puissance de 1.1 MW pour l'expérimentation des quatre technologies PV existantes. Actuellement, 23 projets d'une capacité de 400 MW sont en cours de réalisation à travers les régions des hauts plateaux et le grand sud. En effet, 27 centrales photovoltaïques et 27 centrales hybrides sont projetées dans le cadre du programme national des énergies renouvelables [13].

La production d'électricité via le procédé de concentration des rayons solaires est une autre valorisation de l'énergie solaire. Les rayons sont donc concentrés à l'aide des miroirs

(cylindro-parabolique par exemple) afin de chauffer un fluide caloporteur qui permet en général de produire de l'électricité. Une application de ce procédé a été inauguré à Hassi R'mel, désigné par la centrale hybride (solaire-gaz) pour produire une puissance de 150 MW dont 25 MW à partir du solaire. Cette centrale est opérationnelle depuis juillet 2011. Une autre centrale CSP d'une puissance de 20 MW va être implantée à Beni Abbes (Wilaya de Bechar) est projeté dans les futurs mois à venir [14]. En rappel, 6 centrales solaires thermiques seront programmées en termes de 2030.

4.2. Energie éolienne

L'énergie éolienne tient actuellement le rôle de vedette de part de sa contribution à la production d'électricité. Elle est l'une des plus prometteuses en termes d'écologie, de compétitivité, de champs d'applications et de création d'emplois et de richesse.

En Algérie, cette source d'énergie varie beaucoup d'un endroit à un autre. Ceci est dû à une topographie et à un climat très diversifiés. En effet, on distingue deux grandes zones géographiques distinctes : la première zone est le nord méditerranéen, caractérisé par un littoral de 1200 km et un relief montagneux, représenté par les deux chaînes de l'Atlas tellien et saharien, entre elle s'intercale les haut plateaux avec un climat continental. La deuxième région est le grand sud caractérisé par un climat saharien [15].

Plus de 80 % du territoire national bénéficie d'une vitesse du vent supérieure ou égale à 4 m/s, vitesse moyenne à partir de laquelle une éolienne démarre. La Figure 1-9 expose le gisement éolien du pays. Il est évident que, le sud est déterminé par des vitesses plus élevées que le nord, en particulier dans les régions d'Adrar, In Salah et Timimoune, où la vitesse du vent est supérieure ou égale à 6 (m/s). Par ailleurs, un couloir présentant des vitesses variantes de 4 à 5 m/s, allant de Tamanrasset jusqu'à Béchar en passant par la côte d'Alger, est distingué.

Les d'applications éoliennes sont en cours de concrétisation ; la ferme éolienne pilote de Kabertene (Adrar) d'une capacité de 10 MW est déjà opérationnelle depuis la fin 2014. Il est envisagé également l'installation de deux autres fermes éoliennes à moyen terme et cela dans le contexte du plan national des énergies renouvelables. La première va être installée à Timimoune avec une capacité de 50 MW et la deuxième d'une capacité de 20 MW sera implantée à Khenchela. Au terme de l'an 2030, sept centrales éoliennes sont prévues et la part de la production électrique à partir de l'énergie éolienne sera donc de l'ordre de 6.8 % [14].

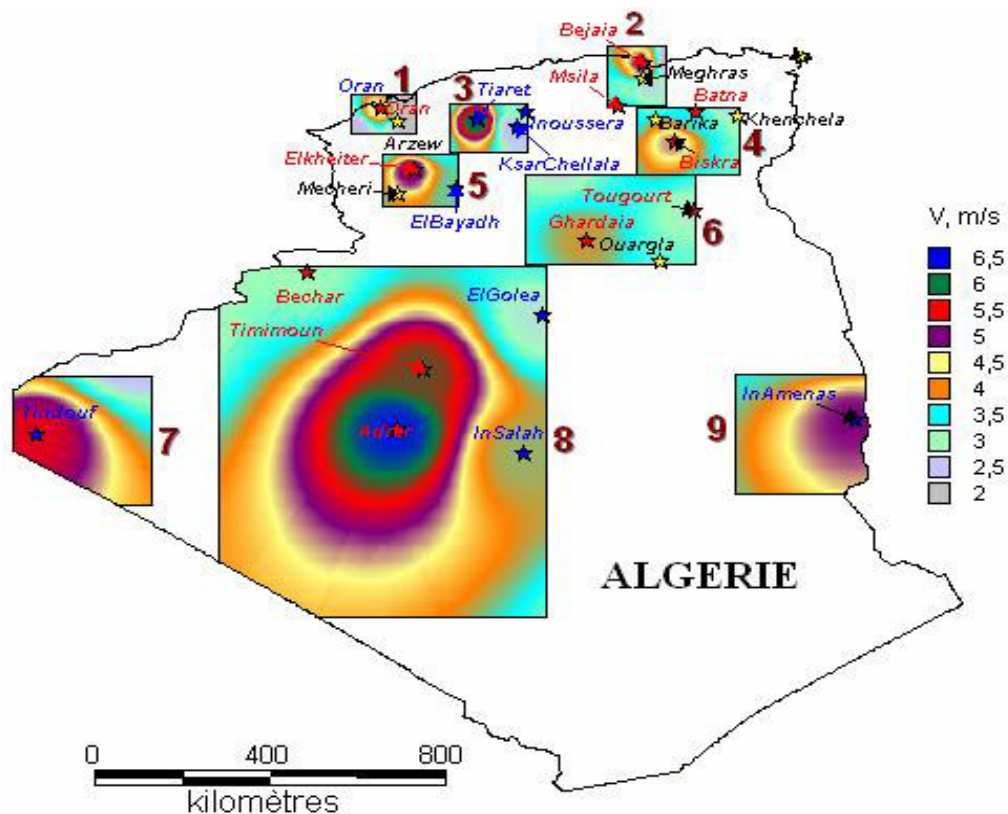


Figure 1-9 : La cartographie de la vitesse de vent en Algérie [13]

4.3. La géothermie

Le potentiel géothermique algérien est d'une immense importance ; les calcaires jurassiques du Nord du pays constituent un important réservoir géothermique. Près de 200 sources thermales ont été inventoriées et elles sont réparties à travers tout le territoire du Nord algérien, majoritaires au Nord-Est. Parmi les plus importantes, nous pouvons citer Hammam Meskoutine (98 °C) à Guelma, Hammam Boutaleb (52 °C) à Sétif et Hammam Bouhanifia (66 °C) à Mascara [18]. Ces émergences naturelles qui sont généralement les fuites de réservoirs existants, débitent à elles seules plus de 2 (m³/s) d'eau chaude. Ceci ne représente qu'une infime partie des possibilités de production des réservoirs.

Plus au Sud, la formation du continental intercalaire, constitue un vaste réservoir géothermique qui s'étend sur plusieurs milliers de km². Ce réservoir, appelé communément nappe albiennaise est exploité à travers des forages à plus de 4 (m³/s). L'eau de cette nappe se trouve à une température moyenne de 57 °C [19, 20].

Si on associe le débit d'exploitation de la nappe albienne au débit total des sources thermales cela représenterait en termes de puissance, plus de 700 MW.

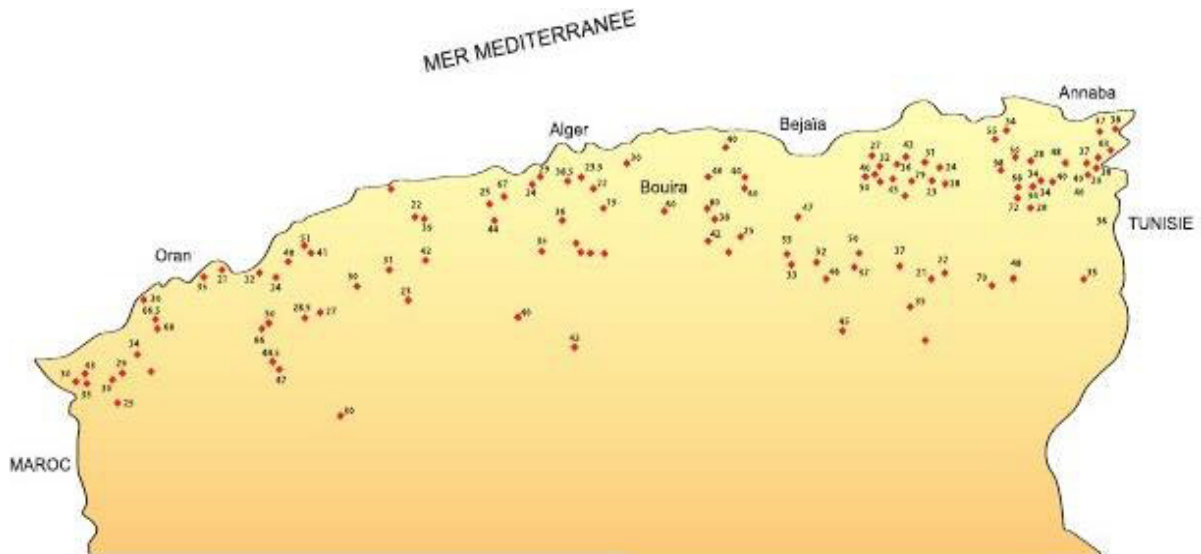


Figure 1-10 : Carte du flux de chaleur du Nord algérien [19, 20]

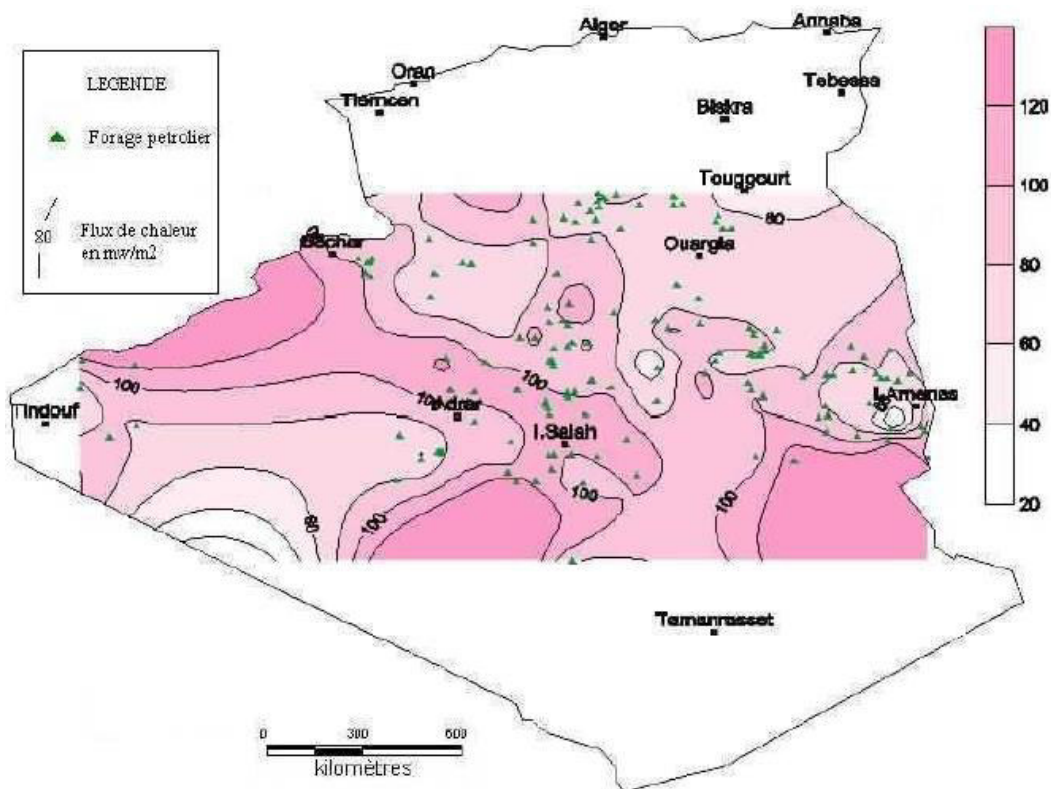


Figure 1-11 : Carte du flux de chaleur du Sud algérien [19, 20]

5. Conclusion

Les politiques exercés par les grandes puissances du monde en termes d'énergie depuis plus de trois décennies ont engendré des atteintes majeures envers de notre environnement. En effet, le monde d'aujourd'hui est de plus en plus orienté vers une utilisation massive des énergies renouvelables comme solution alternative aux énergies conventionnelles, dans la perspective de préserver l'environnement des gaz à effet de serre. Cependant, les énergies renouvelables auront sans doute une place plus importante dans le futur, car elles se développent un peu partout de nos jours. De plus, ces énergies sont propres, moins polluantes et participent particulièrement à la protection de l'environnement.

Nous avons présenté dans ce chapitre, un état des lieux des énergies renouvelables dans un contexte international et national. À l'échelle internationale, les ajouts de capacité électrique mondiale à partir des énergies renouvelables sont évalués de l'ordre de 59%. Cependant, en Algérie, un programme ambitieux a été élaboré afin de produire une capacité de 22 GW en termes de l'an 2030, où la part de l'électricité d'origine renouvelable sera 27% du bilan national de production d'électricité.

Le prochain chapitre sera consacré au rayonnement solaire, fuel principal de l'énergie solaire où nous exposerons un état de l'art détaillé sur cette source énergétique.

6. Bibliographie

- [1] www.economiesolidaire.com
- [2] www.wmo.int
- [3] www.treaties.un.org
- [4] Bulletin de l'OMM, Volume 39, N°1, Janvier 1990.
- [5] Amy D, Aykut S. De Rio 1992 à Rio 2012 vingt années de négociations climatiques : Quel bilan ? Quel rôle pour l'Europe ? Quels futurs ?
- [6] journals.openedition.org
- [7] Réseau climat développement. Déclaration de Paris, mai 2015.
- [8] REN 21. Rapport sur le statut mondial des énergies renouvelables, 2015.
- [9] Observ'ER. La production d'électricité d'origine renouvelable dans le monde, 2015.
- [10] International energy agency, *World energy outlook*, 2014.
- [11] www.renewableenergyfocus.com
- [12] Programme des énergies renouvelables et de l'efficacité énergétique, mars 2011.
- [13] www.energy.gov.dz
- [14] www.sktm.dz
- [15] Kasbadji-Merzouk N. Carte des vents de l'Algérie : Résultats préliminaires, Rev. Energ. Ren (valorisation), p 209-214, 1999.
- [16] Othenio H. Awange J. Energy resources in Africa; Distribution, opportunities and challenges. Edition Springer, 2016.
- [17] www.solargis.info
- [18] Fekraoui A, Abouriche A. Ressources géothermiques du Nord de l'Algérie : élément de l'Atlas géothermique. Rev. Energ. Ren (valorisation), p159-162, 1999.
- [19] Ouali S, Khellaf A, Baddari K. Etude géothermique du sud de l'Algérie. Rev. Energ. Ren, 9(4), p 297-306, 2006.
- [20] Ouali S. Etude géothermique du sud de l'Algérie. Mémoire de Magister, 2006.

Chapitre 2

Le rayonnement solaire : État de l'art

1. Introduction

L'émission du rayonnement solaire dans tous les coins de l'espace apparaît sous forme d'ondes électromagnétiques qui transportent l'énergie à la vitesse de la lumière. Le rayonnement solaire est absorbé, réfléchi ou diffusé par des particules solides dans un endroit de l'espace et surtout par la terre, qui dépend à son arrivée par la géométrie de la terre, sa distance du soleil, des coordonnées astronomiques et la composition de l'atmosphère. Nous présenterons dans cette section un état de l'art détaillé sur le rayonnement solaire, sa modélisation et ses applications énergétiques.

2. La source solaire

Toute discussion sur l'énergie solaire devrait commencer par un examen de la source d'énergie elle-même. Le Soleil est avant tout l'élément essentiel rendant la vie sur Terre (chaleur, photosynthèse, et création des énergies fossiles). Il est situé au centre de notre système solaire et est composé principalement d'hydrogène (75 %) et d'hélium (25 %) et d'une fraction d'éléments plus lourds. Son spectre renferme des bandes de métaux ionisés et neutres, ainsi que de faibles bandes d'hydrogène. Le diamètre du soleil est $R = 1.39 \times 10^6$ km. Le soleil est un générateur et distributeur d'énergie pour d'autres planètes comme la terre. On estime que 90 % de l'énergie est produite dans la zone comprise entre 0 et $0.23 \cdot R$, qui contiennent 40 % de la masse du soleil. La température de base varie entre 8×10^6 et 40×10^6 (°K) et la densité est estimée à environ 100 fois celle de l'eau.

Le Soleil (Figure 2-1) émet une énergie d'environ de $3.8 \cdot 10^{20}$ MW ; elle est provenu de réactions thermonucléaires qui s'y produisent. Elles transforment à chaque seconde environ 700 millions de tonnes d'hydrogène en 695 millions de tonnes d'hélium et 5 millions de tonnes d'énergie sous forme de rayons gamma. L'énergie générée dans le noyau du soleil doit être transférée vers la surface ensuite pour la rayonner dans l'espace. Le soleil rayonne une énergie électromagnétique sous forme de photons qui se sont des particules de lumière. Près d'un tiers de cette énergie incidente sur la terre est réfléchi, mais le reste est absorbé et par la suite, retransmis à l'espace lointain en termes de rayonnement infrarouge [1].

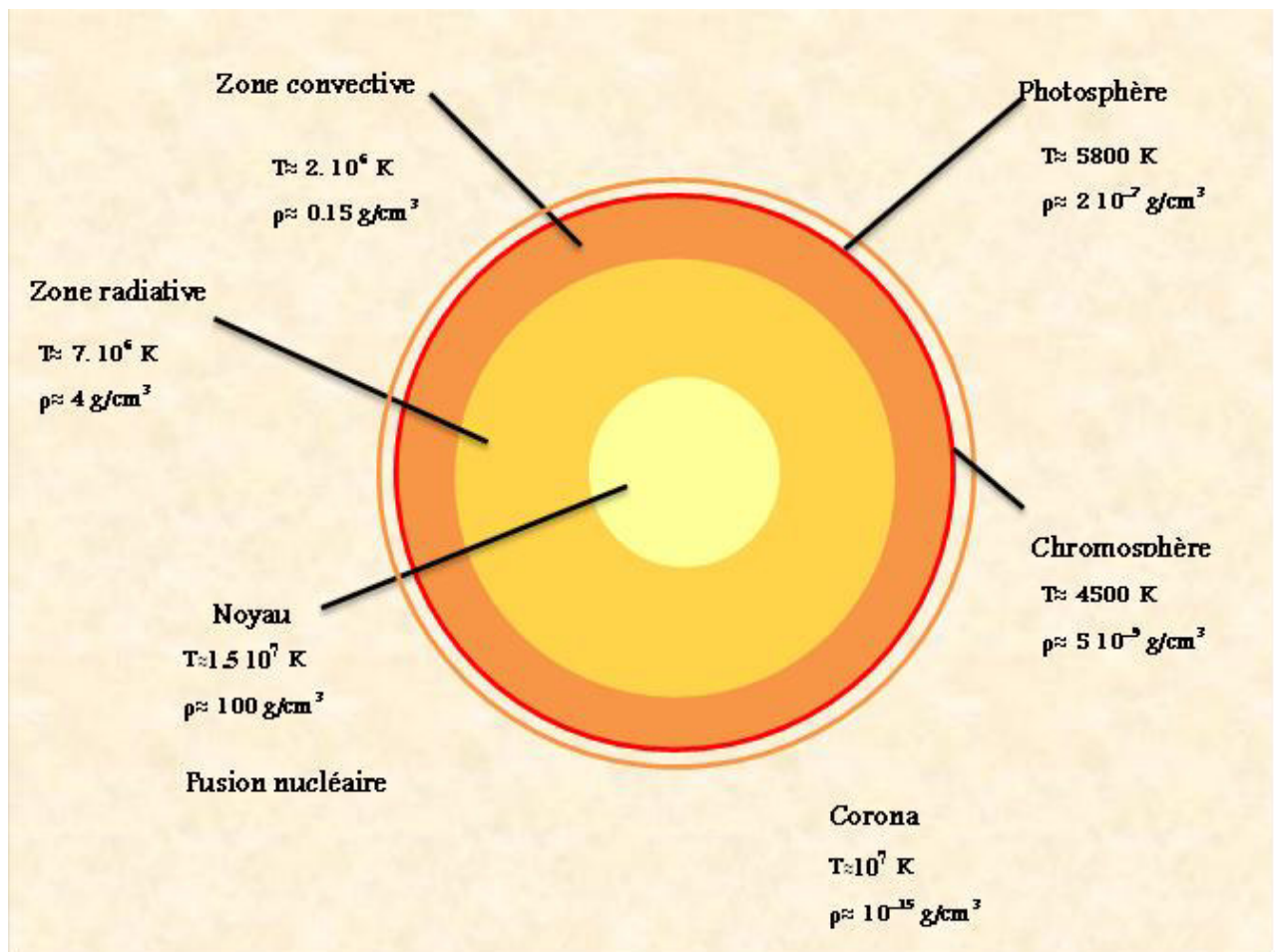


Figure 2-1 : Structure du Soleil [2]

Le rayonnement solaire se réfère à l'énergie provenant du Soleil dans la gamme de longueurs d'onde 0,3-3 μm ; elle constitue la principale source d'énergie pour le système global Terre-atmosphère. Le spectre d'énergie solaire comprend des longueurs d'onde qui sont trop longues pour être vu par l'œil nu (l'infrarouge) et également des longueurs d'onde qui sont trop courtes (ultraviolet). Il est assimilable à un corps noir parfait d'une température de près de 5800°K. L'essentiel de ce rayonnement est compris dans une bande de longueur d'onde variant entre 0,38 et 0,78 μm . Environ, 9 % de l'énergie associée à ce rayonnement solaire se situe dans la bande des ultraviolets, 47 % se situent dans la bande visible et 44 % se trouve dans la bande des infrarouges [1, 2].

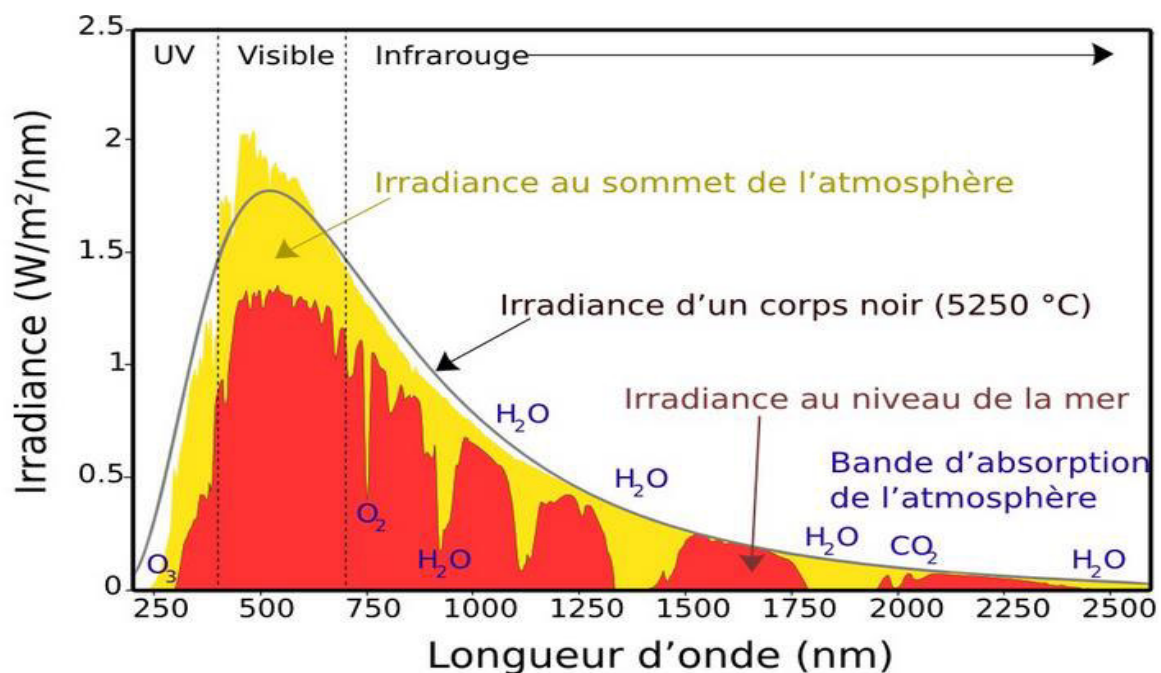


Figure 2-2 : Répartition spectrale du rayonnement solaire [3]

Le rayonnement solaire au sol englobe deux composantes distinctes : la première dépend du point de mesure au sol et le soleil ; elle est facile à déterminer car elle obéit aux lois de la physique énergétique et de la mécanique céleste. Cette composante est appelée *déterministe*. La deuxième composante possède un caractère *stochastique*, dépend étroitement de l'état de l'atmosphère où règne beaucoup de phénomènes (absorption, diffusion, etc.) ; elle est difficile à comprendre car elle est purement probabiliste (occurrence de nuage, concentration d'ozone, absorption par le dioxyde de carbone, etc.).

3. Aspect géométrique du rayonnement solaire

Nous allons concevoir dans ce qui suit, les variables astronomiques de base et leurs définitions qui rentrent dans le calcul du rayonnement solaire. Ces concepts de base, les définitions et les équations astronomiques dérivées fournissent les fondements de l'évaluation de l'énergie solaire à un endroit donné.

3.1. Distance Terre-Soleil

La Terre tourne autour du Soleil sur une orbite elliptique, faisant un tour complet en un an (365.25 jours). La figure (2-3) montre l'orbite de la Terre ainsi que les deux équinoxes,

les deux solstices, l'aphélie et le périhélie, et les positions de la plus petite distance entre le Soleil et la Terre. L'équinoxe est la position de la Terre sur son orbite au moment où la longueur du jour est égale à celle de la nuit. Cela se produit le 20-21 mars (équinoxe de printemps) et 22-23 septembre (équinoxe d'automne) de chaque année. Le solstice est le point sur l'orbite de la Terre quand la journée est la plus longue de l'année (solstice d'été, 20-21 juin) ou elle est la plus courte (solstice d'hiver, 21-22 décembre). L'aphélie et périhélie sont les points de l'orbite, lorsque la distance entre la Terre et le Soleil est la plus grande (152.100.000 km) et la plus petite (147.300.000 km) et cela se produit entre 3 et 6 juillet et entre 2 et 4 janvier, respectivement. La distance moyenne entre les deux planètes se produit les 3-5 Avril et 4-6 Octobre et elle est égale à 149.6 millions de km. Cette distance est appelée unité astronomique (UA) et elle est utilisée en astronomie exclusivement. La distance aphélie est égale à 1.017 UA et la distance périhélie est égale à 0,983 UA . Donc, la distance Terre-Soleil est donnée par la formule de Garg [4]:

$$R = a(1 \pm e) \quad (2-1)$$

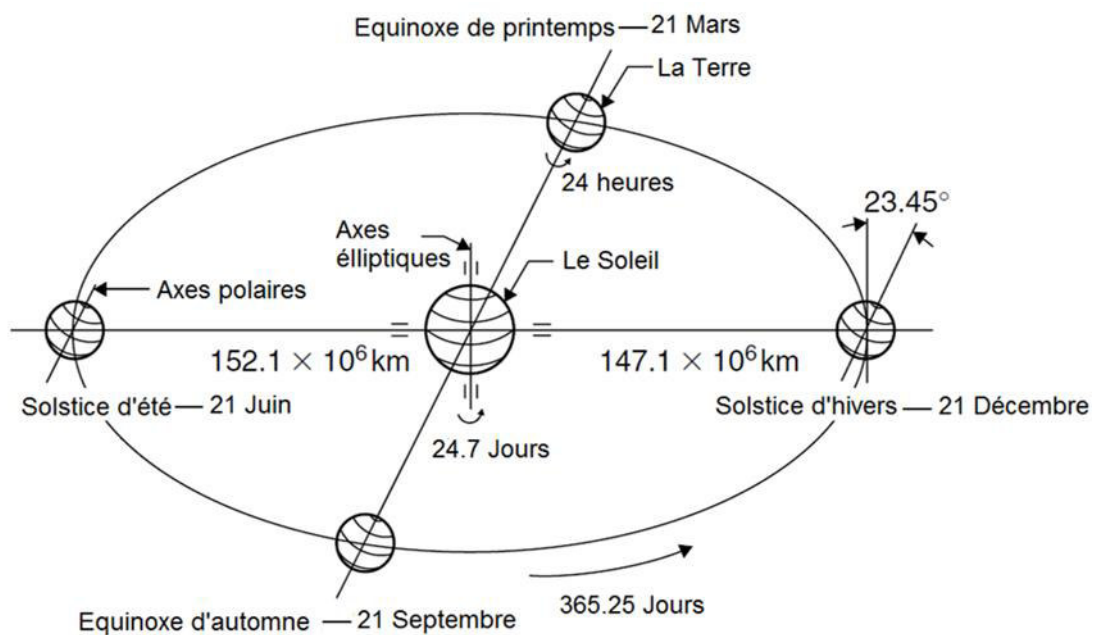


Figure 2-3 : Mouvement de la Terre autour du Soleil [5, 6]

Où a est la distance moyenne Terre-Soleil, qui égale à 149.5985×10^6 km et « e » est l'excentricité de la Terre. Le signe positif dans l'Equation (2-1) est la distance soleil-terre quand la terre est à la position de l'aphélie et le signe négatif lorsque la Terre est à la position de périhélie.

Pour mieux comprendre la trajectoire du Soleil dans le ciel, on peut imaginer une sphère céleste avec la Terre comme son centre et le Soleil tournant autour d'elle. Dans la sphère céleste, les pôles sont les points qui interceptent l'axe polaire de la Terre avec la sphère céleste, et de même, l'équateur céleste est une projection du plan équatorial de la Terre sur la sphère. Le plan sur lequel la Terre tourne autour du Soleil est appelé le plan de l'écliptique. D'autre part, la Terre tourne autour de son axe (axe polaire). L'angle entre l'axe polaire et la normale au plan de l'écliptique reste inchangé tout au long de l'année. Dans le sens ptolémaïque, le soleil est contraint de se déplacer avec 2 degrés de liberté sur la sphère céleste; par conséquent, sa position par rapport à un observateur sur la terre peut être complètement décrite au moyen de deux angles astronomiques : hauteur (h) et azimut (a) du soleil. Avant d'énoncer les équations relatives à ces angles, il est nécessaire de définir la déclinaison solaire et l'angle horaire, qui sont essentiels pour le calcul d'autres angles solaires.

3.2. Déclinaison δ

L'axe de rotation de la terre (l'axe polaire) est toujours incliné à un angle de 23.45° par rapport à l'axe de l'écliptique qui est perpendiculaire au plan de l'écliptique ; le plan de l'écliptique est le plan de l'orbite de la terre autour du soleil. L'axe polaire est apparu en mouvement par rapport au soleil. Donc, La déclinaison solaire est la distance angulaire reliant les rayons du soleil et le plan équatorial ; elle est positive vers le nord. La déclinaison intervient souvent dans les différents calculs liés au rayonnement solaire ; elle varie d'une façon sinusoïdale et prend des valeurs comprises entre $+23.5^\circ$ et -23.5° . Ces valeurs sont obtenues pendant les solstices d'été et d'hiver et elle prend une valeur nulle aux équinoxes de printemps et d'automne. La déclinaison peut être déterminée à partir de la relation suivante [5, 6] :

$$\delta = 23.45 \sin \left[\left(\frac{365}{364} \right) (j + 284) \right] \quad (2-2)$$

3.3. Angle horaire ω

L'angle horaire d'un point sur la surface de la Terre est défini comme l'angle à travers laquelle la Terre tournerait pour amener le méridien du lieu directement. L'angle horaire à midi solaire est égal à zéro. À chaque heure qui s'écoule correspond une augmentation de l'angle horaire de 15° , soit encore 4 minutes de temps par degré de

longitude. Les heures de l'après-midi sont considérées positives. L'angle horaire est donné par la formule suivante :

$$\omega = (TSV - 12) * 15 \quad (2-3)$$

Où TSV est le temps solaire vrai.

3.4. Hauteur du Soleil h

La hauteur du soleil h est l'angle entre les rayons du soleil et le plan horizontal figure (2-4). Elle est liée à l'angle zénithal (θ_z), qui est l'angle entre les rayons du soleil et la verticale par la relation suivante :

$$\theta_z + h = \frac{\pi}{2} = 90^\circ \quad (2-4)$$

L'expression mathématique de la hauteur du soleil est donnée par :

$$\sin(h) = \cos(\theta_z) = \sin(\phi) \sin(\delta) + \cos(\phi) \cos(\delta) \cos(\omega) \quad (2-5)$$

Où ϕ est la latitude du lieu en considération, compté positivement vers le nord.

3.5. Azimut du soleil

L'azimut du soleil est l'angle formé entre la projection de la direction du soleil sur le plan horizontal et la direction sud. L'azimut est compté positivement vers l'ouest et négativement vers l'est. La connaissance de l'azimut est indispensable pour le calcul de l'angle d'incidence des rayons sur une surface non horizontale. Il est relié à l'angle horaire, la hauteur et la déclinaison solaire par l'équation suivante :

$$\sin a = \frac{\cos \delta \sin \omega}{\cos h} \quad (2-6)$$

La figure (2-4) résume l'ensemble des angles solaires nécessaires pour le calcul de l'énergie en un lieu donné, et le mouvement du Soleil du lever au coucher.

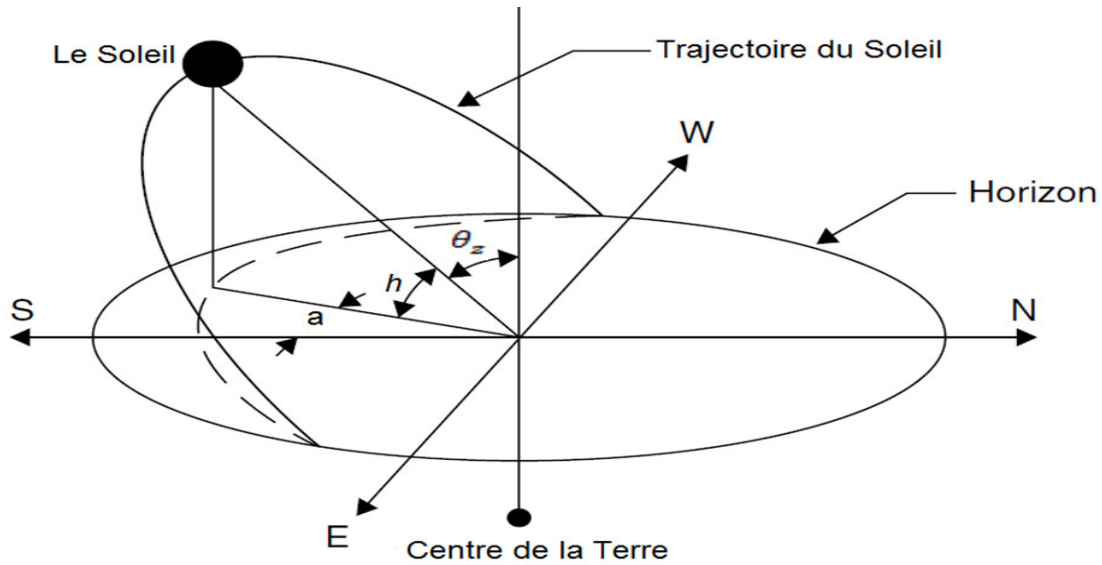


Figure 2-4 : Mouvement apparent du Soleil du lever au coucher [5]

3.6. Temps solaire vrai, temps solaire local et l'équation du temps

D'habitude, les données du rayonnement solaire sont mesurées en fonction du Temps Local (*TL*) qui correspond à ce que donne une montre ou une horloge. Cependant, le calcul des coordonnées angulaires est relatif au Temps Solaire Vrai (*TSV*) ; le passage d'un temps à un autre est relié à ce qu'on appelle l'Équation du Temps (*ET*). En effet, l'expérience montre que les passages du Soleil dans le plan méridien d'un lieu donné ne se succèdent pas avec exactement 24 heures d'intervalle, et le midi vrai peut avoir une avance de 16 minutes ou un retard de 14 minutes par rapport à 12 heures, selon l'époque de l'année. Bien que, cette variation est due principalement à deux facteurs :

- ❖ l'obliquité de l'axe de rotation de la Terre car la course du Soleil ne traverse pas les méridiens d'une façon régulière,
- ❖ l'ellipticité de la trajectoire de la Terre autour du Soleil.

C'est de la combinaison de ces deux effets que découle l'équation du temps ; elle est définie par :

$$ET = TSM - TSV \quad (2-7)$$

Le Temps Solaire Moyen (*TSM*) est défini par un Soleil fictif qui fait une révolution autour de l'observateur terrestre en exactement 24 heures. Ce dernier est différent pour chaque longitude. Il est donc primordial de connaître la longitude pour chaque calcul lié à l'équation

du temps. Si l'on utilise le temps *UTC* (Universel Temps Coordonné), la formule pour le *TSM* d'un lieu est très simple comme on peut le voir sur l'équation suivante :

$$TSM = UTC + 4 \lambda \quad (2-8)$$

En général, les données du rayonnement solaire sont souvent enregistrées en termes de temps local (*TL*) plutôt qu'*UTC*. Ces deux temps ne diffèrent que par la prise en compte du fuseau horaire et du changement entre l'heure d'été et d'hiver au moyen de la formule suivante :

$$UTC = TL - f_u - T_{E_H} \quad (2-9)$$

Où : f_u est le fuseau horaire (correspond à +1 pour l'Algérie), et T_{E_H} désigne le changement entre l'heure d'été et l'heure d'hivers. En combinant toutes ces équations, on obtient la conversion entre *TL* et *TSV* comme suit :

$$TL = TSV + ET - 4. \lambda + f_u + T_{E_H} \quad (2-10)$$

3.7. Constante solaire et rayonnement hors atmosphère

La constante solaire (E_{sc}) est la quantité d'énergie par unité de temps, à une distance moyenne de 1 *UA* et reçu sur un plan perpendiculaire à la direction de propagation des rayons du soleil, placé en dehors de l'atmosphère. La valeur admise de la constante solaire a varié au cours des années avec l'accroissement de la précision des instruments de mesure. Le calcul de la constante solaire est un processus difficile, étant donné qu'il implique une série de mesures du rayonnement solaire. Les premières mesures ont été effectuées avec des instruments au sol, celles-ci étaient des observations spectrales du rayonnement extrapolé à leurs valeurs prévues dans la partie supérieure de l'atmosphère, en tenant compte des différents effets de l'atténuation produite par les molécules atmosphériques.

Plusieurs expériences ont été faites pour mesurer la constante solaire : des avions de haute altitude, des ballons et des satellites ont permis des mesures directes de rayonnement solaire à l'extérieur de l'atmosphère de la Terre. La première valeur moyenne estimée de la constante solaire était 1353 W.m^{-2} . Cette valeur a été mise à jour en 1977 à 1377 W.m^{-2} [6, 7] et plus tard l'Organisation Météorologique Mondiale (*OMM*) a adopté une valeur de 1367 W.m^{-2} . La dernière valeur de la constante solaire est de l'ordre de 1366.1 W.m^{-2} [7].

Lorsque le Soleil est plus proche de la Terre (le 3 janvier), le rayonnement solaire hors atmosphère est d'environ 1400 W.m^{-2} ; et quand le Soleil est le plus éloigné (le 4 juillet) il est d'environ 1330 W.m^{-2} . Tout au long de l'année, le rayonnement hors atmosphère mesuré sur un plan normal au rayonnement sur la Nième journée de l'année « G_{on} » varie entre ses deux limites, comme est indiqué sur la figure (2-5), et peut être calculé par [6, 7]:

$$G_{on} = E_{sc} \left[1 + 0.033 \cos \left(\frac{360N}{365} \right) \right] \quad (2-11)$$

Où : N est le numéro du jour de l'année.

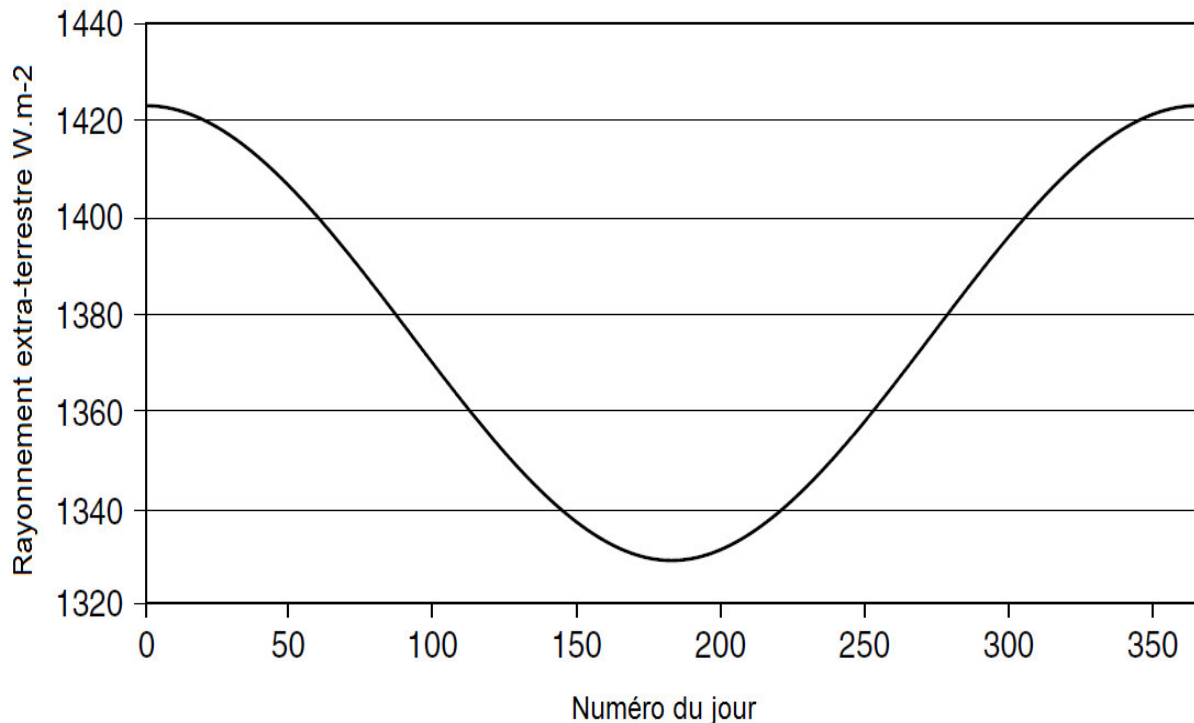


Figure 2-5 : Variation du rayonnement hors atmosphère au cours de l'année [8]

Le rayonnement hors atmosphère possède une seule composante du fait de la faible diffusion des photons durant leur parcours entre la surface du Soleil et le début de l'atmosphère. Cette règle n'est plus respectée dès que la limite de l'atmosphère est franchie. Cependant, lorsque le rayonnement solaire pénètre dans l'atmosphère terrestre, une partie de l'énergie incidente est atténuée par la diffusion et une autre partie par l'absorption des constituants atmosphériques. En effet, trois composantes fondamentales du rayonnement solaire atteignant le sol sont

intéressantes pour l'évaluation et la prédiction de l'énergie solaire disponible en un site donné, comme est illustré dans la figure (2-6) :

1. Rayonnement direct à incidence normale (D_n) : c'est le rayonnement qui provient directement du disque solaire avec un angle d'ouverture de 5.7° , sans qu'il soit atténué par la turbidité atmosphérique.
2. Rayonnement diffus horizontal (D_h) : c'est le rayonnement qui a été diffusé par les nuages, les aérosols et d'autres constituants atmosphériques reçus sur une surface horizontale.
3. Rayonnement global horizontal (G_h) : c'est la somme algébrique des deux composantes précédentes (directe et diffuse).

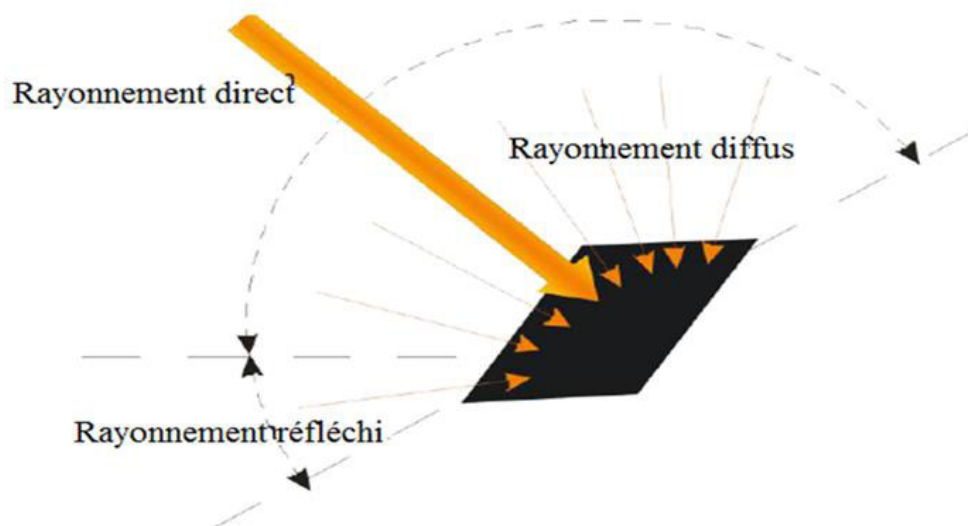


Figure 2-6 : Composantes solaires [2]

3.8. La masse d'air

Le rayonnement solaire en tout point de la terre dépend principalement de l'épaisseur de la couche d'ozone, la distance parcourue à travers l'atmosphère pour atteindre ce point, la quantité des aérosols dans l'air (particules de poussière, la vapeur d'eau, etc.) et l'étendue de la couverture nuageuse. Donc, l'atmosphère terrestre contient divers constituants gazeux, des poussières en suspension, et d'autres aérosols solides et liquides et des nuages de divers types. Étant donné que le rayonnement solaire se déplace à travers l'atmosphère, des ondes de très

courte longueur, tels que les rayons X et les rayons gamma, sont absorbées dans l'ionosphère à très haute altitude. Les ondes de moyenne longueur, principalement dans le domaine de l'ultraviolet, sont absorbées par la couche d'ozone (O_3) situé à environ 15-40 km au-dessus de la surface de la terre. Dans la basse atmosphère, les bandes du rayonnement solaire dans la gamme infrarouge sont absorbées par la vapeur d'eau (H_2O) et le dioxyde de carbone (CO_2). Par conséquent, le rayonnement solaire est appauvri lors de son passage à travers l'atmosphère avant d'atteindre la surface de la terre. La diminution de l'intensité avec augmentation de l'angle zénithal du soleil est généralement supposée être directement proportionnelle à l'augmentation de la masse d'air, une hypothèse qui considère l'atmosphère est non stratifiée à l'égard de l'absorption ou la diffusion de constituants atmosphériques.

Le degré d'atténuation de déplacement du rayonnement solaire à travers l'atmosphère dépend de la longueur du trajet ainsi que des caractéristiques du milieu traversé. Dans les calculs de rayonnement solaire, on définit *la masse d'air standard* comme étant la longueur du trajet optique parcouru pour atteindre le niveau de la mer, quand le soleil est à son zénith. La masse d'air est liée donc, à l'angle zénithal par l'équation suivante [1-7] :

$$m = \frac{1}{\cos(\theta_z)} \quad (2-12)$$

Au niveau de la mer et quand le soleil est directement à la verticale, c'est-à-dire, lorsque $\theta_z=0$, donc $m=1$.

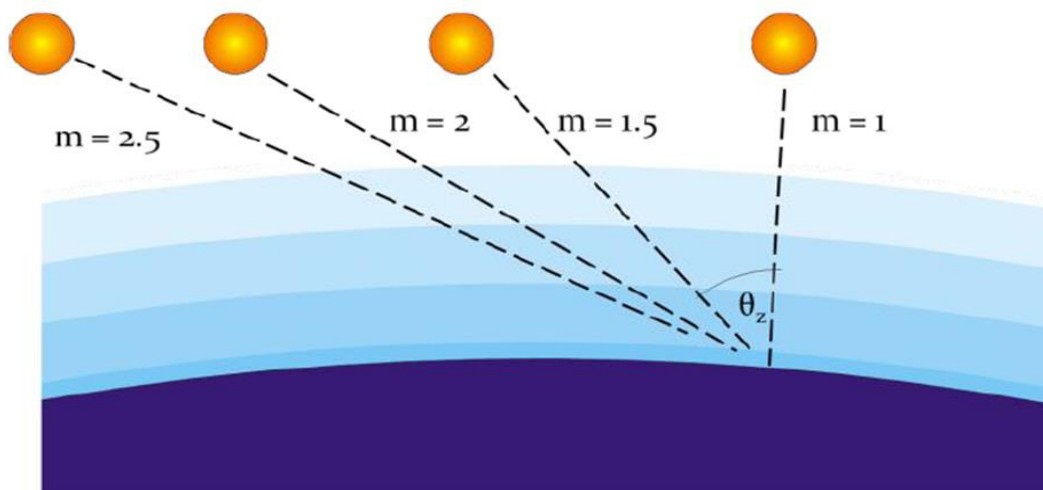


Figure 2-7 : Définition de la masse d'air [2]

L'Equation (2-12) n'est qu'une approximation de la masse atmosphérique, car cette formule considère l'atmosphère terrestre comme un plan parallèle. Mais dans la réalité, l'atmosphère a

une courbure qui réduit la masse d'air et par conséquent, l'effet de courbure devient important surtout pour les grands angles zénithaux. Pour certaines applications de l'énergie solaire, l'approximation indiquée est suffisante, tandis que pour d'autres, l'effet de la courbure doit être pris en compte. Une formule plus exacte de la masse d'air en particulier pour les grands angles zénithaux a été identifiée empiriquement comme suit:

$$m = \frac{1}{\cos\theta_z + 0.51(93.885 - \theta_z)^{-1.253}} \quad (2-13)$$

L'angle zénithal ne détermine pas seulement la masse d'air, mais aussi l'altitude du lieu en considération. Donc, en tenant compte de l'effet d'altitude, l'Equation 2-13 devienne:

$$m = \frac{\exp(-0.0001184.Z)}{\cos\theta_z + 0.51(93.885 - \theta_z)^{-1.253}} \quad (2-14)$$

Où : Z est l'altitude au-dessus de niveau de la mer.

4. Modèles de calcul du rayonnement solaire

Dans la section précédente, nous avons abordé certaines notions et définitions permettant le calcul du rayonnement solaire en dehors de l'atmosphère terrestre. Nous avons vu aussi que cette grandeur est facile à déterminer car elle dépend seulement de la distance séparant le point de mesure et le Soleil. Dès que le rayonnement solaire pénètre la couche atmosphérique, des phénomènes naturels d'atténuation seront capables de compliquer sa détermination. La connaissance détaillée de la transmission du rayonnement solaire dans l'atmosphère (dans les deux conditions claires et nuageux) est importante dans la détermination de tout changement possible dans le bilan radiatif de la Terre. Pour cette raison, différents modèles de rayonnement solaire ont été développés pour calculer les flux solaires au niveau du sol, soit dans l'ensemble du spectre solaire 0,3 à 3 μm (modèles à large bande) ou une partie de celui-ci (modèles spectraux) ; la base de ces modèles est les modèles dits à transfert radiatifs.

Nous allons commencer par exposer le concept du modèle ciel clair c'est-à-dire sans couverture nuageuse, ensuite nous aborderons le calcul du rayonnement solaire sur une surface inclinée.

4.1. Modèles ciel clair

Avant d'entamer la modélisation du rayonnement solaire sous les conditions d'une atmosphère réelle, il est utile de modéliser le rayonnement en négligeant la couverture nuageuse. L'estimation du rayonnement solaire atteignant la surface de la Terre en l'absence de nuage, est un paramètre clé dans le domaine de la modélisation et de l'évaluation de l'énergie solaire. Elle représente respectivement l'irradiation globale G_n et directe D_n , pour un endroit donné et une période considérée. Ce type de modélisation est fonction de :

- ❖ irradiation hors atmosphère (une fonction de distance Terre-Soleil),
- ❖ position du Soleil dans le ciel calculé par l'angle solaire zénithal,
- ❖ altitude au-dessus du niveau de la mer,
- ❖ composition des gaz atmosphériques en particulier la vapeur d'eau et la teneur en ozone,
- ❖ teneur en aérosols atmosphériques.

Cependant, de nombreux modèles empiriques et physiques peuvent être trouvés dans la littérature pour estimer la quantité du rayonnement solaire par un ciel clair. On peut citer le modèle de Bird et Hulstrom [9, 10] qui a été largement utilisé depuis plusieurs décennies. Il est basé sur des représentations empiriques des équations de transfert radiatif, où il exprime la transmittance du ciel clair pour différents processus d'atténuation. Par la suite, d'autres modèles ont été élaborés pour améliorer le concept du modèle précédent [11-17]. Ces modèles ont été validés avec une précision de l'ordre de 30 W.m^{-2} pour les trois composantes solaires (directe, diffus et globale) [18].

Le modèle simplifié *SOLIS* (Muller et al) est une approximation des équations de transfert radiatif, basée sur la relation de Beer-Lambert [19] ; les entrées de ce modèle sont les aérosols et la teneur de la vapeur d'eau. Il permet la détermination du rayonnement solaire direct (D_n) sur une surface normale au niveau du sol :

$$D_n = G_{on} \cdot \exp(-m \cdot \tau) \quad (2-15)$$

Où : G_{on} est le rayonnement extraterrestre, m la masse d'air optique et τ désigne la profondeur optique de l'atmosphère. Cette relation est valable pour un rayonnement direct monochromatique (une seule longueur d'onde). En outre, dans le cas polychromatique cette équation n'est plus valide et doit être remplacée par la relation proposée dans l'Equation 2-16 où b est une constante d'ajustement [20] et h la hauteur solaire.

$$D_n = G_{on} \exp\left(-\frac{\tau}{\sin^b(h)}\right) \quad (2-16)$$

Dans le cas de l'estimation de l'irradiation globale et diffuse reçue sur un plan horizontal, la relation de Beer-Lambert ne donne pas assez de précision en raison des différentes diffusions atmosphériques. Néanmoins, ce modèle peut être utilisé à condition de reformuler l'expression du rayonnement hors atmosphère :

$$G_h = G'_{on} \exp\left(-\frac{\tau_g}{\sin^g(h)}\right) \sin(h) \quad (2-17)$$

$$D_h = G'_{on} \exp\left(-\frac{\tau_d}{\sin^d(h)}\right) \quad (2-18)$$

$$G'_{on} = G_{on} \cdot (0.12 * w^{0.56} * aod^2 + 0.97 * w^{0.032} * aod + 1.08 * w^{0.0051} + 0.017 * \ln\left(\frac{p}{p_0}\right)) \quad (2-19)$$

Où : w est la colonne de vapeur d'eau, p et p_0 les pressions du lieu considéré et au niveau de la mer, et aod la profondeur optique concernant les aérosols et les radiations de 700 nm de longueur d'onde.

4.2. Rayonnement solaire sur un plan incliné

Nous avons discuté dans la section précédente, les modèles d'estimation du rayonnement solaire sur une surface horizontale. Toutefois, dans l'exploitation réelle de l'énergie solaire la majorité des applications sont inclinées d'un angle β par rapport à l'horizontale. Parallèlement à cette inclinaison, il peut y avoir aussi une orientation azimutale ; (écart entre le sud et un vecteur normal au plan considéré), une valeur positive signifiant une orientation vers l'ouest. Cependant, le rayonnement solaire global sur une surface inclinée G_β est la somme des trois composantes : directe, diffuse et le réfléchi du sol. On peut écrire alors :

$$G_\beta = D_h R_b + D_h R_d + G_h R_r \quad (2-20)$$

Les rapports R sont des rapports qui tiennent compte de l'inclinaison du capteur, où R_b concerne le rayonnement direct, R_d le rayonnement diffus et R_r concerne le rayonnement réfléchi du sol

(figure 2-8). R_b est un facteur géométrique et il est fonction de l'angle d'incidence des rayons solaires sur la surface inclinée, tel que :

$$R_b = \frac{\cos(\theta)}{\cos(\theta_z)} \quad (2-21)$$

$$R_b = \frac{(\sin \varphi \cos \beta - \cos \varphi \sin \beta \cos \gamma) \sin \delta + (\cos \varphi \cos \beta + \sin \varphi \sin \beta \cos \gamma) \cos \delta \cos \omega + \cos \delta \sin \beta \sin \gamma \sin \omega}{\sin \varphi \sin \delta + \cos \varphi \cos \delta \cos \omega} \quad (2-22)$$

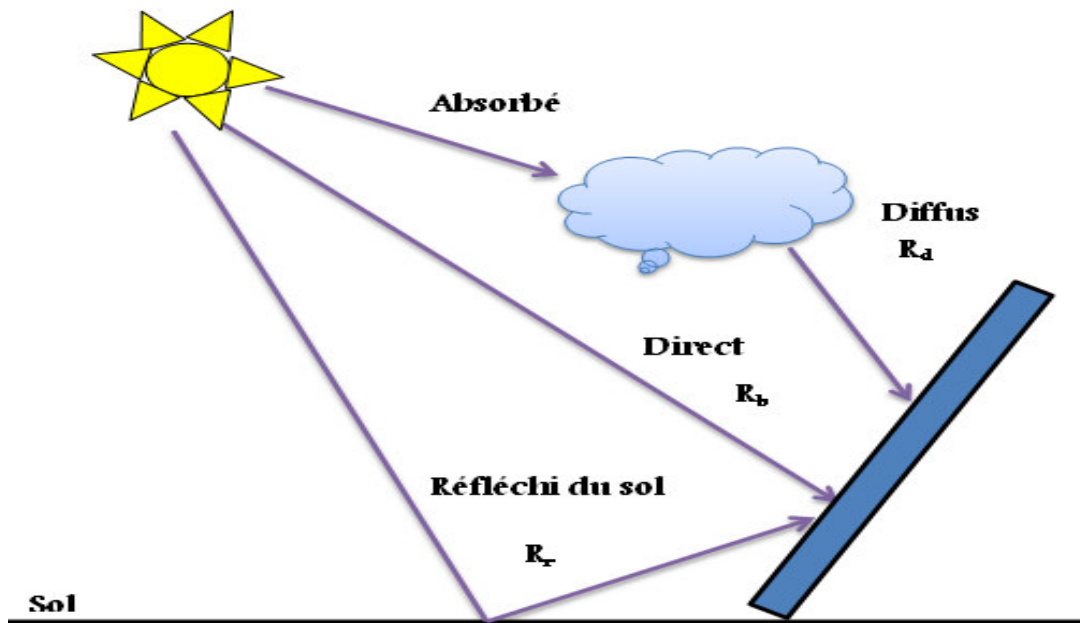


Figure 2-8 : Composition du rayonnement global sur un plan incliné

Le facteur R_r qui concerne la portion du réfléchi du sol, est fonction de l'albédo « ρ » (rapport de l'énergie solaire réfléchie par une surface à l'énergie solaire incidente). Il est donné par la relation suivante :

$$R_r = \frac{1}{2} \cdot \rho \cdot G_h \cdot (1 - \cos(\beta)) \quad (2-23)$$

Le facteur R_d se diffère selon le traitement du rayonnement diffus. En effet, l'estimation du diffus sur une surface inclinée peuvent être classées en deux modèles :

- ❖ modèle isotrope, suppose que le rayonnement diffus est uniformément réparti sur la voûte céleste,

- ❖ modèle anisotrope, suppose que l'anisotropie du rayonnement diffus se trouve dans la région du circum-solaire résultante du phénomène de diffusion et concentrée dans une partie du ciel, alors il est distribué d'une façon isotrope dans le reste de la voûte céleste.

La figure 2-9 résume l'isotropie et l'anisotropie du rayonnement diffus. Dans la littérature, plusieurs études ont été menées permettant la détermination du diffus sur un plan incliné. On peut citer le modèle isotrope de Liu et Jordan [22], et les modèles anisotropes de Hay [25, 26], Klucher [23], Perez [24] et Iqbal [7], à titre indicatif.

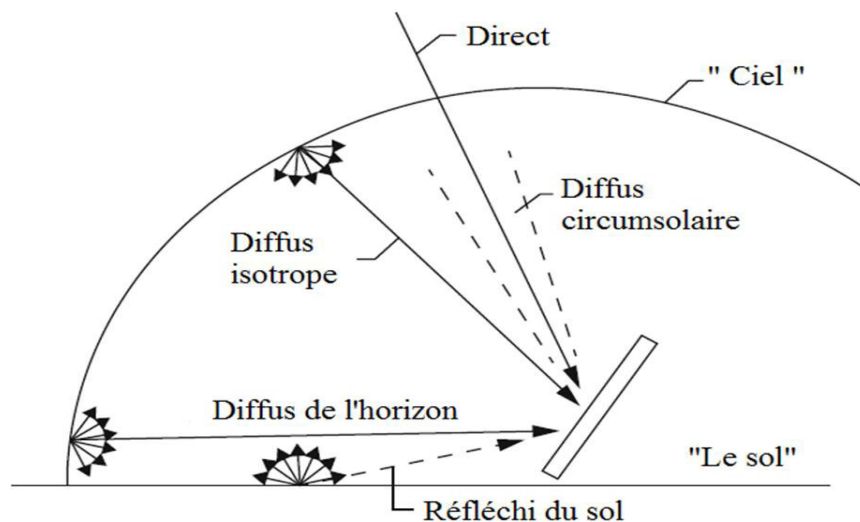


Figure 2-9 : Les différentes composantes du rayonnement diffus sur une surface inclinée [7]

Une étude récente que nous avons faite [27], permettant le calcul du rayonnement global sur une surface inclinée par la validation de quatre modèles à savoir : modèle de *Liu & Jordan* (isotrope), modèles de *Perez*, *HDKR* et *Klucher* (anisotropes) (voir Annexe A) ; nous avons utilisé les données du site de Ghardaïa à cet effet. Les constatations du travail achevé, indique que le modèle le plus performant et celui de *HDKR* (Hay, Davies, Klucher, Reindl). Sa forme générale est donnée par [7] :

$$R_d = (1 - A_l) \left(\frac{1 + \cos\beta}{2} \right) \left(1 + f' \sin^3 \left(\frac{\beta}{2} \right) \right) + A_l R_b \quad (2-24)$$

Où : f' est un facteur de modulation qui tient en compte l'effet de la nébulosité, tandis que A_l c'est un indice d'anisotropie ; il définit la portion du rayonnement diffus sur un plan horizontal qui doit être traité comme circum-solaire.

$$A_l = \frac{D_n}{G_{on}} \quad (2-25)$$

$$f' = \sqrt{\frac{D_n}{G_n}} \quad (2-26)$$

Cependant, les modèles mentionnés ci-dessus exigent la connaissance au préalable de la grandeur du rayonnement diffus. Dans le cas où cette grandeur n'est pas connue, il faut avoir recours à un modèle qui permet de la calculer. Là encore, de nombreux modèles sont dédiés à ce type d'étude (Iqbal, Orgill, Erbs, etc.) [28-30]. À titre illustratif, on peut noter le modèle d'Orgill et Holland [6-8] qui a été largement employé pour déterminer la composante diffuse :

$$\frac{D_n}{G_n} = \left. \begin{array}{ll} 1.0 - 0.249k_t & \text{pour } k_t < 0 \\ 1.557 - 1.84 k_t & \text{pour } 0.35 < k_t < 0.75 \\ 0.177 & \text{pour } k_t > 0.75 \end{array} \right\} \quad (2-27)$$

Où : k_t représente l'indice de clarté du ciel (Les détails sont dans le Chapitre III, Section 4.6)

5. Mesure du rayonnement solaire

5.1. Mesure au sol

Des données de rayonnement solaire fiables et exactes sont essentielles pour s'assurer du financement des projets solaires. Bien que, la précision des données joue un rôle important dans l'estimation de la performance des futurs projets.

La détection du rayonnement électromagnétique est principalement réalisée par conversion de l'énergie des photons en signaux électriques qui peuvent être par la suite mesurée par des techniques classiques. Donc, la radiométrie est la science de la mesure du rayonnement solaire et l'instrument qui la dépend est nommé radiomètre.

En raison de leur spectre presque constant pour toute la gamme spectrale solaire, les radiomètres équipés des capteurs thermiques sont largement utilisés pour mesurer le rayonnement solaire à large bande. La fluctuation des paramètres météorologiques comme la température, 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.

Chacune des composantes solaires définies dans la section précédente sont mesurées avec un dispositif spécifique ; les détails sur ces instruments seront présentés ci-après.

5.1.1. Pyrhéliomètre

Le pyrhéliomètre est un instrument qui mesure le rayonnement direct à incident normale D_n . Par conséquent, l'instrument doit être maintenu en permanence vers le disque solaire à l'aide d'un système de poursuite automatique à deux axes. Le capteur (figure 2-10a) est une pile thermoélectrique à jonctions multiples placées au fond d'un tube de collimation muni d'une fenêtre en quartz pour protéger l'instrument. La surface sensible est un disque d'argent noirci placé à la base d'un tube muni d'un diaphragme limitant l'angle d'ouverture à 5.7° (le diamètre apparent du soleil est de 0.5°). Dans ce champ de vision, le pyrhéliomètre reçoit la composante directe avec une certaine contribution du circumsolaire, mais il exclut le diffus de la voûte céleste [29]. Pour illustration, une photo d'un Pyrhéliomètre Hukseflux DR01 First Class (Hukseflux 2012) est présentée dans la figure 2-10b.

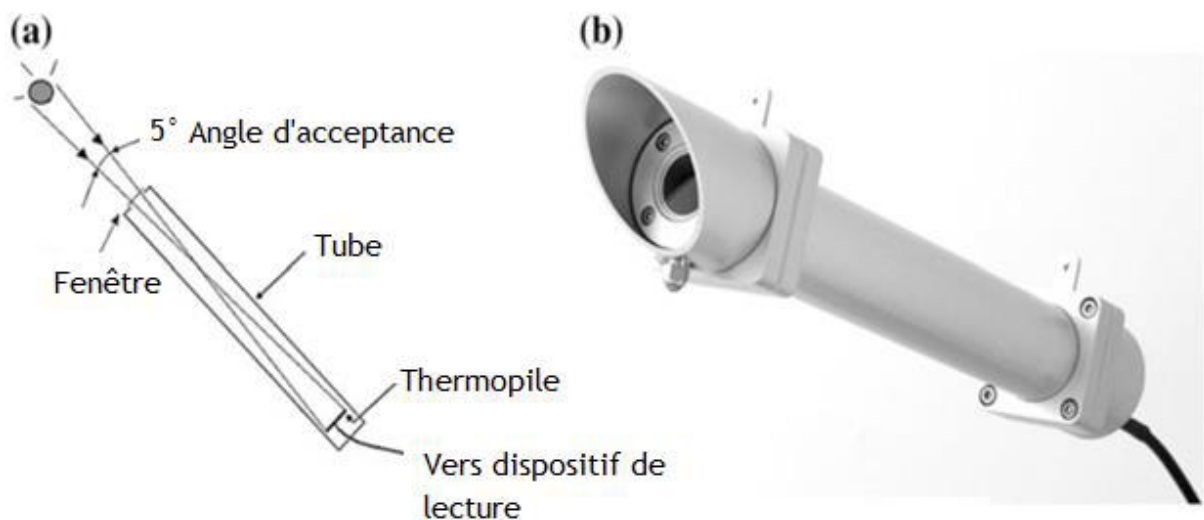


Figure 2-10 : (a) Schéma d'un Pyrhéliomètre, (b) Pyrhéliomètre première classe type Hukseflux DR01 [31]

5.1.2. Pyranomètres

Le pyranomètre est un instrument à large bande qui mesure le rayonnement solaire global G_h en provenance d'un angle solide de 2π , reçu sur une surface horizontale. Il se compose d'un disque blanc pour limiter l'angle d'acceptation à 180° et deux coupelles transparentes hémisphériques et concentriques, fabriquées en verre (figure 2-11). Les deux coupelles ont pour but de protéger l'instrument de la convection thermique, de risque météorologique (pluie, vent et poussière) et de limiter la sensibilité spectrale dans la gamme de longueur d'onde entre 0.29 et $2.8\mu\text{m}$. Une cartouche de gel de silice est placée à l'intérieur de la coupelle afin d'absorber l'humidité.

Le pyranomètre peut également être utilisé pour mesurer la composante solaire diffuse G_d , à condition que la contribution du rayonnement direct soit éliminée. Pour cela, une petite boule d'ombrage peut être montée sur le système de poursuite solaire pour s'assurer que l'instrument est continuellement ombragé (Figure 2-12a). D'autre part, on peut également utiliser l'anneau d'ombre pour empêcher la composante directe D_n d'atteindre le capteur durant toute la journée (Figure 2-12b). Il est nécessaire de changer périodiquement la hauteur de l'anneau, car la hauteur du soleil journalière maximale change de jour en jour.

Il faut signaler que, une partie du rayonnement diffus est interceptée également par l'anneau d'ombrage, donc il est nécessaire de corriger les valeurs mesurées. Le pourcentage de diffus intercepté par l'anneau d'ombre varie au cours de l'année avec sa position et les conditions atmosphériques [31].

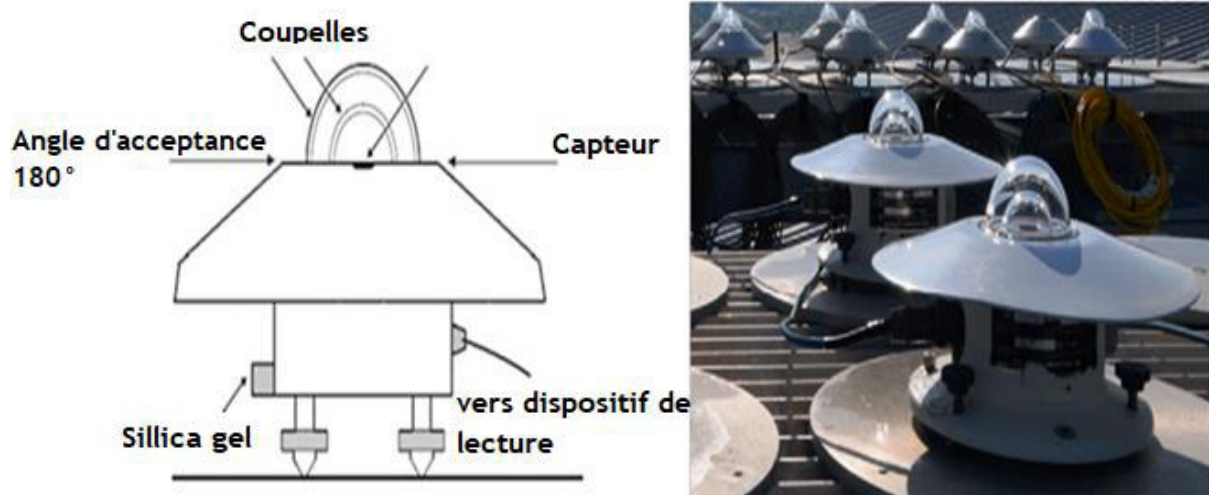


Figure 2-11 : Schéma d'un pyranomètre (à gauche), pyranomètre type *Eppley* (à droite) [31]

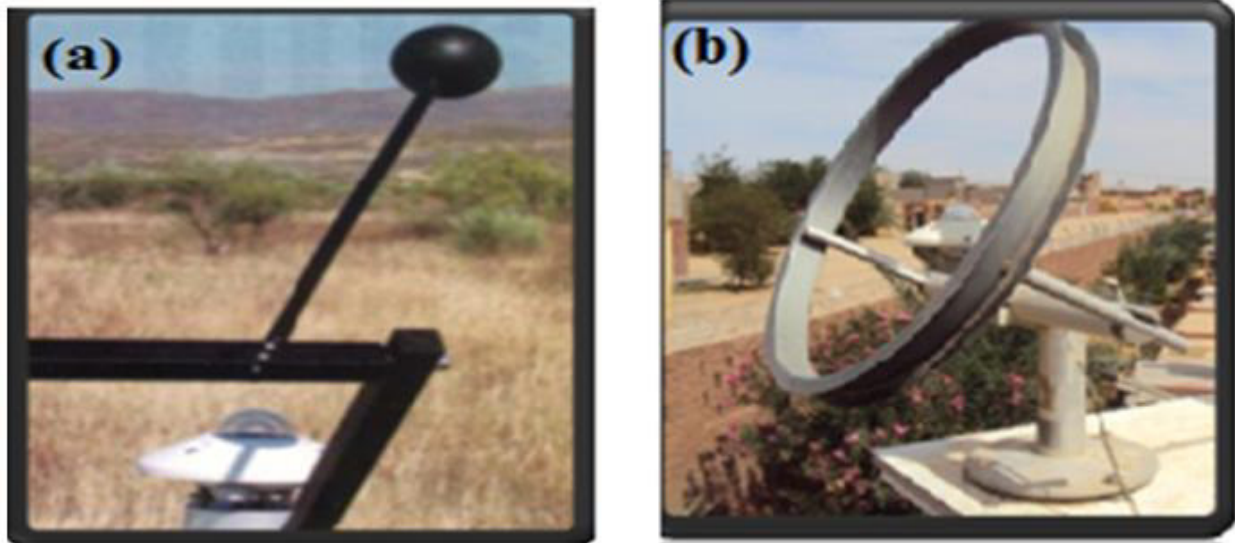


Figure 2-12 : Mesure du diffus- (a) pyranomètre avec boule d'ombrage montée sur un système de poursuite, (b) pyranomètre avec anneau d'ombrage [31]

L'incertitude de la valeur mesurée dépend de plusieurs facteurs tels que:

- ❖ la résolution (la plus petite variation de la quantité de rayonnement qui peut être détectée par l'instrument),
- ❖ la non-linéarité de la réponse (le changement de sensibilité associée au niveau du rayonnement incident),
- ❖ la déviation de la réponse directionnelle (réponse en cosinus et en azimut),
- ❖ la constante de temps de l'instrument (temps nécessaire pour atteindre 95% de la valeur finale),
- ❖ changements dans la sensibilité à cause des variations des variables météorologiques (telles que la température, l'humidité, la pression et le vent),
- ❖ déviation à long terme de la sensibilité (définie comme étant le rapport du signal de sortie électrique à l'éclairement énergétique appliqué) [32].

Toutes ces incertitudes devraient être connues pour un instrument bien caractérisé. Néanmoins, certains instruments comportent mieux pour des conditions particulières de climat et de rayonnement; donc, les instruments doivent être choisis en fonction de leur expérimentation finale.

5.1.3. L'héliographe

Un autre paramètre important dans l'étude du rayonnement solaire est la durée d'insolation (ou d'ensoleillement). Elle est mesurable à l'aide d'un instrument appelé héliographe, et elle est définie comme la somme des intervalles de temps pour lesquels le rayonnement solaire direct dépasse le seuil de 120 W.m^{-2} [32]. Les premiers enregistreurs de la durée d'insolation ont été inventés par *John Francis Campbell* en 1853; ils ont ensuite été modifiés par le *Sir George Gabriel Stokes* en 1879. L'instrument original était une sphère de verre rempli d'eau, et plus tard une sphère de verre solide a été utilisée. Le dispositif modifié, connu sous le nom de l'héliographe *Campbell-Stokes* (Figure 2-13), est encore fabriqué aujourd'hui, et il est le plus ancien instrument de rayonnement solaire encore en utilisation. Dans ce type d'héliographe, une sphère de verre concentre le rayonnement direct en un point brûlant un papier spécial. En se déplaçant le point brûlé décrit le mouvement apparent du soleil en traçant une courbe dont la longueur est proportionnel à la durée d'insolation.

En revanche, les applications modernes ont besoin d'estimer la durée d'insolation en intervalle plus restreint (une minute par exemple). Pour servir cet objectif, il existe actuellement des enregistreurs électroniques (utilisant des photodiodes) comme est illustré dans la Figure 2-14, où une fibre optique émet régulièrement un signal qui engendre une impulsion dès que l'éclairement reçu par le capteur dépasse 120 W.m^{-2} . Ces instruments modernes et automatisés présentent de nombreux avantages, entre autres, ils possèdent une résolution temporelle plus élevée et un seuil plus précis et éliminant la tâche fastidieuse quotidienne de remplacer le papier spéciale, utilisée dans les instruments *Campbell-Stokes*.

Figure 2-13 : Héliographe *Campbell-Stokes* [31, 32]

Figure 2-14 : Héliographe à fibre optique [31, 32]

5.2. Mesures satellitaires

Parfois, lorsqu'on veut exploiter l'énergie solaire en un site donné, on s'aperçoit du manque de données, de non-disponibilité ou encore de la faible densité de réseau de mesure

radiométrique. Afin de combler ces lacunes, les approches basées sur les observations satellitaires représentent une alternative appropriée.

La plupart des méthodes d'estimation du rayonnement solaire à partir des mesures satellitaires, utilisant des images dérivées par des satellites météorologiques géostationnaires. Ces satellites se trouvent à une altitude d'environ de 36000 km au-dessus de la Terre. Ils paraissent immobiles, car ils tournent à la même vitesse de rotation et au même sens que la Terre, et ils peuvent offrir une résolution temporelle maximale voir de 15 minutes et une résolution spatiale allant jusqu'à 1 km.

Les satellites météorologiques collectent des images sur une grande surface et avec une résolution temporelle élevée permettant l'identification et la prévision de l'évolution des nuages. Ces informations sont traitées ultérieurement, ce qui conduit à la prédiction de la variabilité spatiale du rayonnement solaire au niveau du sol. Ainsi, le traitement des données collectées par les satellites peuvent être une solution viable pour la prévision du rayonnement solaire au sol, et par conséquent, pour une bonne prévision de l'énergie électrique.

Donc, les images satellitaires sont des mesures de rayonnement solaire réfléchi ou émet par la surface terrestre et les nuages, ou absorbé par l'atmosphère dans différentes bandes spectrales. Ces images sont fournies par différents satellites tels que les satellites météorologiques.

L'équation qui régit les modèles satellitaires est dérivée de l'interaction du rayonnement solaire hors atmosphère G_{on} avec le système Terre-atmosphère. De cette façon, une partie de G_{on} est réfléchi (G_r), l'autre partie est absorbée (G_a) et le reste est absorbée (G_g) par le sol. Donc, la conservation de l'énergie donne :

$$G_{on} = G_r + G_a + G_g \quad (2-28)$$

Exprimant l'énergie absorbée par le sol en fonction de rayonnement solaire global :

$$G_g = (1 - \rho)G \quad (2-29)$$

Où : ρ est l'albédo de la surface. Donc l'Equation (2-28) devienne :

$$G = \frac{1}{1-\rho} (G_{on} - G_r - G_a) \quad (2-30)$$

L'Equation (2-30) représente la base de tous les modèles développés pour extraire le rayonnement solaire à partir des images satellitaires. Le rayonnement hors atmosphère G_{on} est bien défini par les relations astronomiques et G_r est mesuré par le satellite. Les méthodes

d'évaluation des données au sol diffèrent par la manière dont G_a et ρ sont estimées.

Parmi les modèles existants permettant l'extraction du rayonnement solaire global à partir des images satellitaires, on peut citer le modèle Heliosat [34]. Il convertit les images acquises par les satellites météorologiques géostationnaires, comme Meteosat (Europe), *GOES* (USA), ou *GMS* (Japon), en données et cartes de rayonnement solaire reçu au niveau du sol.

Le modèle original proposé par Cano et al. [35] pour la détermination du rayonnement global, a été améliorée par différentes versions. L'idée de base suppose que la quantité de la couverture nuageuse sur une zone donnée détermine statistiquement le rayonnement solaire global pour cette région. Ainsi, le traitement des images prend deux étapes : la détermination de l'indice de la couverture nuageuse pour chaque pixel de l'image d'origine pour qu'il soit ensuite utilisé dans une deuxième étape pour l'estimation de rayonnement solaire global. L'indice de la couverture nuageuse est un concept de base dans l'extraction de rayonnement solaire des images satellitaires. Ce paramètre a été défini par Cano et al. [35] comme suit:

$$n = \frac{\rho_s - \rho}{\rho_c - \rho} \quad (2-31)$$

Avec : ρ_s est l'albédo mesuré par le satellite, ρ_c est l'albédo du nuage et ρ_g est l'albédo du sol. L'indice de la couverture nuageuse varie entre 0 et 1 et peut-être interprétée comme le pourcentage de la quantité de la couverture nuageuse par pixel.

La version améliorée d'Heliosat (Héliosat-1) consiste essentiellement en une corrélation linéaire de l'indice de la couverture nuageuse (n) et l'indice de clarté instantanée k_t [36]:

$$k_t = an + b \quad (2-32)$$

Où a et b sont des paramètres empiriques. Heliosat-2, autre version d'Heliosat [37] traite l'extinction atmosphérique et extinction des nuages, séparément. Le rayonnement solaire par ciel clair est calculée avec le modèle *ESRA* [13], et il utilise comme entrée le facteur de trouble de Linke uniquement ; un paramètre qui correspond au nombre d'atmosphères claires et sèches requises pour obtenir l'extinction observée. La figure 2-15 montre un exemple d'image satellitaire de la Terre traitées en utilisant la méthode Helioclim-2.

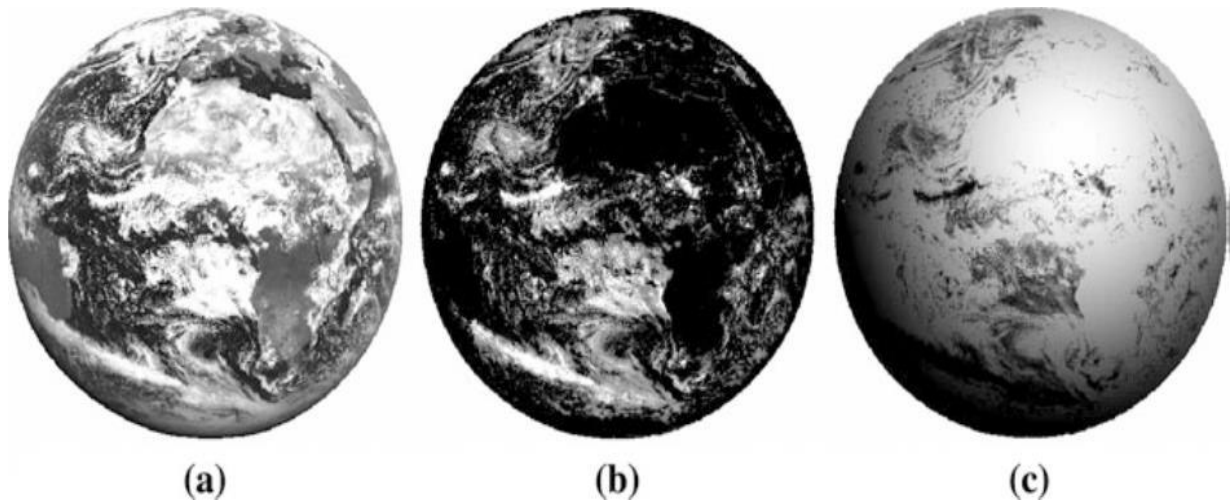


Figure 2-15 : exemple de traitement d'image satellitaire par l'utilisation du modèle Heliosat-2 (a) données brut de meteosat, (b) extraction de l'indice de la couverture nuageuse, (c) extraction du rayonnement solaire global horaire [32]

6. Conversion énergétique du rayonnement solaire

L'énergie solaire est actuellement exploitée selon deux techniques : la conversion du rayonnement solaire en chaleur par des capteurs thermiques (conversion hélio-thermique), et sa transformation en électricité grâce à des panneaux photovoltaïques (conversion électrique). Ces transformations ont permis le développement de trois filières d'exploitation : une pour produire de la chaleur (solaire thermique) et deux pour générer de l'électricité (solaire photovoltaïque et thermodynamique).

6.1. Conversion photovoltaïque

L'énergie solaire photovoltaïque désigne l'électricité produite par transformation d'une partie du rayonnement solaire avec une cellule photovoltaïque. Plusieurs cellules sont reliées entre elles et forment un panneau solaire (ou module photovoltaïque). Plusieurs modules qui sont regroupés dans une centrale solaire photovoltaïque sont appelés champs photovoltaïques. Le terme photovoltaïque peut désigner soit le phénomène physique « l'effet photovoltaïque » ou la technologie associée. L'effet photovoltaïque fut observé la première fois en 1839, par le physicien français Edmond Becquerel [39]. Toutefois, ce n'est qu'au cours des années 1950 que les chercheurs des laboratoires Bell, aux États-Unis, parvinrent à fabriquer la première cellule en silicium, l'élément primaire d'un système photovoltaïque, dont le rendement de conversion énergétique atteint 6 % [40]. Ils ont découvert aussi que la photosensibilité du

silicium pouvait être augmentée en ajoutant des "impuretés". C'est une technique appelée le "dopage" qui est utilisé pour tous les semi-conducteurs (matériau constituant les cellules PV). Mais en dépit de l'intérêt des scientifiques au cours des années, ce n'est que lors de la course vers l'espace que les cellules ont quitté les laboratoires. En effet, les photopiles représentent la solution idéale pour satisfaire les besoins en électricité à bord des satellites, ainsi que dans tous les sites isolés [40].

6.1.1. L'effet photovoltaïque

L'effet photovoltaïque utilisé dans les cellules solaires permet, donc, de convertir directement l'énergie lumineuse des rayons solaires en électricité par le biais de la production et du transport dans un matériau semi-conducteur de charges électriques positives et négatives sous l'effet de la lumière. Ce matériau comporte deux parties, l'une présentant un excès d'électrons et l'autre un déficit en électrons, dites respectivement dopée du *type N* et dopée du *type P*. Lorsque la première est mise en contact avec la seconde, les électrons en excès dans le matériau *N* diffusent dans le matériau *P*. La zone initialement dopée *N* devient chargée positivement, et la zone initialement dopée *P* chargée négativement. Il se crée entre elles un champ électrique qui tend à repousser les électrons dans la zone *N* et les trous vers la zone *P*. Une jonction dite (*P-N*) a été formée [41]. Lorsque la jonction est éclairée, les photons d'énergie égale ou supérieure à la largeur de la bande interdite communiquent leur énergie aux atomes, chacun fait passer un électron de la bande de valence dans la bande de conduction et laisse aussi un trou capable de se mouvoir, engendrant ainsi une paire électron-trou. Si une charge est placée aux bornes de la cellule, les électrons de la zone *N* rejoignent les trous de la zone *P* via la connexion extérieure, donnant naissance à une différence de potentiel : le courant électrique circule (Figure 2-16). L'effet repose donc à la base sur les propriétés semi-conductrices du matériau et son dopage afin d'en améliorer la conductivité.

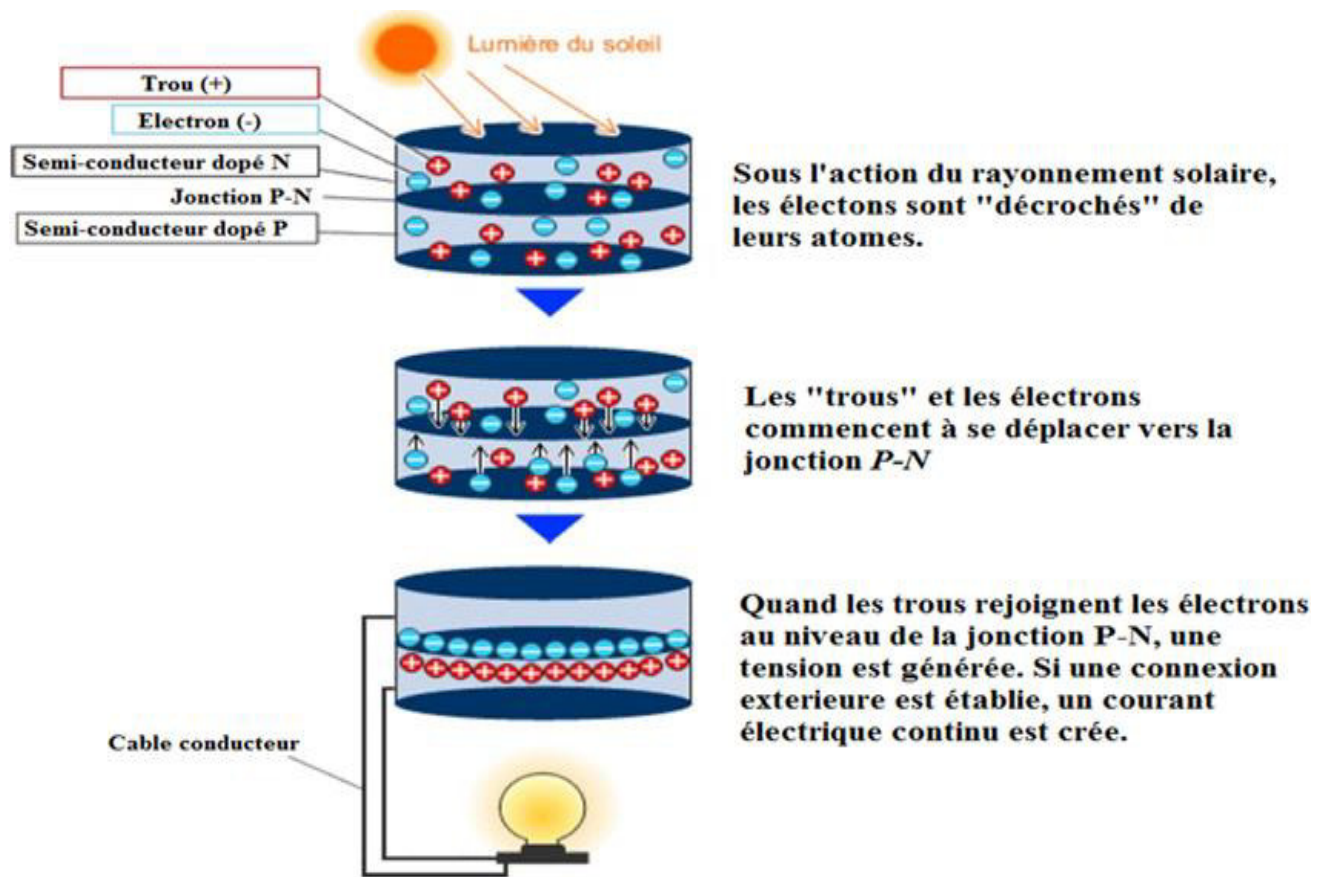


Figure 2-16 : Principe de l'effet photovoltaïque [42]

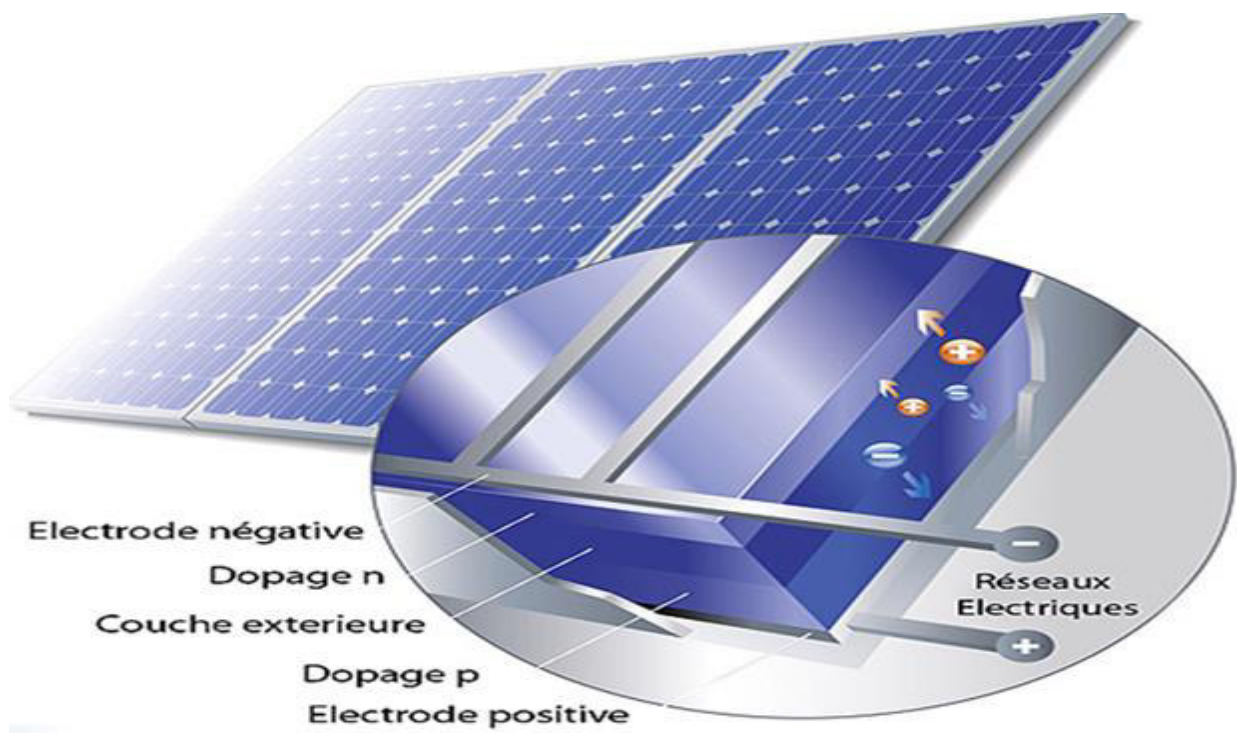


Figure 2-17 : Cellule photovoltaïque [42]

6.1.2. Technologie de fabrication des cellules PV

Le silicium est actuellement le matériau le plus utilisé pour fabriquer les cellules photovoltaïques disponibles au niveau industriel. Il est fabriqué à partir de sable quartzeux (dioxyde de silicium). Celui-ci est chauffé dans un four électrique à une température de 1700 °C [39]. Divers traitements du sable permettent de purifier le silicium. Le produit obtenu est un silicium dit métallurgique, pur à 98 % seulement. Il est ensuite purifié chimiquement afin d'aboutir à un produit de qualité électronique qui se présente sous forme liquide, puis coulé sous forme de lingot suivant le processus pour la cristallisation du silicium, et découpé sous forme de fines plaquettes (wafers). Par la suite, le matériau obtenu dans un état pur va être enrichi en éléments dopants (*P*, *As*, *Sb* ou *B*) lors de l'étape de dopage, afin de pouvoir le transformer en semi-conducteur du type *P* ou *N*. La diffusion d'éléments dopants (bore, phosphore) modifie l'équilibre électronique de ces plaquettes, ce qui les transforme en cellules sensibles à la lumière.

Selon la technologie de fabrication employée, on peut distinguer plusieurs types de modules photovoltaïques :

- ❖ les modules solaires **monocristallins** : ils possèdent un très bon rendement ($\eta_{PV} \approx 15\%$), et sont essentiellement utilisés lorsque les espaces sont restreints. Leur coût, plus élevé que celui d'une autre installation de même puissance, entrave le développement de cette technique ;
- ❖ les modules solaires **poly-cristallins** : actuellement ils offrent le meilleur rapport qualité-prix et sont les plus utilisés. Ils ont un bon rendement ($\eta_{PV} \approx 12\%$) et une durée de vie supérieure à 35 ans ;
- ❖ les modules solaires **amorphes** : ils sont très intéressants car ils peuvent être souples et ont une meilleure production par faible lumière. Le silicium amorphe possède un rendement divisé par deux par rapport à celui du cristallin ($\eta_{PV} \approx 7\%$), ce qui nécessite plus de surface pour la même puissance installée, mais leur prix au m² étant plus faible, ils restent très compétitifs.

6.1.3. Courbe I-V d'un module PV

Les modules photovoltaïques fonctionnent entre deux états opposés. En effet, ils fonctionnent en court-circuit (I_{sc}) lorsqu'il n'y a pas de tension ni de charge et en circuit ouvert (V_{oc}) lorsqu'il n'y a pas de courant et qu'il y a une charge infinie. La courbe courant-tension, couramment nommée courbe I-V, est une représentation graphique de la puissance

d'un module selon des conditions spécifiques d'ensoleillement et de température. Il est important de noter que les paramètres de la courbe I-V n'ont de sens que lorsque ces conditions sont spécifiées. L'endroit où le produit du courant et de la tension est le plus élevé représente le point maximal de puissance (Mpp). La Figure 2-18 représente les caractéristiques typiques mesurables d'une jonction P-N soumise à un flux lumineux constant. Trois grands facteurs influent sur le point d'opération des modules : l'ensoleillement, la température et la charge électrique. Comme l'ensoleillement et la température varient au cours de la journée et selon les saisons, le point d'opération optimale d'un module varie en conséquence. L'ensoleillement a peu d'influence sur la tension, mais est un facteur important sur le flux de courant. À l'inverse, la température a peu d'influence sur le courant, mais influence grandement le niveau de tension (Figure 2-19).

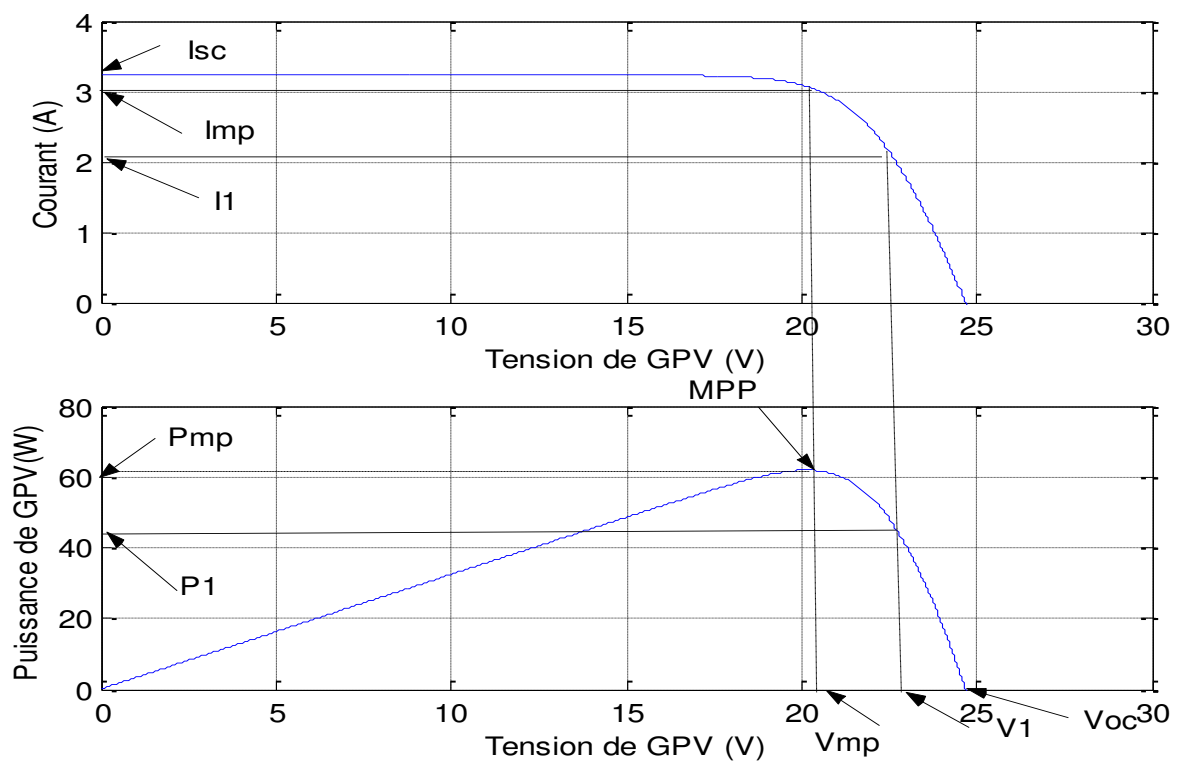


Figure 2-18 : Caractéristique courant-tension et puissance-tension d'un module PV

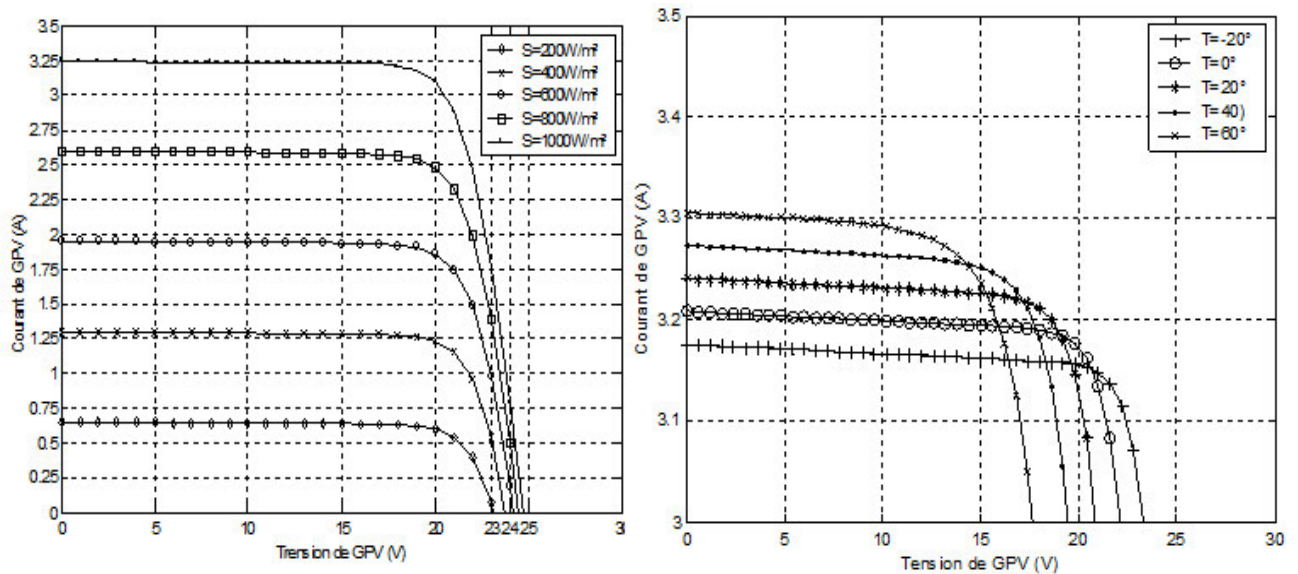


Figure 2-19 : Effet de l'éclairement (à gauche) et de la température (à droite) sur les caractéristiques courant-tension d'un module PV

6.1.4. Systèmes photovoltaïques

Pour produire de l'électricité à une échelle importante, le module photovoltaïque à lui seul n'est pas suffisant. Donc, il faut en fait l'associer étroitement à un système complet correspondant à une application bien spécifique. On distingue principalement deux types d'utilisations selon si l'installation photovoltaïque est connectée ou non à un réseau de distribution d'électricité :

Les installations non connectées peuvent directement consommer l'électricité produite. C'est bien souvent le seul moyen de s'électrifier lorsque le courant du réseau n'est pas disponible : (les maisons en site isolé, sur des îles, en montagne, etc.) Ce type de système nécessite l'utilisation de batteries pour le stockage de l'électricité et d'un contrôleur de charge pour assurer la durabilité des batteries.

Par système photovoltaïque connecté au réseau, on entend un système couplé directement au réseau électrique à l'aide d'un onduleur. Ce type de système offre beaucoup de facilité pour le producteur/consommateur puisque c'est le réseau qui est chargé de l'équilibre entre la production et la consommation d'électricité. Dans le cas de systèmes connectés au réseau, il est impératif de convertir le courant continu produit par le système photovoltaïque en un courant alternatif synchronisé avec le réseau.

Pour effectuer cette conversion, on utilise un onduleur. Cet appareil de technologie sophistiquée fonctionne grâce à un microprocesseur et qui est soumis à des normes réglementaires. En transformant la nature du courant, l'onduleur est le composant du module

photovoltaïque qui permet d'utiliser l'électricité produite. Pour un site isolé (non raccordé au réseau), l'onduleur sert à faire passer l'électricité photovoltaïque du module de production aux appareils à alimenter. Dans le cas d'un site connecté au réseau, l'onduleur fait passer l'électricité photovoltaïque du site de production au réseau.

La Figure 2-20 montre le principe de fonctionnement d'un système photovoltaïque autonome et connecté au réseau électrique.

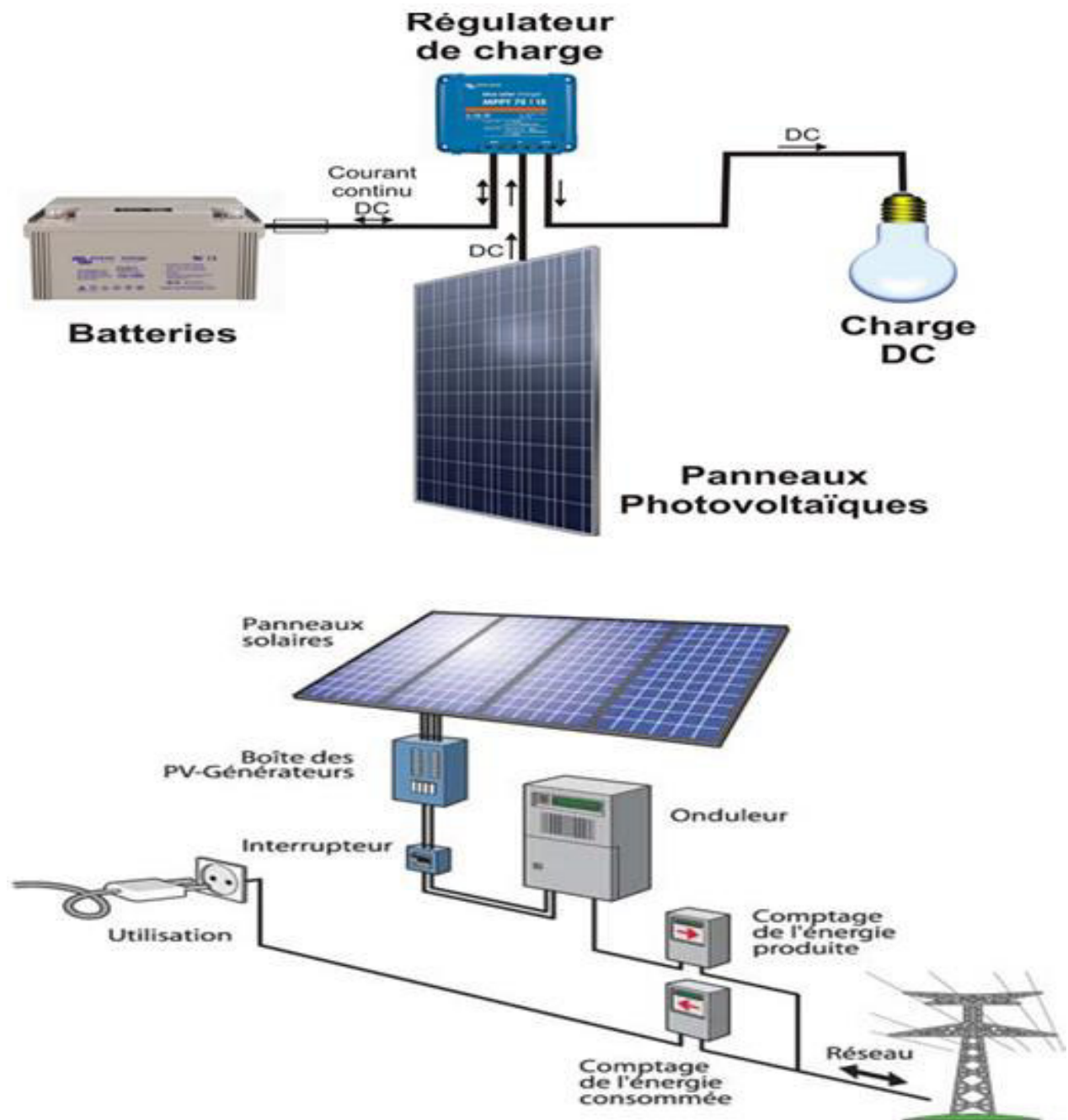


Figure 2-20 : Systèmes photovoltaïques autonomes (en haut) et connectés à un réseau électrique (en bas) [44]

6.2. Conversion thermique

La conversion thermique de rayonnement solaire, désigne l'utilisation de l'énergie thermique dans le but d'échauffer un fluide (liquide ou gaz). L'énergie reçue par le fluide peut être ensuite utilisée directement comme le cas de la production d'eau-chaude sanitaire, le chauffage des habitations, ou indirectement (production de vapeur d'eau pour entraîner des alternateurs et ainsi obtenir de l'énergie électrique, production de froid, etc.).

Le capteur solaire est l'instrument principal pour convertir le rayonnement solaire en chaleur et la transférer à un fluide caloporteur circulant dans le capteur. Les principes physiques fondamentaux sur lesquels se basent cette production d'énergie sont notamment l'absorption, et la conduction thermique. Dans le cas particulier des systèmes à concentration (centrale solaire thermodynamique, four solaire, etc.), la réflexion joue aussi un rôle important.

Donc, selon le mode d'utilisation de l'énergie thermique on peut distinguer deux groupes distincts :

6.2.1. Utilisation passive : elle concerne principalement la conception de bâtiments et la mise en place des composants de construction appropriés (architecture bioclimatique) afin d'utiliser l'énergie lumineuse pour l'éclairage naturel, le chauffage des locaux et/ou la climatisation des locaux. En plus de réduire la consommation d'énergie, un avantage primordial que procure l'utilisation passive de l'énergie est le confort ressenti par les occupants.

Le chauffage solaire passif fonctionne comme suit ; l'énergie lumineuse qui pénètre à l'intérieur des pièces par les fenêtres est absorbée par les murs, les planchers et les meubles, puis libérée sous forme de chaleur. Des baies vitrées ainsi que la thermo-circulation permettent de faire diminuer la consommation en d'autres énergies. Il permet de chauffer de l'eau par circulation de liquide caloporteur dans des tubes chauffant le ballon d'eau (deux types de circulations existent : forcée avec une pompe ou spontanée grâce à la remontée naturelle du liquide chauffé).

6.2.2. Utilisation active : dans un système actif, des capteurs solaires permettent la conversion de l'énergie solaire en énergie calorifique. La chaleur reçue de cette conversion est utilisée soit directement (cas de chauffage), soit elle-même convertit en énergie mécanique par l'intermédiaire des cycles thermodynamiques. Les principaux types de capteurs solaires thermiques sont les suivants :

a. Capteurs plans : son principe de fonctionnement est basé sur l'effet de serre qui consiste à piéger le rayonnement solaire, où ce dernier arrive au niveau du couvert et le traverse pour atteindre une surface revêtue d'une peinture noire, appelée absorbeur, qui va absorber une

grande partie du rayonnement solaire entraînant une augmentation de sa température. Le rayonnement réfléchi par l'absorbeur arrive sur la vitre et comme celle-ci est opaque aux rayonnements infrarouges, le rayonnement est ainsi piégé. Avec les capteurs plans on obtient de l'eau chaude à basse température, raison pour laquelle sont très utilisés pour des petits ou moyens systèmes de production d'eau chaude sanitaire, qui sont ainsi appelés chauffe-eau solaires.

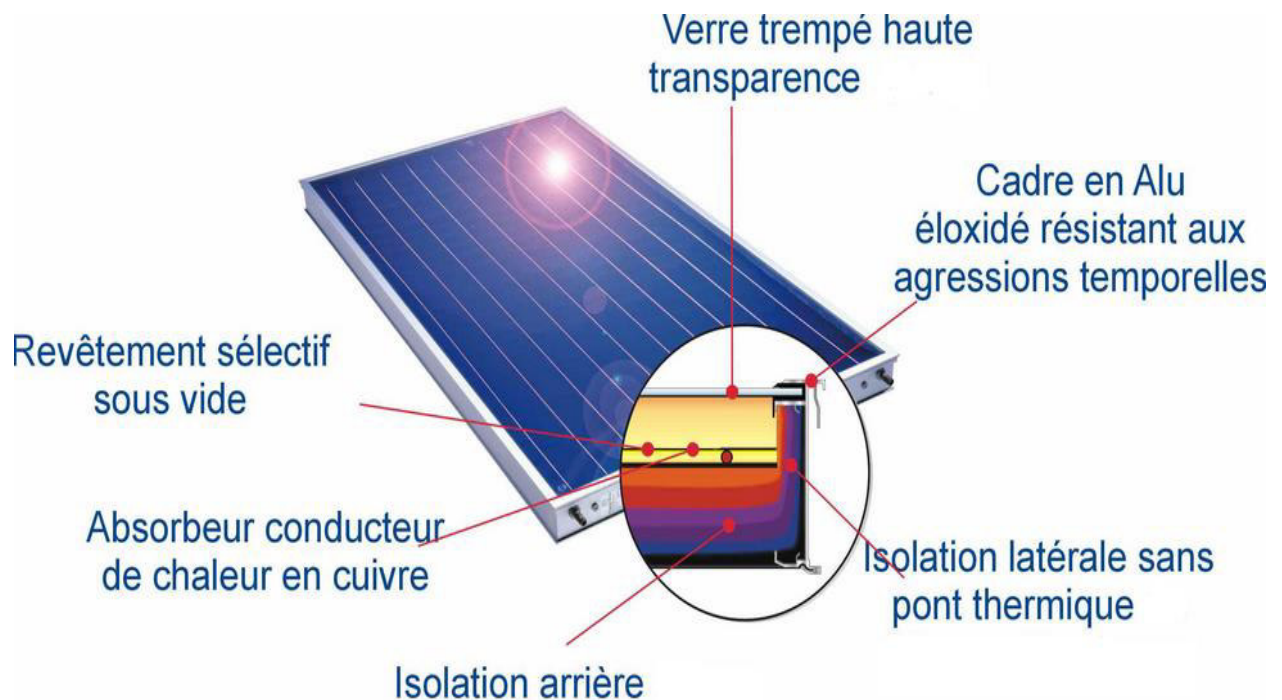


Figure 2-21 : Capteur plan [43]

b. Capteurs à concentration : Ces capteurs utilisent des miroirs réfléchissants paraboliques ou cylindre-paraboliques pour concentrer les rayons solaires respectivement dans le foyer ponctuel ou dans le foyer linéaire de ces miroirs. Dans le foyer ponctuel où le long du foyer linéaire se trouvent les récepteurs (absorbeurs) qui captent le rayonnement solaire ainsi concentrée afin d'obtenir de très hautes températures généralement comprises entre 400 et 1 000 °C. La chaleur solaire produite de la vapeur qui alimente une turbine elle-même entraînant un générateur pour produire de l'électricité.

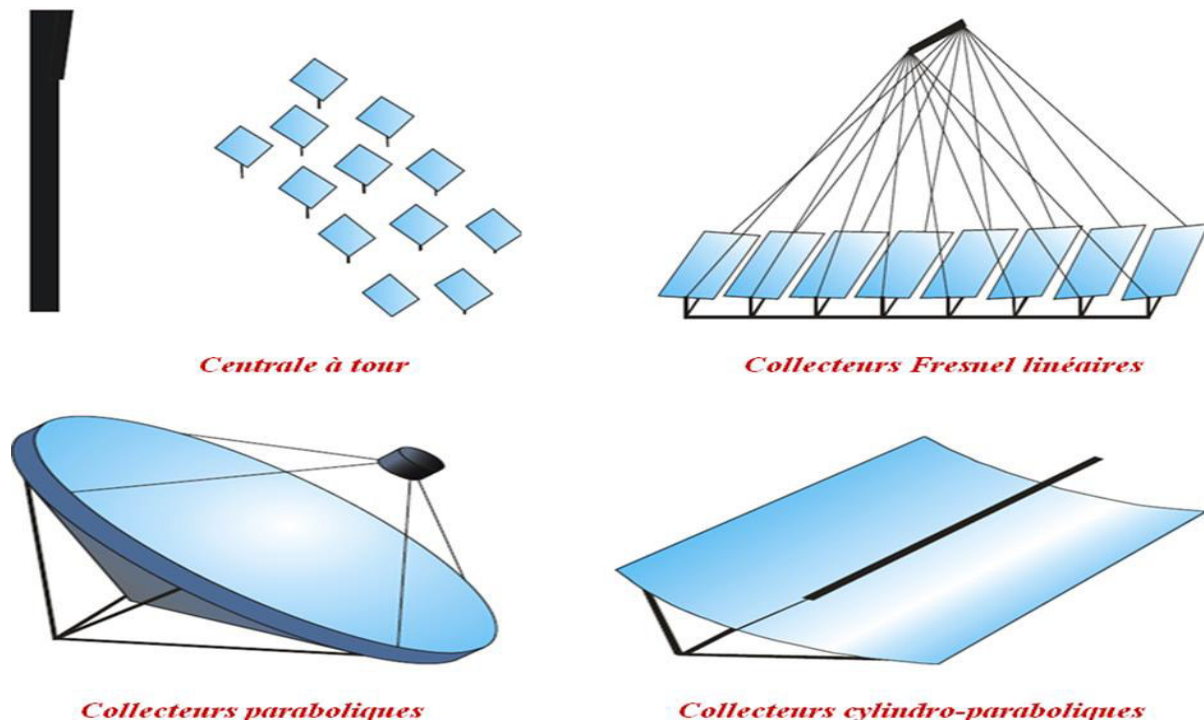


Figure 2-22 : Capteurs à concentration [21, 43]

7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons pu établir les connaissances de base sur le rayonnement solaire, source principale de tous systèmes de conversion de l'énergie solaire, dès son émission par le soleil jusqu'à sa pénétration sur la surface terrestre.

Nous avons vu que le rayonnement solaire global est composé de deux composantes distinctes : l'une est déterministe dépend de la distance séparant le point de mesure et le soleil, et l'autre est stochastique dépend de l'état du ciel (atténuations atmosphériques). Les modèles qui ont été abordés dans cette section permettent la détermination du rayonnement global par ciel clair reçu sur un plan horizontal, la fraction diffuse et le global sur une surface inclinée par le modèle de *HDKR*. Ce ne sont pas nécessairement les plus utilisés ou ceux qui garantissent des meilleurs résultats. Cependant, un test de ces modèles a permis le choix d'un modèle adéquat selon les données que nous disposons et le site en considération [27].

Dans le prochain chapitre, nous donnerons une étude détaillée sur le potentiel solaire que possède l'Algérie avec un cas d'études de deux sites.

8. Bibliographie

- [1] Sayigh A. Comprehensive renewable energy. Edition Elsevier, 2012.
- [2] Günther M. Advanced CSP teaching materials, Chapter 2: Solar radiation.
- [3] https://fr.wikipedia.org/wiki/Rayonnement_solaire
- [4] Garg HP. Treatise on solar energy: Fundamentals of solar energy research. Edition Wiley, 1982.
- [5] Kalogirou S. Solar energy engineering: processes and systems. Edition Elsevier, 2013.
- [6] Badesco V. Modeling solar radiation at the Earth surface, recent advances. Edition Springer, 2008.
- [7] Iqbal M. An introduction to solar radiation. Academic Press Inc. 1983.
- [8] Duffie JP, Beckman WA. Solar engineering of thermal process. 2nd ed, New York:John-Wiley;1991.
- [9] Gueymard C. The sun's total and spectral irradiance for solar energy applications and solar radiation models. Solar Energy, 76(4), p 423–453, 2004.
- [10] Bird RE, Hulstrom RL. A Simplified Clear Sky Model for Direct and Diffuse Insolation on Horizontal Surfaces. Solar Energy Research Institute, 1981 b.
- [11] Bird RE, Hulstrom RL. Evaluation and Improvement of Direct Irradiance Models. J. Sol. Energy Eng n°103(3), p 182-192, 1981 a.
- [12] Mueller RW, Dagestad KF, Ineichen P, Schroedter-Homscheidt et al. Rethinking satellite-based solar irradiance modelling: The *SOLIS* clear-sky module. Remote Sensing of Environment, n°91(2), p 160- 174, 2004.
- [13] Griger M, Diabate L, Ménard L, Wald L. A web service for controlling the quality of measurements of global solar irradiation. Solar Energy n° 6(73), p 475-480, 2002.
- [14] Rigollier C, Bauer O, Wald L. On the clear sky model of the ESRA -European Solar Radiation Atlas with respect to the heliosat method. Solar Energy, n°68(1), p 33-48, 2000.
- [15] Gueymard Ch. A two-band model for the calculation of clear sky solar irradiance, illuminance and photosynthetically active radiation at the earth surface. Solar Energy n° 43 (5), p 252–265, 1989.
- [16] Gueymard C. 2004. High performance model for clear sky irradiance and illuminance. Proceeding de ASES Conference, 2004.
- [17] Kasten F. The linke turbidity factor based on improved values of the integral Rayleigh optical thickness. Solar Energy n°56(3), p 239-244, 1996.

- [18] Molineaux B, Ineichen P, O'Neill N. Equivalence of Pyrheliometric and Monochromatic Aerosol Optical Depths at a Single Key Wavelength. *Applied. Optic.* n° 37(30), p 7008-7018, 1998.
- [19] Ineichen P. Comparison of eight clear sky broadband models against 16 independent data banks. *Solar Energy* n°80(4), p 468-478, 2006.
- [20] Ineichen P. A broadband simplified version of the SOLIS clear sky model. *Solar Energy*. n°82(8), p 758-762, 2008.
- [21] Kleissl J. *Solar Energy Forecasting and Resource Assessment*. Edition Elsevier, 2013.
- [22] Liu B, Jordan R. Daily insolation on surfaces tilted towards the equator. *ASHRAE Journal* n°3, p 53- 59, 1961.
- [23] Klucher TM. Evaluation of models to predict insolation on tilted surfaces. *Solar Energy* n°23, p111–114, 1979.
- [24] Perez R, Steward R, Arbogast C, Seals R, Scott J. An anisotropic hourly diffuse radiation model for sloping surfaces: description, performance, validation, site dependency evaluation. *Solar Energy* n°36, p 481–497, 1986.
- [25] Hay JE. Calculation of monthly mean solar radiation for horizontal and inclined surfaces. *Solar Energy* n°23, p 301-307, 1979.
- [26] Hay JE, Davies JA. Calculation of the solar radiation incident on an inclined surface, *Proceedings: First Canadian solar radiation workshop, Toronto*, p 59-72, 1978.
- [27] Gairaa K, Khellaf A, Chellali F, Benkaciali S, Bakelli Y, Bezari S. Maximisation and optimization of the total solar radiation reaching the solar collector surfaces. *Progress in clean energy* Volume 2, p 873-886, 2015.
- [28] Orgill JE, Hollands KGT. Correlation equation for hourly diffuse radiation on a horizontal surface. *Solar Energy*, 19(4), p 357-359, 1977.
- [29] Erbs DG, Klein SA, Duffie JA. Estimation of the diffuse radiation fraction for hourly, daily and monthly-average global radiation. *Solar Energy*, 28(4), p 293-304, 1982.
- [30] Iqbal M. Prediction of hourly diffuse solar radiation from measured hourly global radiation on a horizontal surface. *Solar Energy*, 24(5), p 491–504, 1980.
- [31] OMM. *Guide to meteorological instruments and methods of observation*, 7^{ème} édition, 2008.
- [32] Paulescu M, Paulescu E, Gravila P, Badescu V. *Weather modeling and forecasting of PV systems operation*. *Green Energy and Technology*, Edition Springer, 2013.

- [33] Siren KE. The shadow band correction for diffuse irradiation based on a two-component sky radiance model. *Solar Energy*, 39, p 433–438, 1987.
- [34] Reda I (1996) Calibration of a solar absolute cavity radiometer with traceability to the world radiometric reference. Tech. Rep. NREL TP-463-20619, National Renewable Energy Laboratory, Golden, Colorado.
- [35] HelioClim server. Centre Énergétique et Procédés d'Ecole des Mines de Paris (2012). <http://www.helioclim.org/heliosat/index.html>
- [36] Cano D, Monget JM, Guillard H, Albuissou M, Regas N, Wald L. A method for the determination of the global solar radiation from meteorological satellite data. *Solar Energy*, 37, p 31–39, 1986.
- [37] Diabate L, Demarco H, Michaud-Regas N, Wald L. Estimating incident solar radiation at the surface from images of the earth transmitted by geostationary satellites: the heliosat project. *Solar Energy*, 5, p, 261–278, 1988.
- [38] Rigollier C, Lefevre M, Wald L. The method Heliosat-2 for deriving shortwave solar radiation from satellite images. *Solar Energy*, 77, p, 159–169, 2004.
- [39] Navarro JM. Cellules photovoltaïques organiques transparentes dans le visible. Thèse de doctorat, 2008.
- [40] Quaschnig V. Understanding renewable energy systems. Edition Springer, 2005.
- [41] Goetzberger. A, Hoffmann VU. Photovoltaic energy generation. Edition Springer, 2005.
- [42] www.conceptenergy.re
- [43] Kalla F. Conversion thermodynamique de l'énergie solaire: étude et modélisation d'un capteur solaire. Mémoire de Magister, Université de Batna, 2014.
- [44] Voyant C. Prédiction des séries temporelles de rayonnement solaire global et de production d'énergie photovoltaïque à partir de réseaux de neurones artificiels. Thèse de Doctorat, Université de Corse-Pascal Paoli, 2011.
- [45] Markvart T, Castafier L. Practical handbook of photovoltaics: fundamentals and applications. Edition Elsevier, 2003.
- [46] Fleche B, Delagnes D. Production de l'énergie électrique : énergie solaire photovoltaïque. STI-ELT, 2007.

Chapitre 3

Le potentiel solaire algérien

1. Introduction

La connaissance de la quantité et de la qualité de l'énergie solaire disponible dans un emplacement spécifique est de première importance pour la conception des systèmes solaires. Bien que, le rayonnement solaire est relativement constant en dehors de l'atmosphère terrestre, les influences climatiques locales peuvent provoquer de grandes variations dans l'insolation disponible sur la surface de la terre.

En effet, les données de rayonnement solaire sont essentielles pour la conception des applications solaire comme pour la météorologie, la climatologie, l'agriculture, etc. Le *PV* ou le *CSP* nécessitent des informations fiables sur les différentes composantes du rayonnement solaires. Cela pourrait être obtenu à partir des données de rayonnement solaire mesuré par des stations radiométriques implanté dans différents endroits de la région d'étude.

L'Algérie est située dans le centre de l'Afrique du Nord le long de la côte méditerranéenne, entre les latitudes 19° et 38° au nord et longitudes 8° Ouest et 12° Est. Sa partie sud comprend une partie importante du Sahara (près de 86 % de la surface totale du pays, ce qui représente 2.048.297 km²). Le climat de l'Algérie est transitoire et divisé en trois catégories : Méditerranéen au nord, semi-aride continental dans les haut-plateaux et désertique et aride dans le sud. Sa situation géographique dans la ceinture solaire et les conditions climatiques favorables (durée d'insolation abondante toute le long de l'année), font de l'Algérie un acteur stratégique et principal dans la mise en œuvre de la technologie solaire dans la région nord-africaine ; elle est considérée même l'un des pays ayant les plus hauts niveaux de rayonnement solaire dans le monde avec un potentiel estimé de plus de 5 milliards GWh/an.

Dans ce chapitre, nous allons examiner le potentiel solaire algérien à travers l'analyse des composantes solaires radiométriques, ainsi que les paramètres météorologiques qui sont également nécessaires pour la détermination des performances des dispositifs solaires. Un cas d'étude de deux régions de climat différent est considéré.

2. Revue bibliographique

Les diverses études entreprises jusqu'à présent sur le potentiel énergétique solaire en Algérie font apparaître un potentiel considérable pour l'utilisation et l'exploitation de cette forme d'énergie. Cependant, l'Algérie avec plus de deux millions de km² de superficie, reçoit l'équivalent de 300 milliards de Tep (tonne équivalent de pétrole) par an en énergie solaire.

Avec l'amorçage des installations solaires ces dernières années et l'ambition d'avoir une capacité solaire de 22 GW d'ici l'an 2030, l'évaluation et la valorisation du potentiel solaire deviennent de plus en plus primordiales, non seulement pour le choix des sites mais aussi pour la conception optimale des dispositifs et pour le choix des techniques adéquates. Cependant, plusieurs études ont été établies pour évaluer le potentiel solaire sur l'ensemble du territoire national.

L'agence spatiale allemande (*DLR*) [2] a fait une évaluation par satellite du potentiel solaire de la région méditerranéenne. Elle a dévoilé que l'Algérie possède un potentiel solaire le plus important de tout le bassin méditerranéen, soit 169.000 TWh/an pour le solaire thermique et 13.9 TWh/an pour le solaire photovoltaïque.

Gairaa et al. [3-5] ont étudié le potentiel solaire de la région de *Ghardaïa* où ils ont analysé les trois composantes solaires (diffuse, directe et globale) mesurées sur ce site. Une étude comparative a été également faite avec les données fournies par la *NASA* et *l'Atlas Solaire pour la Méditerranée* ; les résultats obtenus à travers leurs analyses illustrent la disponibilité d'un potentiel important, ce qui pourrait être encourageant pour les applications solaires dans la région d'étude.

Une cartographie du rayonnement solaire global reçu sur un plan horizontal pour la plupart des régions de l'Algérie a été élaborée par Abdeladim et al [6]. Le tracé des cartes est conçu à l'aide du logiciel Surfer et les interpolations ont été déterminées par le biais de la méthode Kriging. En fait, ces cartes illustrent des données simulées (non mesurées).

Mecibah et al. [7, 8] ont proposé une méthodologie pour l'estimation du D_n horaire, mensuel et annuel dans le cas où les données du rayonnement diffus et global sont disponibles et même en l'absence des mesures, pour des éventuelles applications des procédés de concentration solaire (*CSP* et *CPV*). Ils ont testé trois sites de différent climat à savoir : Alger, Ghardaïa et Tamanrasset. En effet, la méthode ainsi validée semble un moyen très approprié pour l'exploitation de la composante D_n .

Une étude d'évaluation du D_n en Algérie est proposée par Bouklia et al. [9] dans le but d'exploiter les procédés de concentrations. Leurs analyse indique un niveau important de cette composante allant de 4.66 kWh/m² jusqu'à 7.26 kWh/m² ce qui correspond à un potentiel de 1700 kWh/m²/an dans le Nord et 2650 kWh/m²/an dans le sud avec une durée d'insolation qui dépasse les 3000 heures dans la quasi-totalité du territoire national.

Dans le but d'avoir des informations fiables sur le potentiel solaire des sites de Beni Abbes et Adrar, une étude estimative du rayonnement solaire global journalier moyen mensuel basé sur des modèles de la durée d'insolation, a été considérée par Bouklia et al. [10]. À cet effet, six modèles empiriques de type Angstrom-Prescott ont été validés. Les constatations de ce travail indiquent que le modèle quadratique donne des meilleurs résultats comparant aux autres modèles testés, et cela selon des critères statistiques tels que le coefficient de corrélation, l'erreur quadratique moyenne, etc.

Dans le travail de Bouklia et al [11], la modélisation de la composante diffuse a été examinée pour six régions de l'Algérie (Alger, Constantine, Ghardaïa, Bechar, Adrar et Tamanrasset). Ils ont utilisé dix modèles empiriques afin de choisir un modèle approprié pour chaque endroit et ensuite, ils ont développé des modèles généralisés pour estimer le rayonnement diffus dans d'autres sites en l'absence des mesures.

Yaich et al [12] ont développé des cartes de rayonnement solaire global reçu sur une surface horizontale, inclinée à la latitude de lieu, et sur une surface verticale et pour différentes orientations pour les 48 Wilayas de l'Algérie et pour tous types états de ciel.

Une approche d'estimation de l'irradiation globale, par ciel clair et par ciel moyen, pour l'ensemble du territoire algérien a été présentée par Mefti et al [13,14]. Cette approche a permis de diviser le territoire national en cinq zones homogènes : les deux premières zones couvrent respectivement les régions côtières du centre et de l'est, celles de l'ouest et des Hauts plateaux. Le nord et le centre du Sahara constituent respectivement la troisième et la quatrième zone. Le Hoggar et le Tassili sont représentés par la cinquième zone. Les constatations de ce travail ont indiqué un énorme potentiel solaire; il dépasse les 5 kWh/m²/jour au nord pour atteindre les 7 kWh/m²/jour au sud, en moyenne annuelle.

3. Durée d'insolation et rayonnement solaire

L'Algérie possède un potentiel solaire le plus important parmi les pays de la région Nord-Africains et Moyen-Orient (Figure 3-1); la durée d'insolation est en moyenne égale à 7.3 heures dans le nord du pays, 8.3 heures dans les hauts plateaux et plus de 10 heures dans les régions du sud. En général, la durée d'insolation sur la quasi-totalité du territoire national dépasse les 3000 heures/an et peut atteindre 3500 heures/an dans le Sahara, comme est montré dans la Figure 3-2.

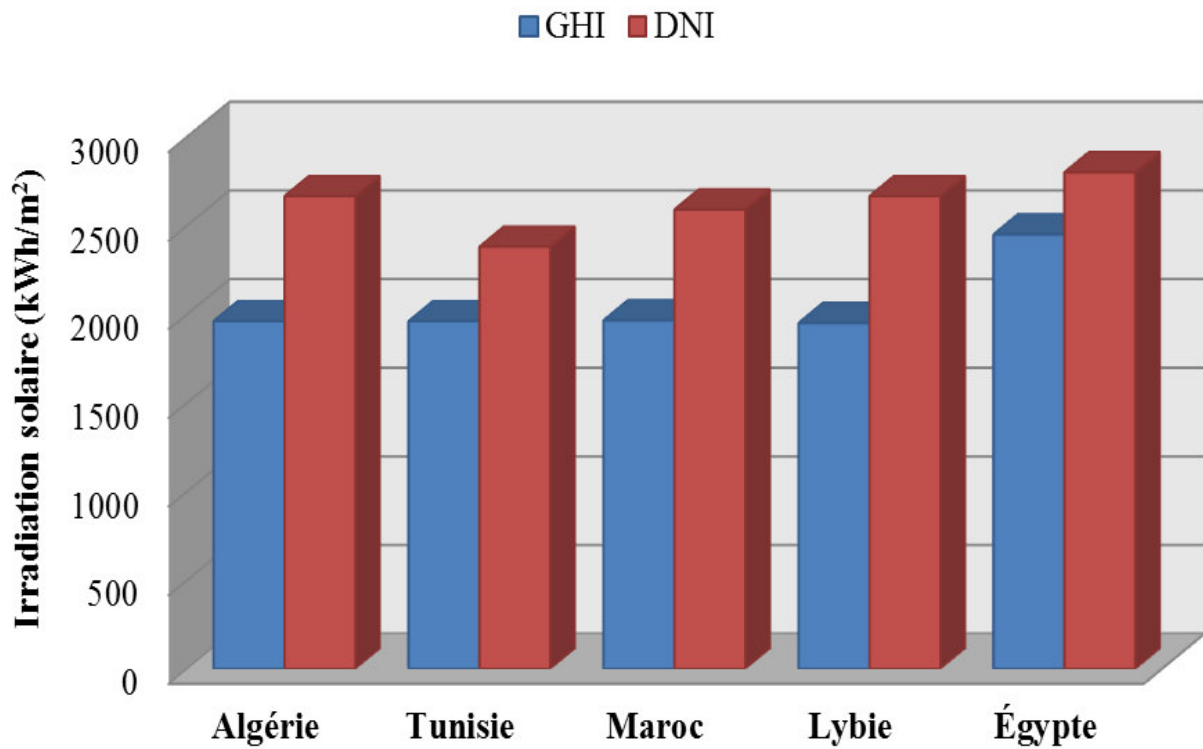


Figure 3-1 : Composantes solaire globale et D_n des pays nord-africain [1]

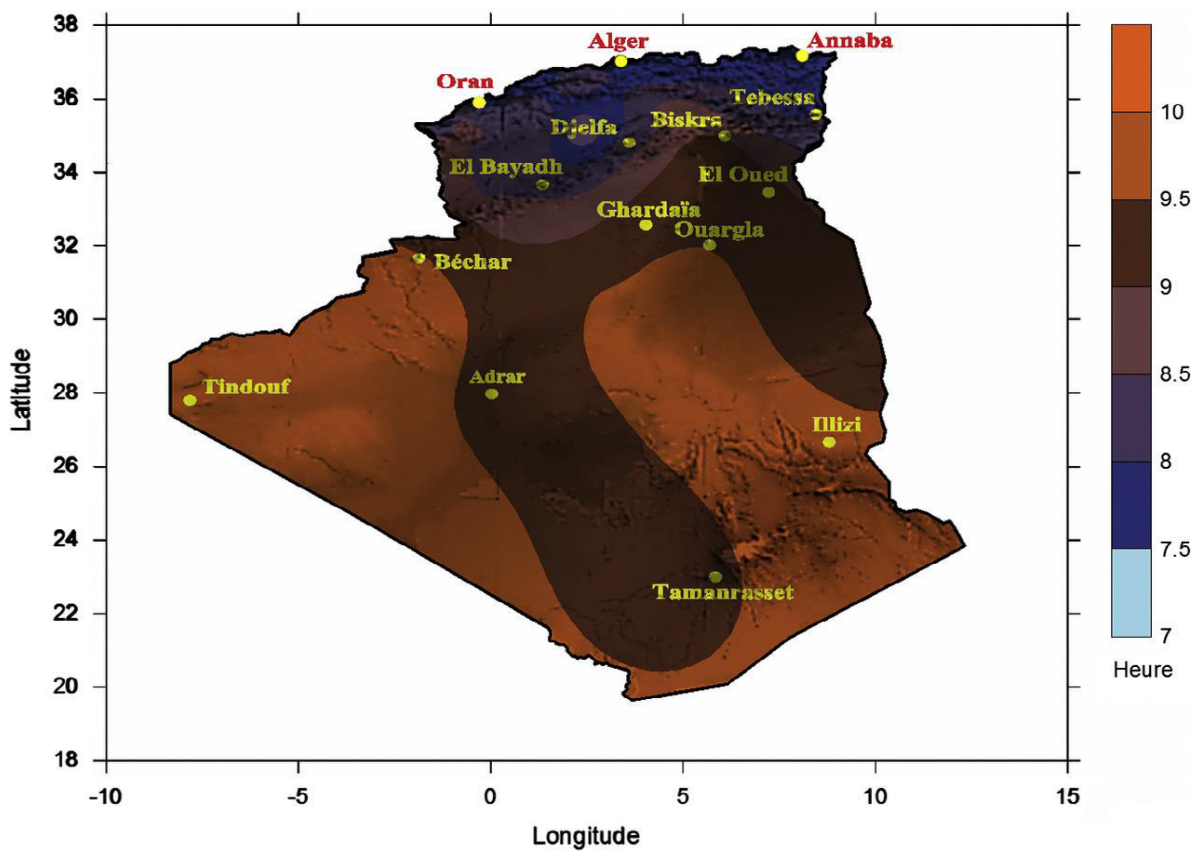


Figure 3-2 : Durée d'insolation en Algérie [12]

La valeur moyenne journalière de rayonnement solaire global reçu sur une surface horizontale est d'environ de 4.7 kWh/m² dans le Nord, 5.3 kWh/m² dans les hauts plateaux et d'environ 7.7 kWh/m² dans le sud, ce qui correspond à un cumul de l'ordre de 1700 kWh/m²/an dans le nord et 2650 kWh/m²/an dans le sud (Figures 3-3 et 3-4), ce qui signifie un excellent niveau de rayonnement solaire convenable pour toutes applications solaires.

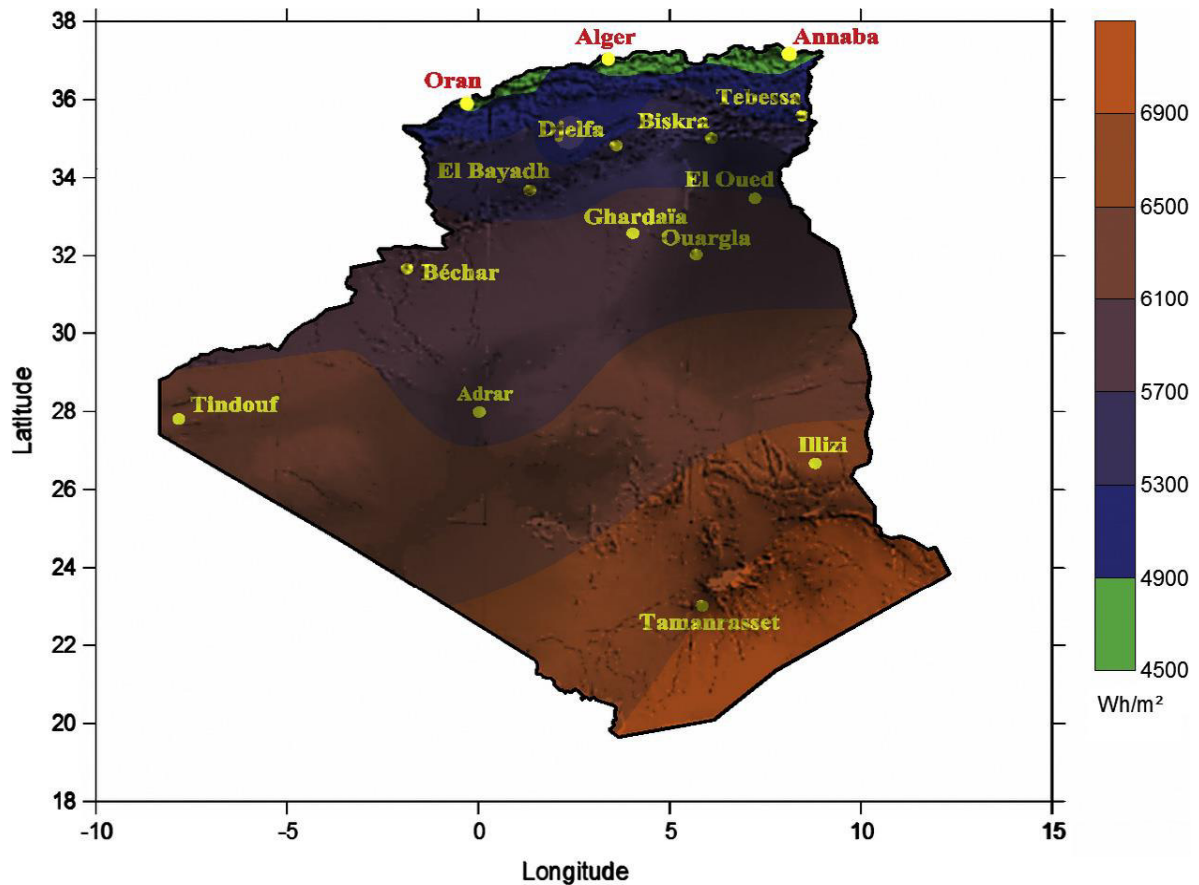


Figure 3-3 : Rayonnement global reçu sur une surface horizontale [12]

Comme nous avons vu dans le chapitre précédent, les dispositifs solaires sont positionnés sur des surfaces inclinées par rapport à l'horizontale, donc, il est utile de savoir aussi la quantité d'énergie disponible reçue sur ces plans. La figure 3-4 montre le rayonnement solaire global moyen journalier tombant sur un plan incliné à la latitude de lieu. Il varie entre 6.4 kWh/m² dans le nord, 6.8 kWh/m² dans les haut-plateaux et plus de 7.2 kWh/m² dans le sud. Il est à noter que, la région de Tamanrasset reçoit le plus de rayonnement solaire (plus de 8.0 kWh/m²).

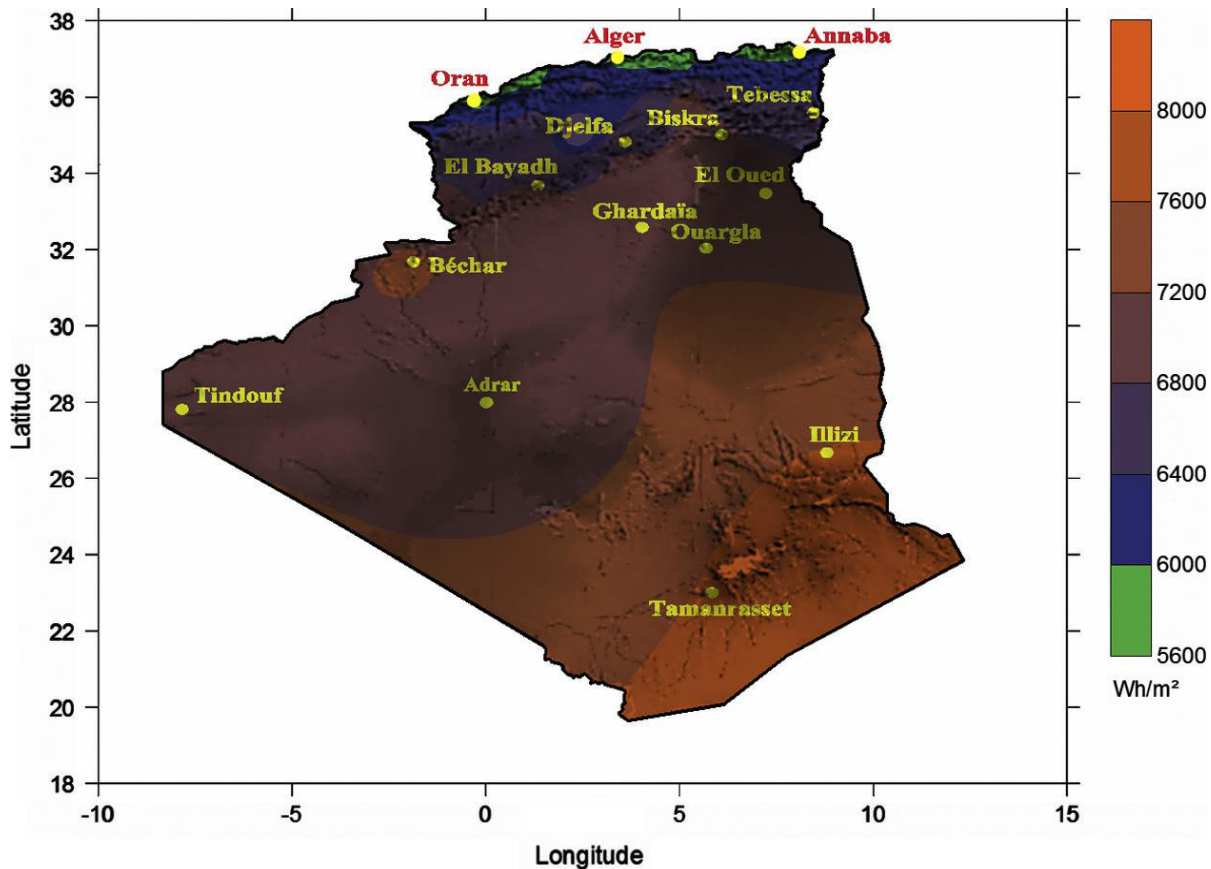


Figure 3-4 : Rayonnement global reçu sur une surface inclinée à la latitude de lieu [12]

Le rayonnement solaire direct à incidence normale (D_n) représente à son tour un excellent niveau, il varie autour de 1800 ($\text{kWh/m}^2/\text{an}$) au nord, 1900 kWh/m^2 dans les haut-plateaux pour atteindre les 2700 ($\text{kWh/m}^2/\text{an}$) dans les régions du sud. Ce potentiel est considéré parmi les plus importants dans la région nord-africaine (Figure 3-1), ce qui va permettre à l'Algérie d'exploité davantage la technique de concentration, surtout pour la génération de l'électricité afin de renforcer son réseau électrique.

Nous avons donné un aperçu général sur le potentiel solaire que possède l'Algérie, mais on aurait ambitionné de donner des détails sur chaque région du pays. Malheureusement, le réseau de mesures radiométriques que compte le pays, est peu dense relativement à la superficie du territoire.

Effectivement, seules sept stations météorologiques sur la soixantaine que compte le réseau de l'Office National de la Météorologie (ONM) assurent la mesure des composantes diffuses et globales du rayonnement solaire reçu sur le plan horizontal et peu de stations assurent

l'enregistrement de la composante directe. A cet effet, nous avons choisi d'étudier durant cette thèse, deux sites de climats différents dont les données sont disponibles à notre disposition.

4. Cas d'étude

Le premier site à considérer dans ce travail est le site de Bouzaréah (Latitude: 36.8° N; Longitude: 3.17° E ; Altitude : 357 m). Situé dans les hauteurs d'Alger, Bouzaréah est caractérisé par un climat méditerranéen, humide durant toute l'année à l'exception de l'été où le climat devient chaud et sec. Sa façade maritime lui assure une bonne stabilité climatique notamment en termes de température et du vent. Les vitesses moyennes annuelles de vent oscillent entre 3 et 4 m/s à 10 m du sol, et la température moyenne annuelle est de l'ordre de 17 °C. La pluviométrie varie entre 339 et 452 mm.

Le site de Ghardaïa (Latitude : 32.6° N ; longitude : 3.8° E ; Altitude : 450 m), chef-lieu du M'zab, est un site désertique localisé au sud algérien à 600 km de la capitale d'Alger. L'hiver est caractérisé par un froid intense dû au vent de neige soufflé des hauts plateaux. Les vents de sable venant du sud-ouest à la fin de cette saison sont alors particulièrement gênants, par suite de l'extrême pulvéulence de poussière. La température élevée en été est relativement fraîche en hiver, avec une moyenne annuelle de 23 °C. La pluviométrie est du type saharien avec une moyenne annuelle de 67.3 mm ; les vitesses moyennes annuelles du vent sont de 3.1 à 4.4 m/s à 10 m du sol. D'une manière générale, le site de Ghardaïa est caractérisé par un ensoleillement exceptionnel où la moyenne annuelle de l'irradiation globale mesurée sur un plan horizontal dépasse les 6000 Wh/m² et la couverture solaire est de plus de 3000 heures/an.

4.1. Mesures

4.1.1 Dispositifs expérimentaux

Comme nous avons indiqué ci-dessus, l'ensemble des données de rayonnement solaire utilisées ont été acquies sur les deux sites. Le dispositif expérimental comporte deux stations de mesures:

Une station radiométrique du type *Solys2* avec des capteurs météorologiques qui sont installés au site de Bouzaréah, et deux autres stations radiométriques de type *Solys2* et *CIMEL* qui sont installées au site de Ghardaïa (Figures 3-5 et 3-6).

La station *Solys2* est une station de haute précision, serve pour la mesure des trois composantes radiométriques. Elle est capable de suivre la trajectoire du soleil quotidiennement du lever au coucher, grâce à un système de poursuite. La station est pourvue des instruments suivants :

- ❖ un pyréliomètre CHP1 (Kipp & Zonen) pointé vers le disque solaire, pour mesurer le rayonnement arrivant par un chemin direct depuis le soleil sur un plan perpendiculaire à la direction du rayon (D_n),
- ❖ un pyranomètre de type CM11 (Kipp & Zonen), muni d'une boule sphérique pour cacher le flux radiatif venant directement du disque solaire, pour mesurer le rayonnement diffus par l'ensemble des autres chemins possibles sur un plan horizontal : diffusion de l'atmosphère, réflexion simple ou multiple avec les nuages, l'atmosphère elle-même, le sol ou des objets de l'environnement (DH),
- ❖ un pyranomètre du type CM11 (Kipp & Zonen) pour la mesure de rayonnement global sur un plan horizontal (GHI).

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

Concernant la station *CIMEL*, en plus les paramètres météorologiques précédents, elle mesure aussi le rayonnement global reçu sur un plan horizontal à l'aide du pyranomètres CE-180. Une acquisition de données du type *Campbell Scientific*, modèle RS232 est utilisée pour la collecte et pour le stockage des données à des intervalles de 10 min pour chaque paramètre (les compteurs sont analysés à intervalles de 10 secondes et des valeurs moyennes à intervalles de 10 minutes sont calculées et stockées).

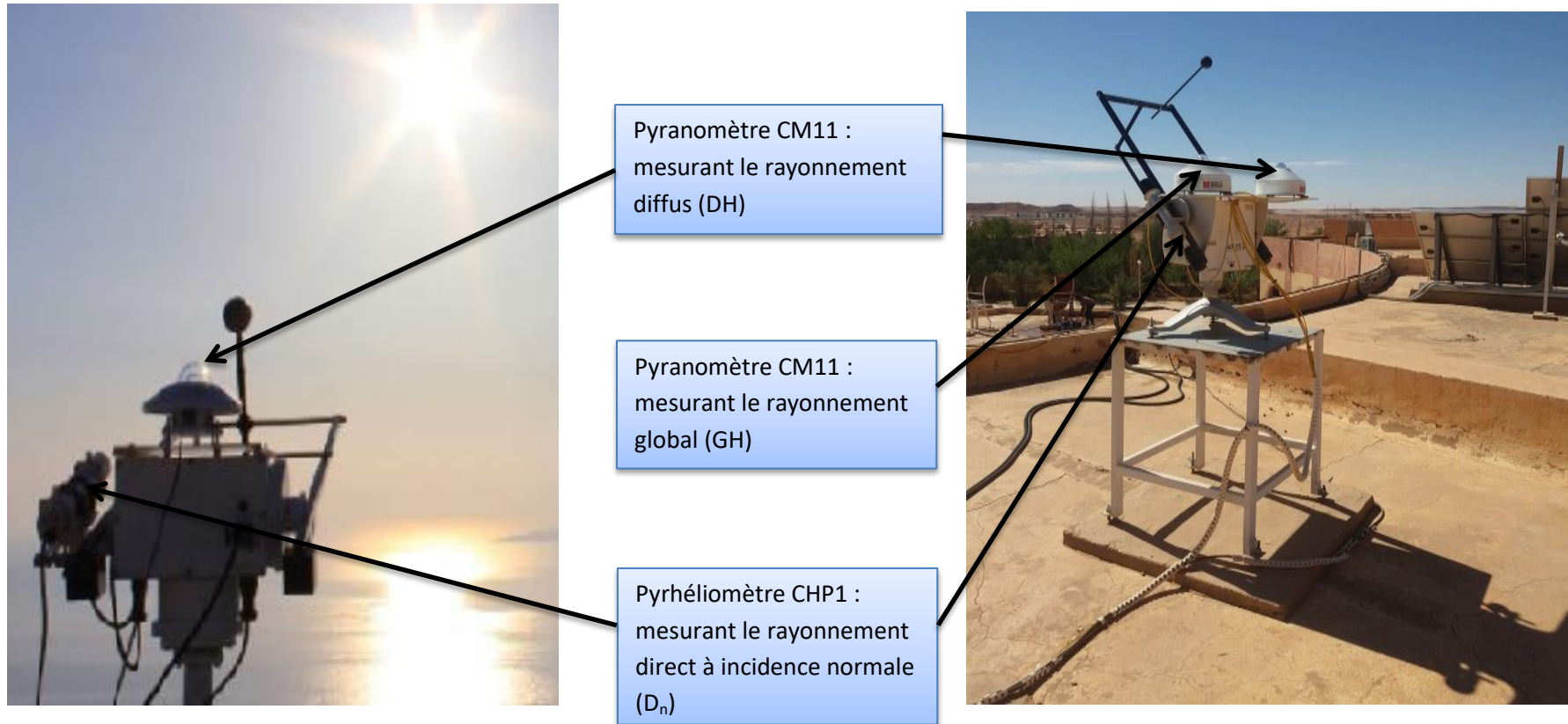


Figure 3-5 : Station de mesure radiométrique de type *Solys2* installé à *Bouzaréah* (à gauche) et à *Ghardaïa* (à droite)



Figure 3-6 : Capteurs de mesures météorologiques installées à *Ghardaïa*

Les Figures 3-7 et 3-8 montrent un exemple de mesure des trois composantes solaires pour les deux sites. Le ciel est souvent clair à Ghardaïa toute au long de l'année, tandis que le site de Bouzaréah à la particularité d'un ciel perturbé à cause du phénomène d'absorption et de diffusion par les aérosols (fluctuations visibles dans les mesures du global, direct et diffus).

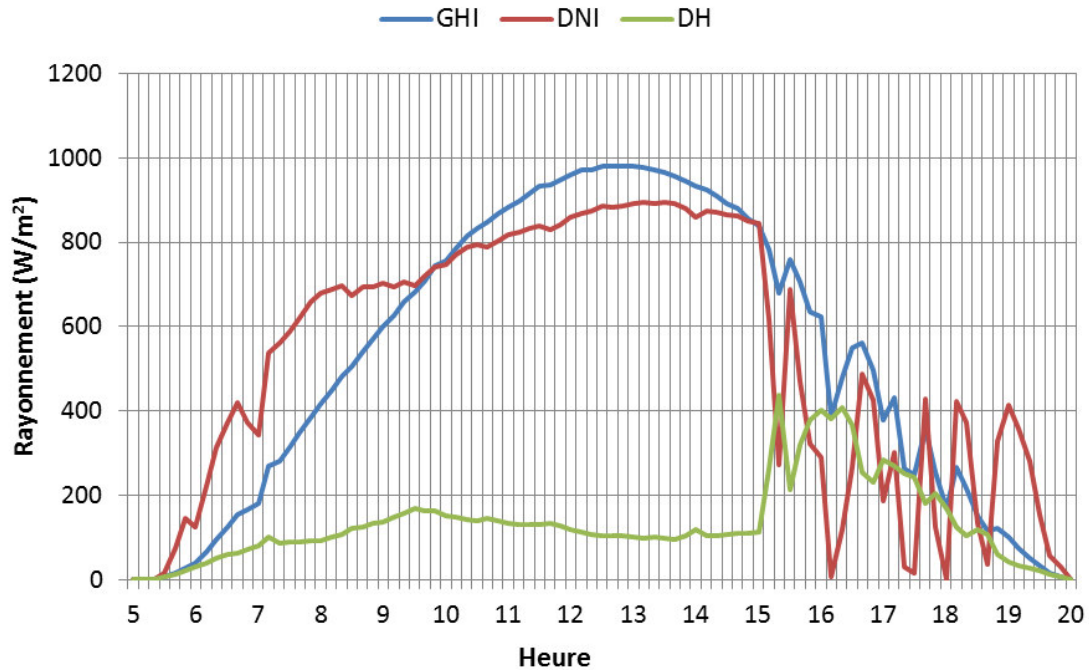


Figure 3-7 : Exemple de mesures sur une journée au site de *Bouzaréah*

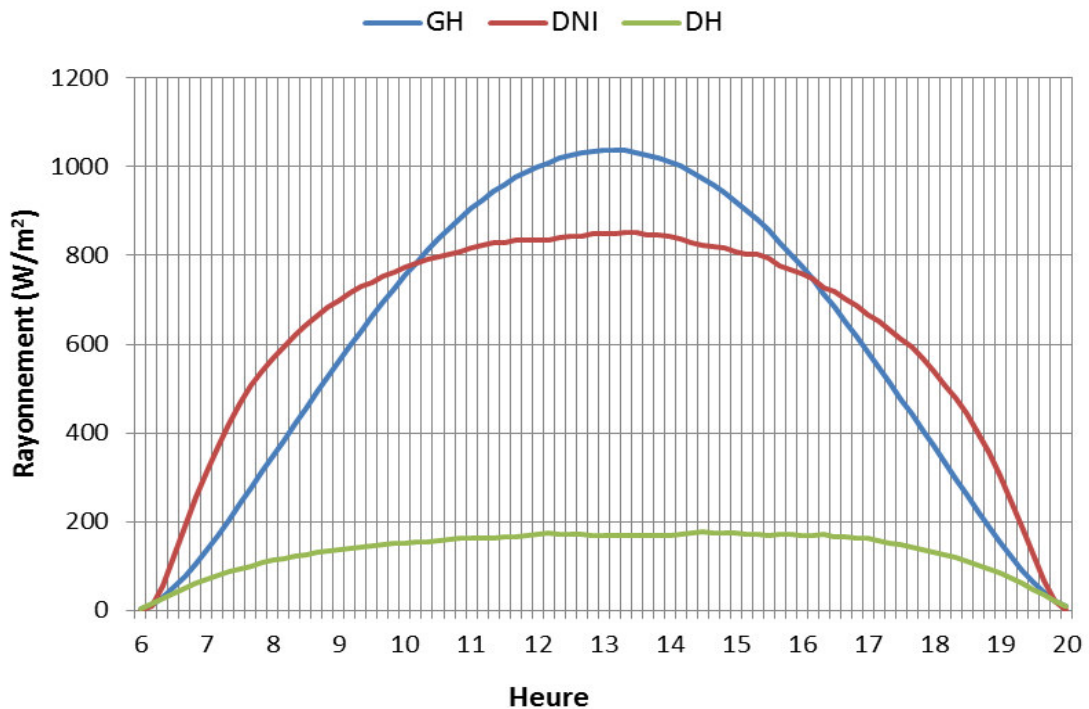


Figure 3-8 : Exemple de mesures sur une journée au site de *Ghardaïa*

Lorsqu'un radiomètre est en fonctionnement, sa performance est corrélée avec un certain nombre de paramètres, tels que la température, le niveau de rayonnement etc. Si les conditions diffèrent sensiblement des conditions d'étalonnage, l'incertitude dans les irradiances calculées doit être attendue. Or, pour le pyréliomètre *CHP1*, l'erreur maximale dans les totaux horaires de rayonnement solaire est de l'ordre de 3%, et une erreur de 2% est attendue dans le total quotidien. Cependant, pour le pyranomètre *CM11*, une erreur maximale de 3% est considérée dans les totaux horaires de rayonnement solaire, et une erreur de 2% est espérée dans le total quotidien [15, 16]. Ces erreurs sont réduites en utilisant la sensibilité réelle du radiomètre dans la conversion de la tension de sortie du capteur (mV) en irradiation solaire (W/m^2). À titre d'exemple, l'erreur de la non-linéarité (variation de la sensibilité du capteur par rapport à l'irradiation solaire) est la même pour tous les pyréliomètre du type *CHP1*. La figure suivante représente cette erreur et la variation de sensibilité à l'éclairement pour une plage de 0 à $1000 W/m^2$.

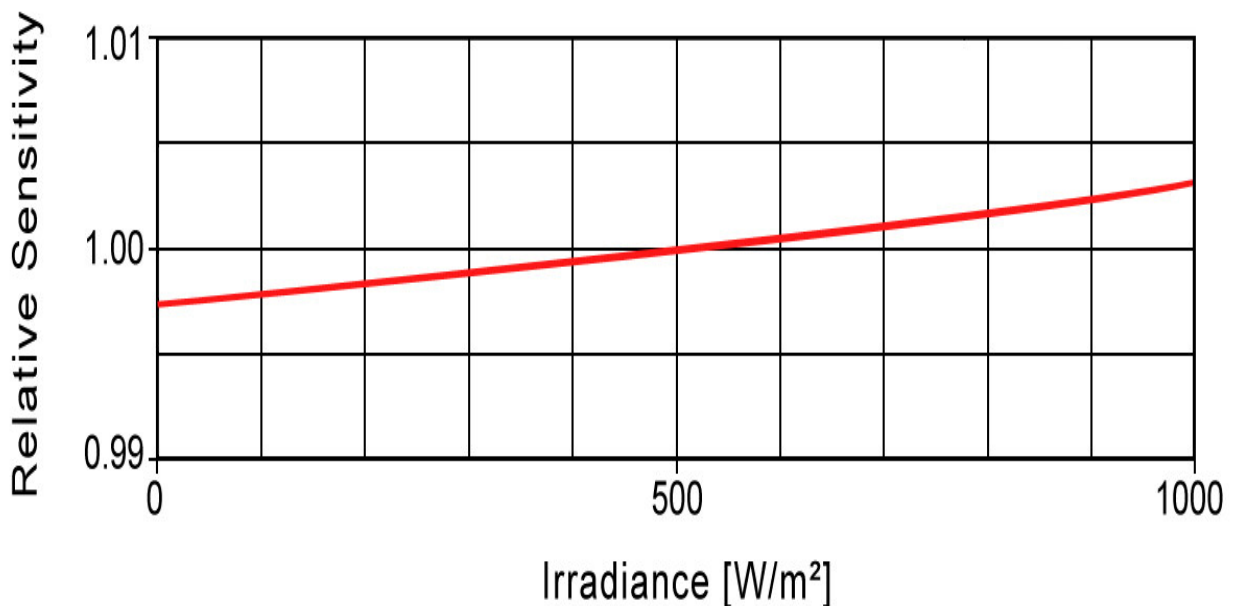


Figure 3-9 : La non-linéarité du Pyréliomètre CHP1 [15]

Les différentes spécifications techniques des capteurs de mesure employés dans cette étude, sont rapportées dans les tableaux suivants :

Tableau 3-1 : Caractéristiques techniques du Pyranomètre *CMP11*

Pyranomètre	Kipp&Zonen <i>CMP21</i>
ISO classification	Secondary standard
response time (95%)	< 5 s
Zero offset: response to 200 W/m² net thermal radiation (ventilated)	±7 W/m ²
Zero offset: due to ambient temperature change (5K/h)	±2 W/m ²
Resolution (smallest detectable change)	±1 W/m ²
Non-stability (change/year in percentage of full scale)	< ±0.5%
Non-linearity (at 500 W/m² within 100 to 1000 W/m²)	±0.2%
Temperature dependence (maximum within an interval of 50 K)	±1% (-20°C to +50°C)
Expected daily uncertainty (in clean state)	±2%
Full opening view angle	180°
Directional response of beam radiation (at 80° and 1000 W/m²)	±10 W/m ²
Tilt response (when installed deviating from horizontal, at 1000 W/m²)	±0.2%
Operating temperature	-40°C to +80°C
Spectral range (50% points)	310 to 2800 nm

Tableau 3-2 : Caractéristiques techniques du Pyranomètre *CES-180*

Pyranomètre	Cimel <i>CES180</i>
ISO classification	Secondary standard
response time (95%)	< 5 s
Zero offset: response to 200 W/m² net thermal radiation (ventilated)	-
Zero offset: due to ambient temperature change (5K/h)	-
Resolution (smallest detectable change)	-
Non-stability (change/year in percentage of full scale)	-
Non-linearity (at 500 W/m² within 100 to 1000 W/m²)	±1%
Temperature dependence (maximum within an interval of 50 K)	-
Expected daily uncertainty (in clean state)	-
Full opening view angle	180°
Directional response of beam radiation (at 80° and 1000 W/m²)	±10 W/m ²
Tilt response (when installed deviating from horizontal, at 1000 W/m²)	±0.2%
Operating temperature	-40°C to +80°C
Spectral range (50% points)	300 to 2500 nm

Tableau 3-3 : Caractéristiques techniques du Pyrhéliomètre *CHP1*

Pyrheliometer	Kipp&Zonen <i>CHP1</i>
ISO classification	First Class
response time (95%)	5 s
Zero offsets due to ambient temperature change (5K/h)	$\pm 1 \text{ W/m}^2$
Non-stability (change/year in percentage of full scale)	$\pm 0.5\%$
Non-linearity (0 to 1000 W/m²)	$\pm 0.2\%$
Temperature dependence of sensitivity	$\pm 0.5\%$ (-20°C to +50°C)
Expected daily uncertainty (in clean state)	$\pm 1\%$
Full opening view angle	$5^\circ \pm 0.2^\circ$
Slope angle	$1^\circ \pm 0.2^\circ$
Required tracking accuracy	$\pm 0.5^\circ$ from ideal
Operating temperature	-40°C to +80°C
Spectral range (50% points)	200 to 4000 nm

Tableau 3-4 : Caractéristiques techniques des capteurs de température et d'humidité

Temperature and Relative Humidity Probe	Campbell Scientific <i>CS215</i>
Temperature Measurement:	
Operating Range	-40°C to +70°C
Accuracy	$\pm 0.3^\circ\text{C}$ at 25°C
	$\pm 0.4^\circ\text{C}$ over +5°C to +40°C
	$\pm 0.9^\circ\text{C}$ over -40°C to +70°C
Response time (with filter)	120 s (63% response in air moving at 1 m/s)
Relative Humidity:	
Operating Range	0% to 100%
Accuracy (at 25°C)	$\pm 2\%$ over 10 to 90%
	$\pm 4\%$ over 0 to 100%
Short Term Hysteresis	<1% rH
Temperature Dependence	Compensated to < $\pm 2\%$ over -20 to 60°C
Typical Long-Term Stability	< $\pm 1.0\%$ per year
Response time (with filter)	<15 s (63% response at 1 m/s and rH < 85%)

4.2. Contrôle de qualité des données

Le contrôle qualité des données solaire est souvent une condition préalable à leurs utilisations. Lorsqu'on mesure les composantes du rayonnement solaire (direct, diffus et global) ainsi que les paramètres météorologiques (température, humidité, vitesse du vent, pression atmosphérique, etc.), différentes erreurs peuvent être apparues. En effet, un contrôle de qualité rigoureux est primordial. Cependant, les procédures de contrôle qualité ont été limitées à tester les limites physiques, comme une plage comprise entre zéro et le

rayonnement solaire extraterrestre. Certains critères de contrôle de qualité peuvent compter sur la redondance dans les données observées, comme par exemple l'exigence que l'éclairement global est égal à la somme des éclairagements diffus et directs. À cet effet, plusieurs travaux ont été développés dans ce sens pour accomplir cette tâche [17-20].

Les données mesurées ont d'abord été filtrés pour éliminer toute mesure pour laquelle un ensemble de données inexistant. En outre, le filtre de contrôle de qualité recommandé par l'Organisation Mondiale de la Météorologie (*OMM*) pour chaque composante solaire a été appliqué, comme est illustré dans le tableau suivant [21] :

Tableau 3-5 : Contrôle de qualité selon les recommandations de l'*OMM*

Composante solaire	Filtre
Global	$G_h < 0.8 G_{on}$
Direct normal	$I_{n,b} \leq 0.9 I_{o,n}$
Diffus	$0.1 G_h \leq D_h \leq G_h$
Hauteur du soleil	$h > 5^\circ$

L'entretien et la maintenance des radiomètres sont des étapes aussi cruciales pour la qualité de mesures. Dans ce contexte, une inspection visuelle des radiomètres et des trackers aide à la détection de différentes erreurs qui peuvent être survenues au cours de l'opération de mesure. En effet, les points à examiner pour le bon fonctionnement d'une station de mesure radiométrique sont résumés comme suit :

- ❖ vérifions si le pyrhéliomètre suit correctement le soleil, dans ce cas le spot qui est à la limite inférieur du pyrhéliomètre donne une indication si le disque solaire est à l'intérieur du spot et par conséquent si le pyrhéliomètre est bien aligné (Figure 3-10).
- ❖ vérifions si le tracker (suiveur) solaire et les radiomètres sont bien nivelés, dans ce cas on observe si les bulles de nivelassions des différents capteurs sont parfaitement dans le cercle de niveau (Figure 3-10).
- ❖ examinons si le pyranomètre mesurant la composante diffuse est bien ombragé par la boule d'ombrage ; l'ombre devrait couvrir symétriquement la coupelle du pyranomètre (Figure 3-11).
- ❖ vérifions s'il y a lieu des gouttes de condensation sur les coupelles et si le silica gel est dans un état parfait (la couleur du silica gel est également inspectée).

- ❖ s'il y a lieu des ventilateurs installés pour les pyranomètres, vérifions leurs bons fonctionnement (Figure 3-11).



Figure 3-10 : Nivellements des radiomètres



Figure 3-11 : Inspection visuelle des radiomètres (photo prise au PSA-Plateforme Solaire d'Almeria-Espagne)

Tous les travaux de maintenance et d'entretien doivent être mentionnés indiquant clairement ce qui a été fait et a été observé, y compris l'heure exacte et la date de l'entretien. À cet égard, un protocole de maintenance (Annexe 1) est mis à la disposition de l'agent de l'entretien où à partir de lequel il peut indiquer toutes les informations nécessaires concernant l'état des radiomètres.

D'une manière générale, le respect et l'application de ces recommandations sont d'une immense importance pour avoir des données solaires fiables et ayant bonne qualité, et par conséquent atteindre des meilleurs rendements pour les systèmes de conversion solaires.

4.3. Confrontation des données mesurées

Dans le but de savoir plus sur la conformité de nos données, nous avons confronté les mesures des deux sites avec les bases de données disponibles à libre accès sur le Web tel que *SoDa* [17] et *NASA-SSE* [18].

La base de données *SoDa* est l'une des plus importantes sur le Web ; elle fournit de données et de services relatifs au rayonnement solaire reçu au sol. Elle est disponible à libre accès depuis début 2011 et comprend 21 ans de mesures (1985 à 2005) de données journalières sur l'Europe, l'Afrique et l'Océan Atlantique. Ces données, dont la résolution spatiale est de 30 km, complètent de manière appréciable les mesures réalisées au sol par les stations météorologiques existantes, souvent rares.

La base de données *NASA-SSE* (Surface Meteorological and Solar Energy) est essentiellement dérivée de plusieurs bases de données développées par la *NASA*, incluant le Goddard Earth Observing Systems (*GEOS-1*), utilisant un modèle atmosphérique limité aux observations satellites et de radiosondage. Ces ensembles de données ont été dérivées à partir de l'analyse d'observations effectuées par des satellites orbitant autour de la terre: notamment, le satellite géostationnaire d'observation environnementale, *GOES*, et le satellite à orbite polaire d'observation environnementale, *POES*, de l'Agence américaine des océans et de l'atmosphère, les satellites météorologiques (*Meteosat*) opérés par l'Agence Spatiale Européenne, et les satellites géostationnaires opérés par l'Agence Météorologique Japonaise. La base *NASA-SSE* détient des données mensuelles par satellite pour une grille de $1^{\circ} \times 1^{\circ}$ (111 km) couvrant l'ensemble du monde, pour une période de 10 ans (1983-1993).

L'étude comparative sert à donner une conformité aux données radiométriques et météorologiques collectées dans les deux sites. Donc, une comparaison avec les données de la

NASA et de la SoDa a eu lieu. Les comparaisons entre le rayonnement solaire global moyen mensuel sont montrées dans les Figures 3-12 et 3-13 et dans les Tableaux 3-6 et 3-7.

Pour le site des *Bouzaréah*, des légères différences ont été enregistré dans les mois de mars, avril et décembre où l'erreur relative entre la moyenne annuelle du rayonnement global est de l'ordre de 2.5% par rapport aux données de la *NASA* et elle est de l'ordre de 0.2% par rapport aux données de *SoDa*. Les mesures du rayonnement global au site de *Ghardaïa* ont montré une erreur relative au voisinage de 5.7% comparant aux données de la *NASA* ; cette erreur est de l'ordre de 10% par rapport aux données de *SoDa*. En ce qui concerne la composante D_n , l'erreur relative a avoisiné les 5.08% et 2.8% par rapport à la base de la *NASA* et *SoDa*, respectivement. Il est à noter que, les mesures du D_n ne sont pas disponibles pour le site de *Bouzaréah*.

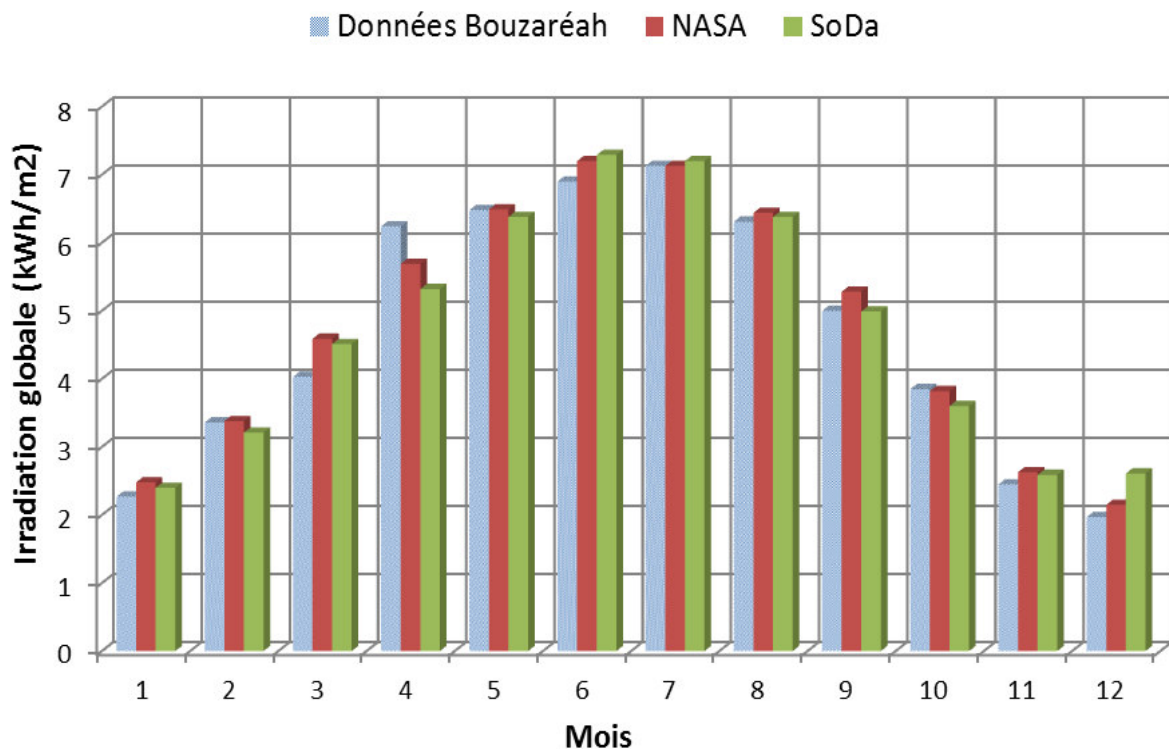


Figure 3-12 : Rayonnement global moyen mensuel (*Bouzaréah*)

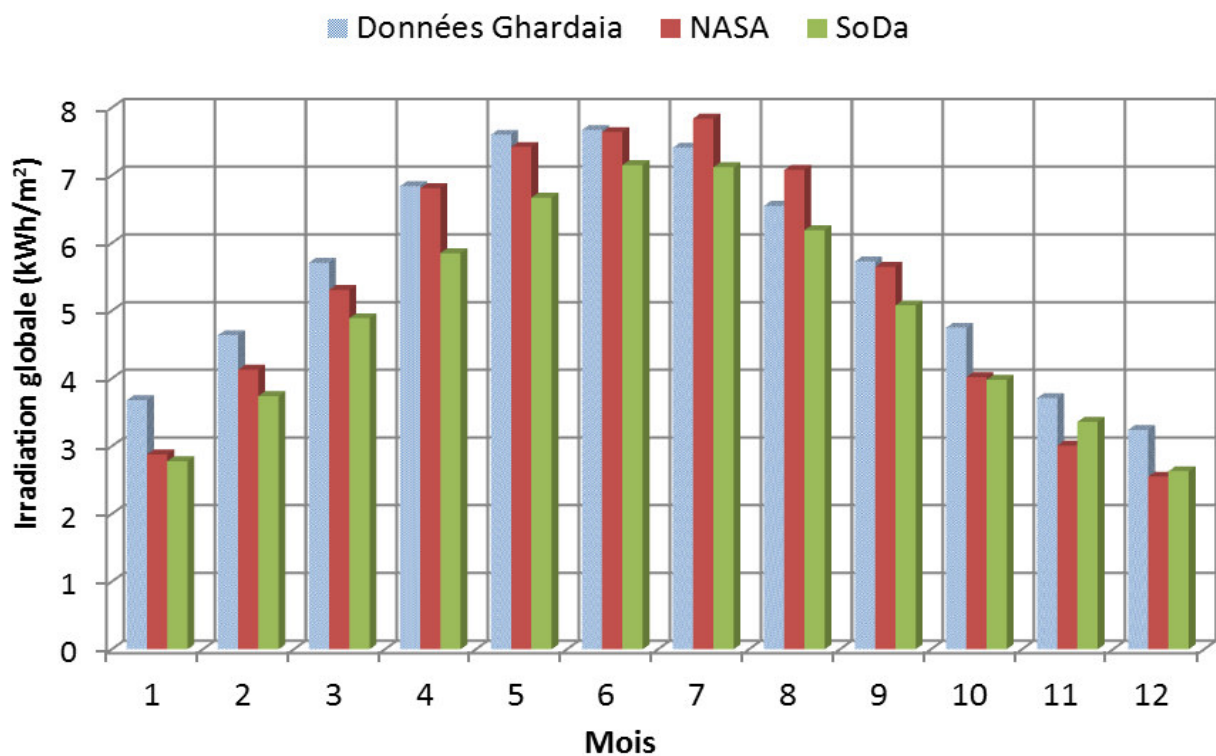
Figure 3-13 : Rayonnement global moyen mensuel (*Ghardaïa*)

Tableau 3-6 : Comparaison entre les mesures des irradiations globales et directes avec les bases de données

Mois	Irradiation globale (kWh/m ²)			Irradiation directe (kWh/m ²)		
	Données Ghardaïa	NASA	SoDa	Données Ghardaïa	NASA	SoDa
Janvier	3.68	2.88	2.78	5.85	4.35	5.01
Février	4.64	4.13	3.74	4.91	5.96	5.3
Mars	5.71	5.31	4.89	7.79	6.66	6.61
Avril	6.84	6.81	5.85	5.86	8.14	7.08
Mai	7.6	7.42	6.67	7.31	8.61	7.36
Juin	7.67	7.64	7.15	7.47	8.4	7.69
Juillet	7.41	7.84	7.12	8.88	9.07	7.09
Aout	6.55	7.08	6.19	5.75	8.27	6.86
Septembre	5.73	5.65	5.08	5.075	6.74	5.96
Octobre	4.75	4.02	3.98	6.07	4.98	5.05
Novembre	3.71	3.01	3.36	6.2	4.24	4.71
Décembre	3.24	2.55	2.63	6.08	3.94	4.54
Annuelle	5.69	5.36	4.94	6.29	6.61	6.11

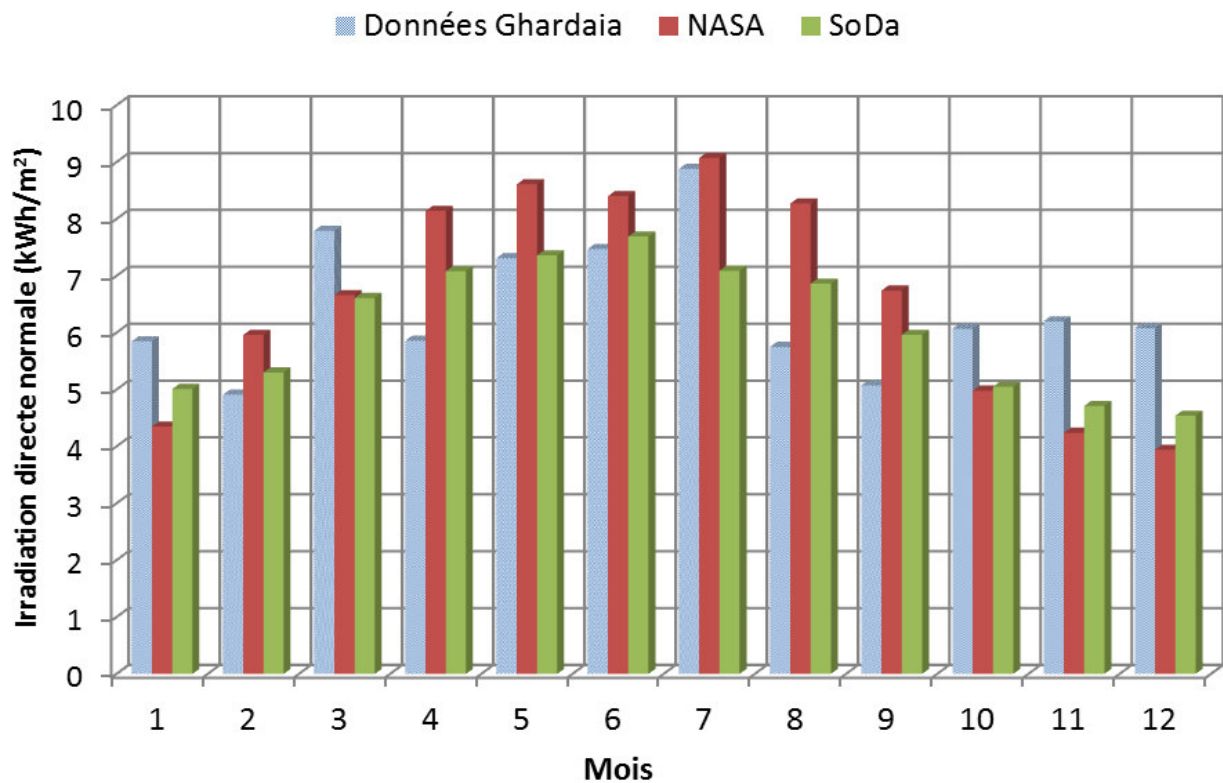
Figure 3-14 : Rayonnement direct normal moyen mensuel (*Ghardaia*)

Tableau 3-7 : Comparaison entre les mesures des irradiations globales avec les bases de données

Mois	Irradiation globale (kWh/m ²)		
	Données Bouzaréah	NASA	SoDa
Janvier	2.27	2.48	2.4
Février	3.36	3.38	3.21
Mars	4.03	4.59	4.51
Avril	6.24	5.69	5.32
Mai	6.48	6.49	6.38
Juin	6.9	7.2	7.29
Juillet	7.13	7.13	7.2
Aout	6.31	6.44	6.38
Septembre	5.0	5.28	4.99
Octobre	3.85	3.82	3.6
Novembre	2.45	2.63	2.59
Décembre	1.97	2.15	2.61
Annuelle	4.66	4.78	4.65

Les paramètres météorologiques mesurés dans les deux sites sont aussi comparés (Figures 3-15 jusqu'à 3-18). Une température moyenne annuelle de 17.86 °C est enregistrée au site de *Bouzaréah* ; la comparaison avec les données de la *NASA* a indiqué une erreur relative de 0.33% tandis qu'elle est de l'ordre de 7.05% par rapport aux données de *SoDa*. De sa part, l'humidité relative a affiché une valeur moyenne annuelle de l'ordre de 61.11% et la comparaison a montré une erreur relative de 3.7% et 0.6% par rapport aux données de *NASA* et *SoDa*, respectivement. Pour le site de *Ghardaïa*, les constatations suivantes ont été déterminées : température moyenne annuelle est de l'ordre de 22.59°C ; les erreurs relatives sont suivantes : 11.1% (*NASA*) et 7.03% (*SoDa*). L'humidité relative a affiché une moyenne annuelle de 34.2%, alors qu'elle est de l'ordre de 33.7% pour les données de la *NASA* et 57% pour les données de *SoDa*.

En terme général, et sur la base de cette étude comparative on peut constater que les mesures effectuées au niveau des deux sites, sont en accord avec les valeurs obtenues des bases de données de la *NASA* et *SoDa*, à l'exception de quelques valeurs où des légères différences ont été remarquées.

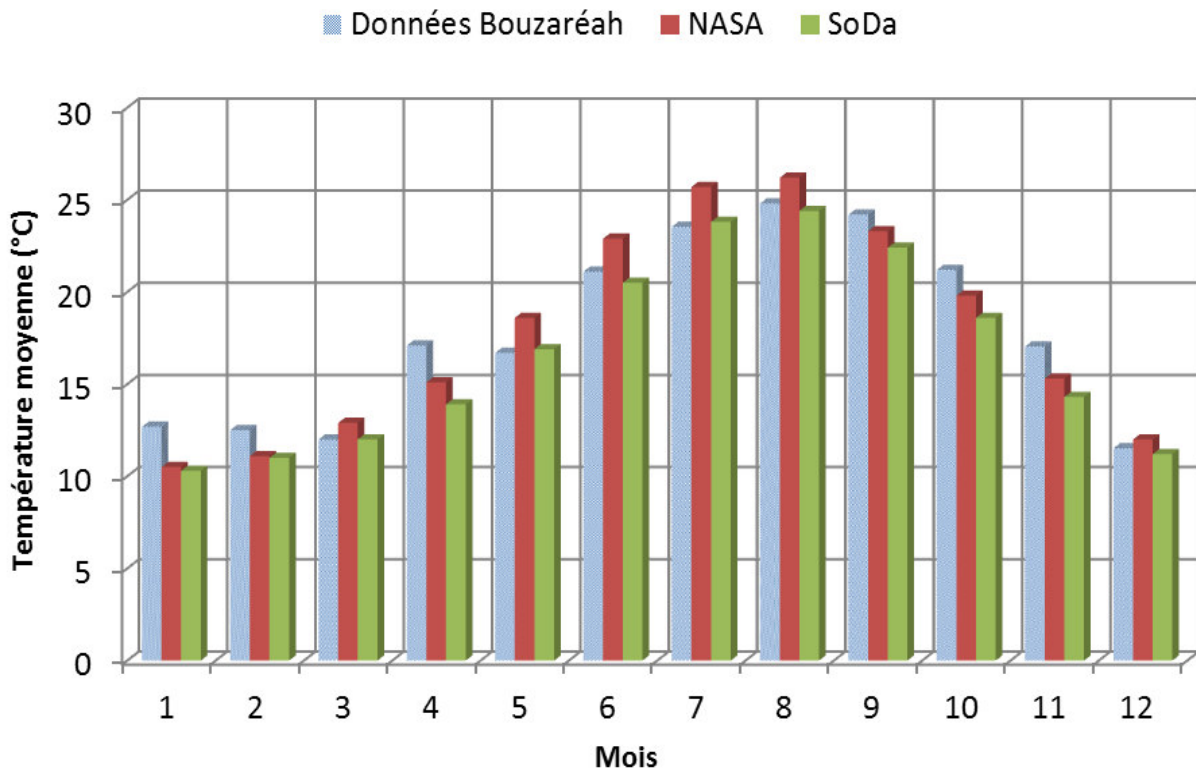


Figure 3-15: Température moyenne (*Bouzaréah*)

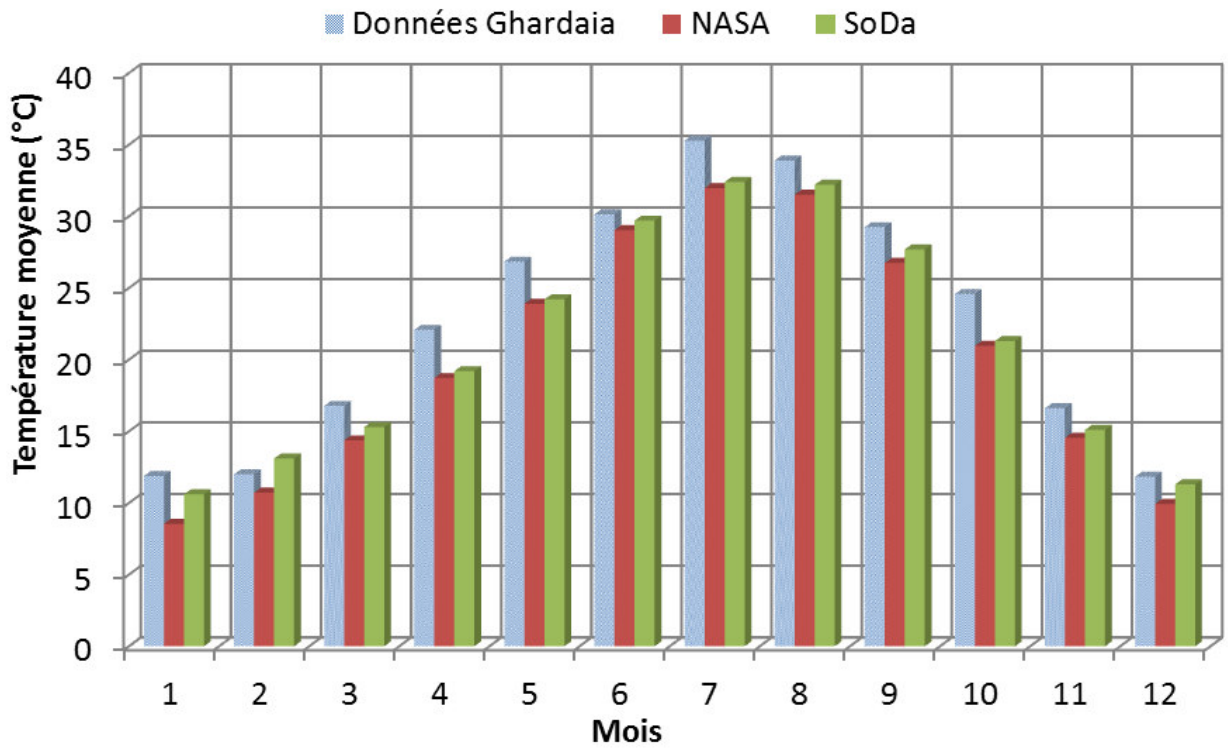


Figure 3-16: Température moyenne (*Ghardaia*)

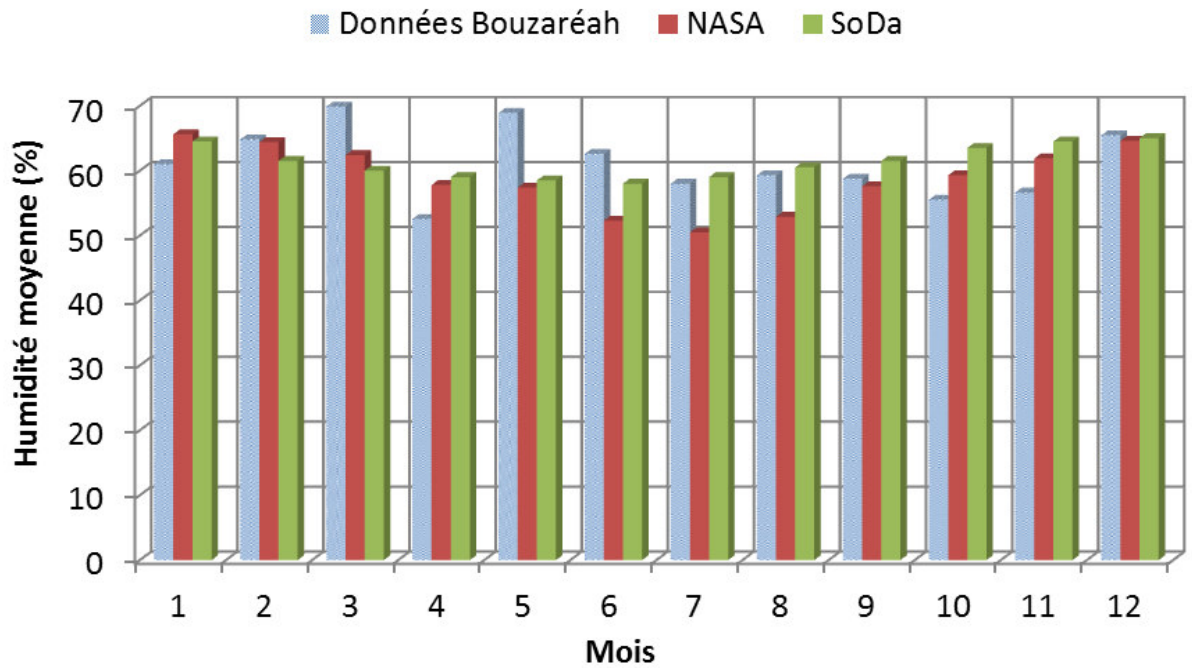


Figure 3-17: Humidité relative moyenne (*Bouzaréah*)

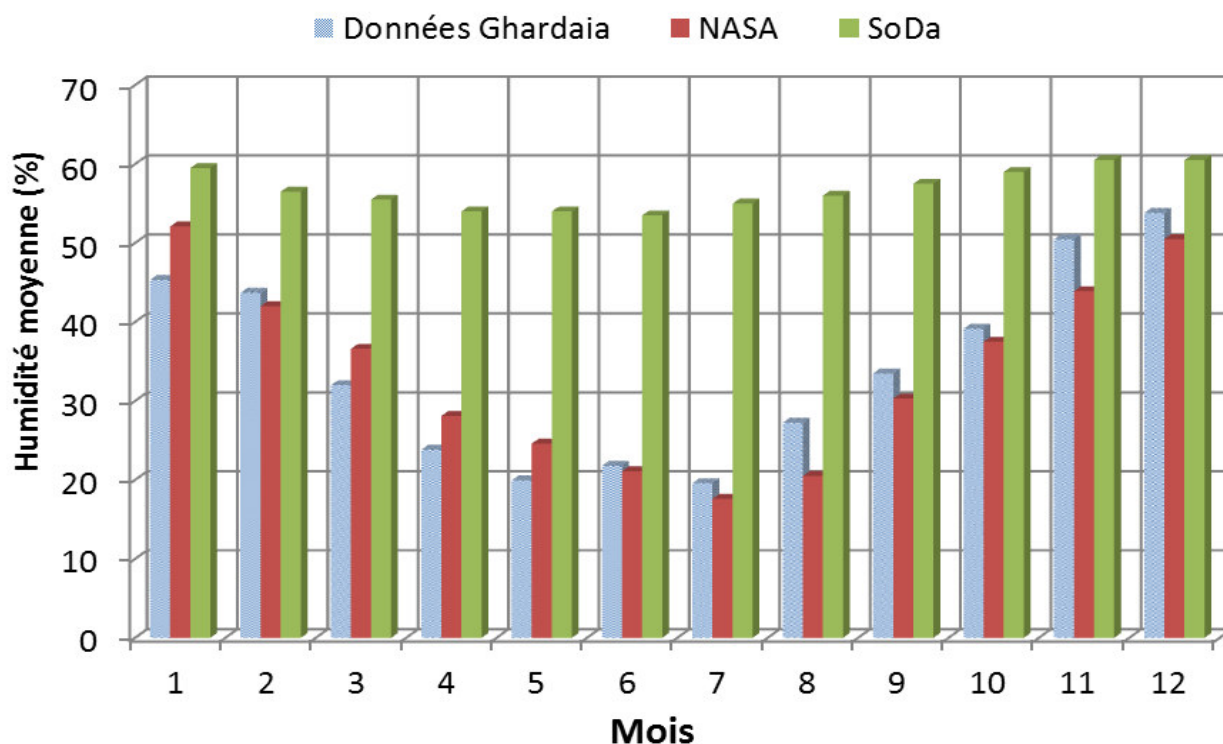


Figure 3-18: Humidité relative moyenne (Ghardaia)

Tableau 3-8 : Comparaison entre les mesures des paramètres météorologiques avec les bases de données

Mois	T moyen (°C)		RH (%)	
	Données Bouzaréah	NASA	Données Bouzaréah	NASA
Janvier	12.69	10.5	60.99	65.6
Février	12.51	11.1	64.82	64.4
Mars	12.0	12.9	69.88	62.4
Avril	17.10	15.1	52.55	57.8
Mai	16.70	18.6	68.89	57.4
Juin	21.11	22.9	62.59	52.3
Juillet	23.54	25.7	58.0	50.5
Aout	24.8	26.2	59.28	52.9
Septembre	24.2	23.3	58.77	57.6
Octobre	21.2	19.8	55.52	59.3
Novembre	17.04	15.3	56.61	61.9
Décembre	11.52	12.0	65.44	64.6
Annuelle	17.86	17.8	61.11	58.8

Tableau 3-9 : Comparaison entre les mesures des paramètres météorologiques avec les bases de données

Mois	T moyen (°C)		RH (%)	
	Données Ghardaïa	NASA	Données Ghardaïa	NASA
Janvier	11.88	8.55	45.34	52.1
Février	12	10.72	43.7	42
Mars	16.77	14.37	32	36.6
Avril	22.08	18.72	23.83	28.1
Mai	26.84	23.9	19.94	24.6
Juin	30.14	29.04	21.79	21.1
Juillet	35.29	31.97	19.58	17.6
Aout	33.9	31.51	27.25	20.5
Septembre	29.24	26.75	33.48	30.3
Octobre	24.58	20.96	39.15	37.5
Novembre	16.61	14.55	50.48	43.9
Décembre	11.84	9.94	53.82	50.5
Annuelle	22.59	20.08	34.2	33.7

4.4. Durée d'insolation

La durée d'insolation ou d'ensoleillement, c'est le temps pendant lequel le rayonnement solaire direct atteint le sol du lieu considéré (c'est-à-dire lorsque le soleil est visible et le rayonnement direct supérieur à un seuil d'environ 120 W/m^2).

Dans notre cas, la durée d'insolation est déterminée à travers les mesures du rayonnement solaire D_n , comptabilisant les seuils supérieurs à 120 W/m^2 . Par ciel clair sans nuages, le sol reçoit le D_n pendant toute la durée du jour, ou plus précisément pendant la durée maximale d'ensoleillement. Pour un site dégagé, on peut prendre égale à la durée du jour. Selon les conditions atmosphériques, le ciel peut être plus ou moins couvert de nuages au cours d'une journée. Ceux-ci occultent le Soleil, totalement ou partiellement, empêchant ainsi le rayonnement d'atteindre directement le sol. Les distributions moyennes mensuelles de la durée d'insolation pour les deux sites sont exposées dans la Figure 3-19. Ces distributions sont peu variables et importantes tout au long de l'année pour le site de *Ghardaïa*, avec un maximum de 12.8 heures, enregistré le mois de juillet et un minimum de 7.45 heures le mois d'août. En revanche, le site de *Bouzaréah* est souvent caractérisé par des journées couvertes et nuageuses, ce qui engendre des durées d'insolation variables durant l'année, avec un maximum de 10.5 heures, enregistré le mois de juillet et un minimum de 3.95 heures le mois

de février. En général, la durée d'insolation annuelle est de plus de 3200 heures au site de *Ghardaïa*, et elle est de l'ordre de 2700 heures au site de *Bouzaréah*.

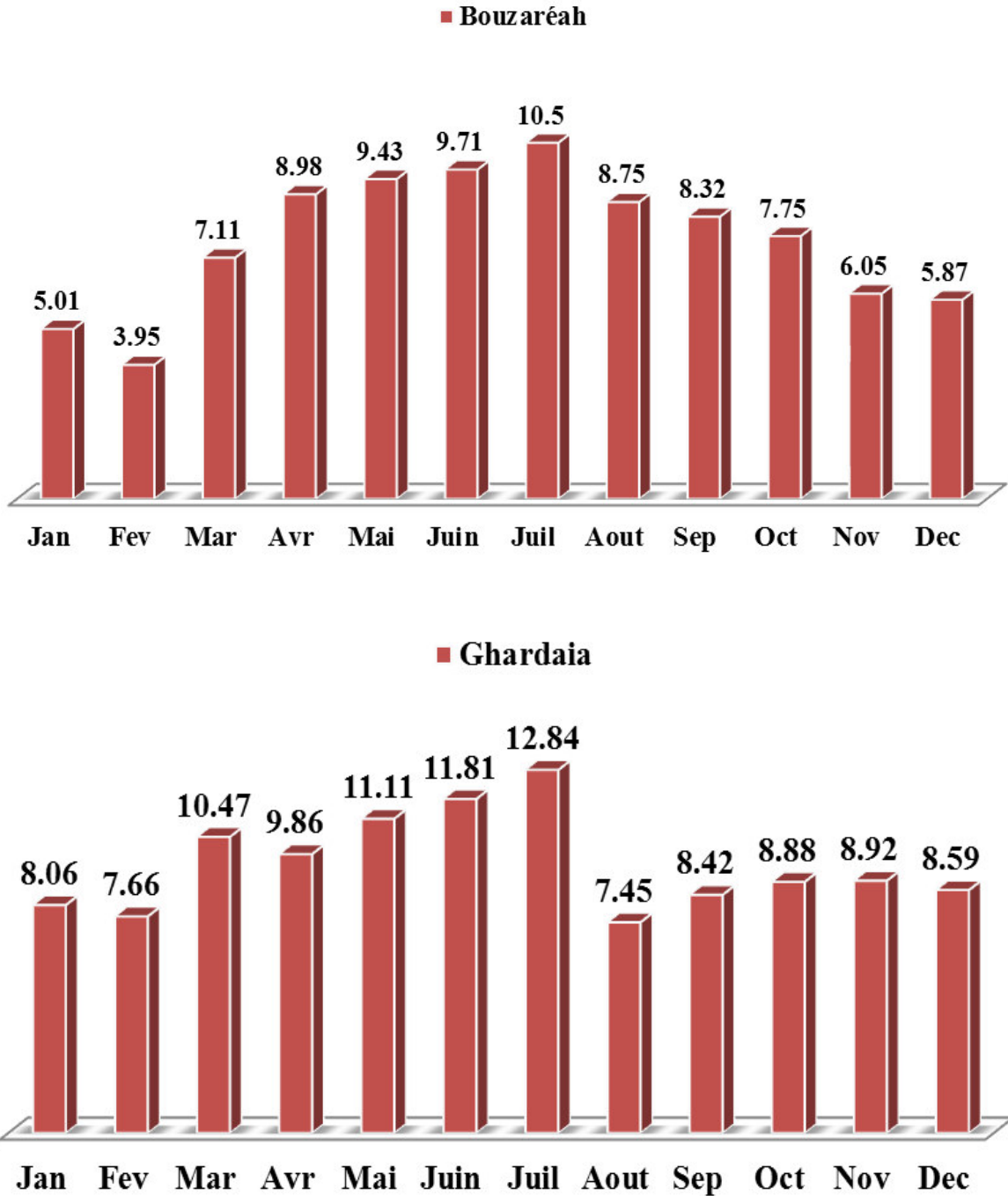


Figure 3-19 : Durée d'insolation moyenne mensuelle pour le site de *Bouzaréah* (en haut) et pour le site de *Ghardaïa* (en bas)

4.5. Evolution du rayonnement solaire global et direct normale

Les figures ci-dessous illustrent l'évolution des composantes solaires G_h et D_n , maximales et moyennes au cours de l'année.

La Figure 3-20 représente l'évolution du rayonnement global au site de Bouzaréah, on remarque une forte proportion de rayonnement fort dans la période qui contient les mois de mai à juillet. Dans la période qui contient les mois de novembre à janvier, une diminution de la quantité de rayonnement global a été observée, relative à des journées de forte couverture nuageuse. Un pic de 1205 W/m^2 est enregistré le mois de mai comme valeur maximale.

Pour le site de Ghardaïa, les données de mesures du rayonnement global indiquent que les valeurs d'irradiations sont élevées durant les mois d'été et relativement faibles pendant la saison hivernale (Figure 3-21). L'éclairement global maximum d'une valeur de 1117 W/m^2 est enregistré durant le mois de juin. Le global moyen instantané est important pendant la période allant du mois de mars au mois de septembre.

Le rayonnement solaire global moyen mensuel de *Ghardaïa* et de *Bouzaréah* a été également comparé avec quelques sites de la région *MENA* (Moyen-Orient et Nord-Africain) comme est reporté par Alnaser et al. [19] (Tableau 3-10). Il est évident que, le rayonnement global au cours de l'année est plus élevé pour les deux sites, bien que, le site de Bouzaréah ait enregistré certaines valeurs relativement basses, principalement dans les mois d'été.

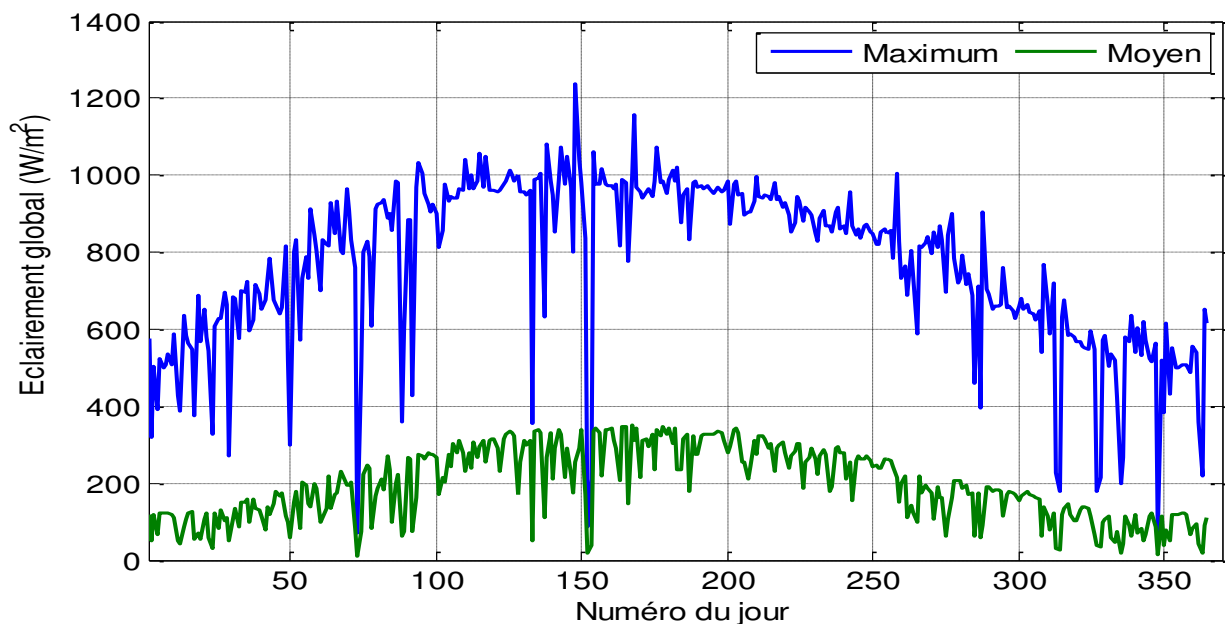
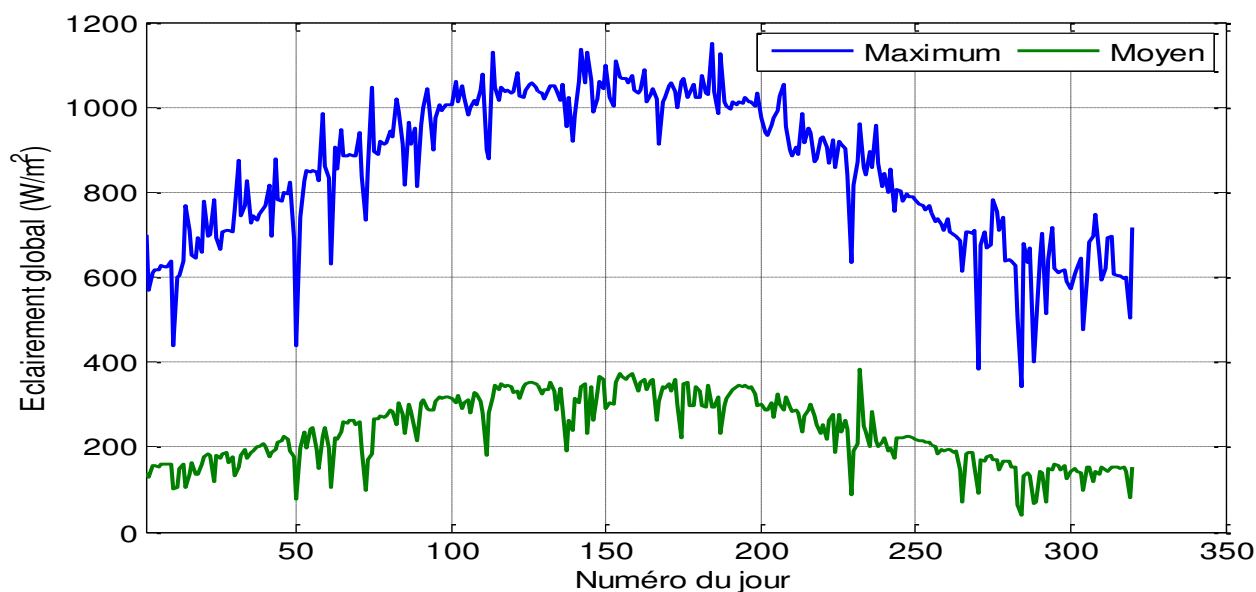


Figure 3-20 : Evolution de l'éclairement global (*Bouzaréah*)

Figure 3-21 : Evolution de l'éclairement global (*Ghardaïa*)Tableau 3-10 : Valeurs moyennes mensuelles du rayonnement global ((kWh/m²/jour) pour *Ghardaïa* et *Bouzaréah* en les comparant avec d'autres sites de la région *MENA*

Site	Jan.	Fév.	Mars	Avr.	Mai	Juin	Juil.	Aout	Sep.	Oct.	Nov.	Déc.	Annuel
<i>Bouzaréah</i>	2.2	3.3	4.0	6.2	6.4	6.9	7.1	6.3	5.0	3.8	2.4	2.1	4.6
<i>Ghardaïa</i>	3.6	4.6	5.7	6.8	7.6	7.6	7.4	6.5	5.7	4.7	3.7	3.2	5.6
Tunis	2.4	3.1	4.4	5.7	6.5	7.3	7.4	6.6	5.3	4.0	2.9	2.3	4.8
Marrakech	3.4	4.2	5.2	6.0	6.7	7.3	7.6	7.0	5.9	4.6	3.6	3.2	5.4
Tripoli	2.9	4.0	5.0	6.0	6.5	7.0	7.1	6.5	5.5	4.0	3.1	2.3	5.0
Caire	5.7	4.0	5.2	6.3	7.1	7.6	7.4	6.8	5.9	4.7	3.5	5.9	5.4
Abu Dhabi	4.3	5.0	5.7	6.7	7.6	7.6	7.0	6.7	6.5	5.7	4.8	4.0	6.0
Kuwait	3.1	4.1	5.5	6.2	7.1	7.9	7.5	7.1	6.2	4.8	3.4	2.9	5.5
Baghdâd	3.0	3.8	4.8	5.7	6.5	7.3	7.2	6.6	5.7	4.4	3.3	2.7	5.1
Muscat	4.0	4.7	5.5	6.3	6.9	6.7	6.1	6.0	5.8	5.2	4.4	3.8	5.4

Au sujet du D_n , le site de *Bouzaréah* a enregistré des valeurs importantes pour les premiers six mois de l'année (données disponibles) où un maximum de 965 W/m² est mentionné le mois de mars, tandis que, le mois de juin a affiché une valeur de 415 W/m² comme valeur moyenne maximale (Figure 3-22). Au niveau du site de *Ghardaïa*, les moyennes sont très importantes en hiver, au printemps et en automne et relativement faibles en quantité pendant la saison estivale. La faible quantité en été est due probablement aux phénomènes de l'absorption et de la diffusion par les aérosols en suspension dans l'atmosphère dans laquelle on a observé une forte turbidité atmosphérique. La valeur maximale de 1025 W/m² a été enregistrée le mois de

mars et le D_n moyen maximal est observé le mois de février avec une valeur de 420 W/m^2 (Figure 3-23).

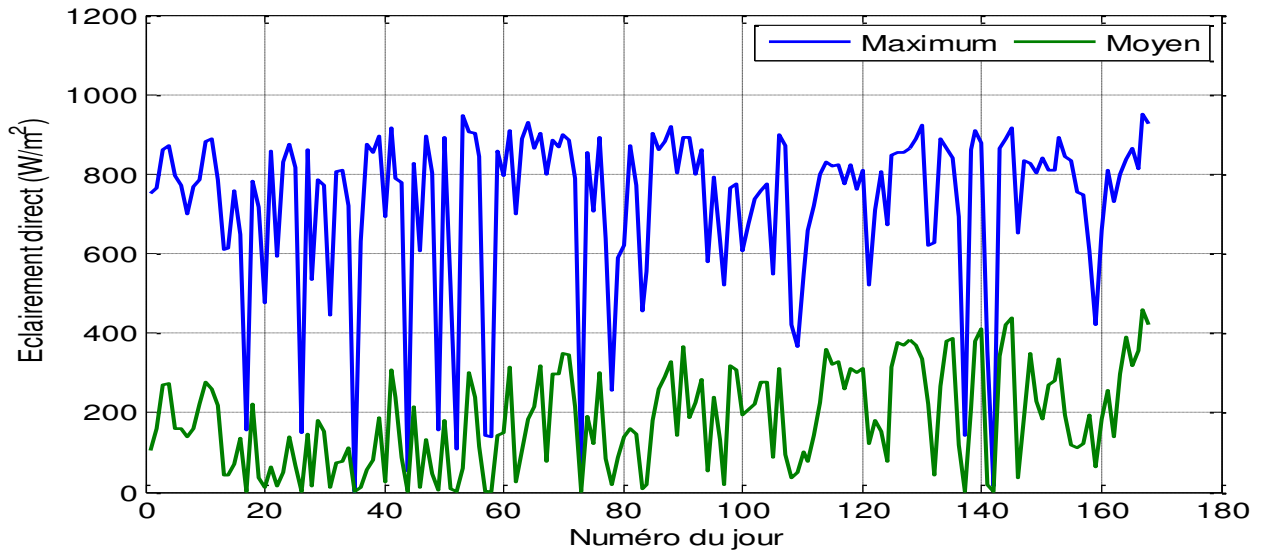


Figure 3-22 : Evolution de l'éclairement D_n (Bouzaréah)

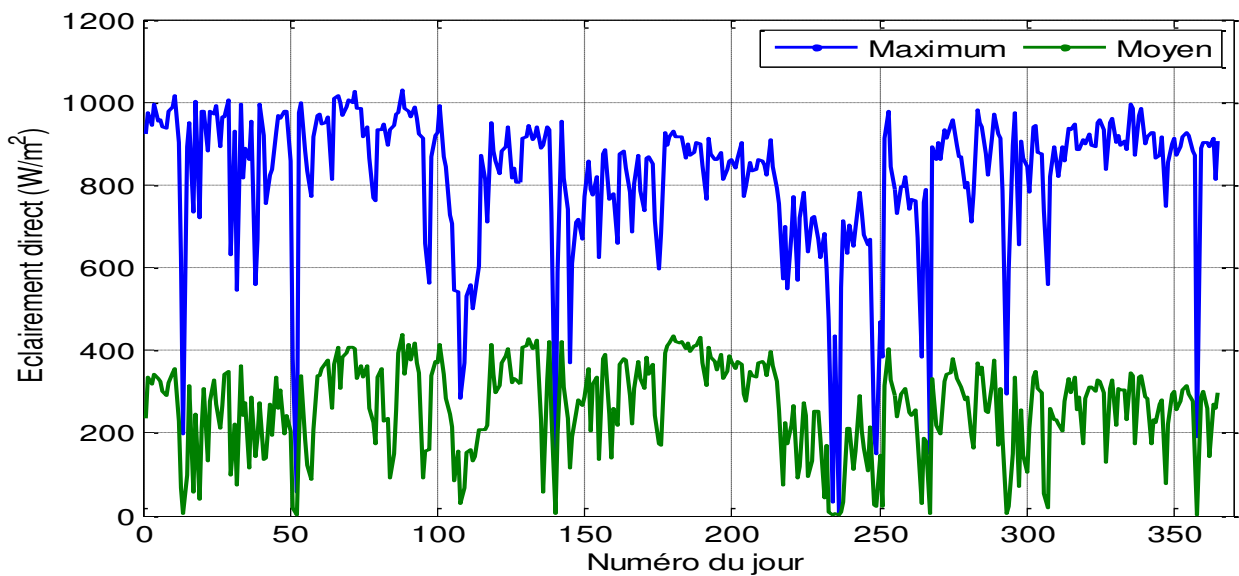


Figure 3-23 : Evolution de l'éclairement D_n (Ghardaïa)

Comme pour le rayonnement global, les valeurs moyennes mensuelles du D_n ont été comparés avec des valeurs de d'autres sites de la région MENA [19] (Tableau 3-11). Donc le site de Ghardaïa possède un potentiel du rayonnement D_n parmi le plus élevés de la région MENA.

Tableau 3-11 : Valeurs moyennes mensuelles du rayonnement D_n (kWh/m²/jour) pour Ghardaïa en les comparant avec d'autres sites de la région MENA

Site	Jan.	Fév.	Mar.	Avr.	Mai	Juin	Juil.	Aout	Sep.	Oct.	Nov.	Déc.	Annuel
Ghardaïa	5.8	4.9	7.7	6.7	7.3	7.4	8.8	5.7	5.0	6.0	6.2	6.0	6.2
Tunis	2.4	3.2	3.6	4.4	5.1	6.3	6.7	6.2	5.1	3.6	2.8	2.4	4.3
Caire	3.3	3.5	4.4	5.1	5.5	6.6	6.3	6	5.4	4.4	3.6	3.1	4.8
Kuwait	3.7	4.5	5.4	6.3	6.1	8.3	7.1	7.7	6.9	5.3	5.7	3.8	5.9
Bahreïn	2.4	3.3	3.0	4.0	4.8	5.4	5.0	4.6	4.3	3.6	2.8	2.1	3.8

4.6. Indice de clarté

L'indice de clarté (k_t) est un autre paramètre important qui est considéré dans la modélisation et dans l'estimation du rayonnement solaire. Il est défini comme étant le rapport entre le rayonnement solaire global reçu sur une surface horizontale (G_h) et le rayonnement extra-terrestre (G_{on}) ; il est donné par [20-22] :

$$k_t = \frac{G_h}{G_{on}} \quad (3-1)$$

L'indice de clarté est utilisé aussi pour traduire l'état du ciel, c'est-à-dire, un ciel couvert, partiellement couvert et un ciel clair. En réalité, il n'y a pas des valeurs exactes de k_t pour définir les conditions du ciel. Néanmoins, plusieurs chercheurs ont adopté des différentes valeurs de k_t pour différencier l'état du ciel. Par exemple, Reindl et al. [23] ont proposé $k_t > 0.6$ et $K_t < 0.2$ pour des ciels clairs et nuageux, respectivement. Li et al. [24-25] ont utilisé les intervalles suivants: $0 < k_t < 0.15$ pour un ciel couvert, $0.15 < k_t < 0.7$ pour un ciel partiellement couvert et $k_t > 0.7$ pour un ciel totalement clair. Dans notre cas, nous avons adopté la classification suivante:

- ❖ $k_t < 0.3$ pour un ciel couvert
- ❖ $0.3 < k_t < 0.65$ pour un ciel partiellement couvert
- ❖ $k_t > 0.65$ pour un ciel clair

La distribution journalière de l'indice de clarté est illustrée dans la Figure 3-24. Pour le site de Ghardaïa, des journées à fort indice de clarté (0.7 à 0.8) ont été constatées avec plus de 75%

des journées ayant un indice de clarté supérieur à 0.7. Le passage le plus fréquent caractérisant ce site est d'un type de temps moyennement ensoleillé à un beau temps. En revanche, le site de Bouzaréah est déterminé par des ciels moyens où 57% des journées ayant un indice de clarté varie de 0.5 à 0.6, avec un passage d'un mauvais temps à un temps moyennement ensoleillé comme caractéristique principale du site.

La variation journalière de l'indice de clarté est présentée dans la Figure 3-25. Les variations de k_t à Ghardaïa se situent entre 0.6 et 0.8, sauf pour quelques jours où nous avons observé des faibles valeurs lorsque les conditions de ciel réduisent considérablement le rayonnement solaire ; la valeur moyenne annuelle est de l'ordre de 0.67, tandis que, la variation de k_t à Bouzaréah tourne autour de 0.5, ce qui reflète les conditions d'un ciel moyen pratiquement toute l'année. La moyenne annuelle de cet indice est de l'ordre de 0.49.

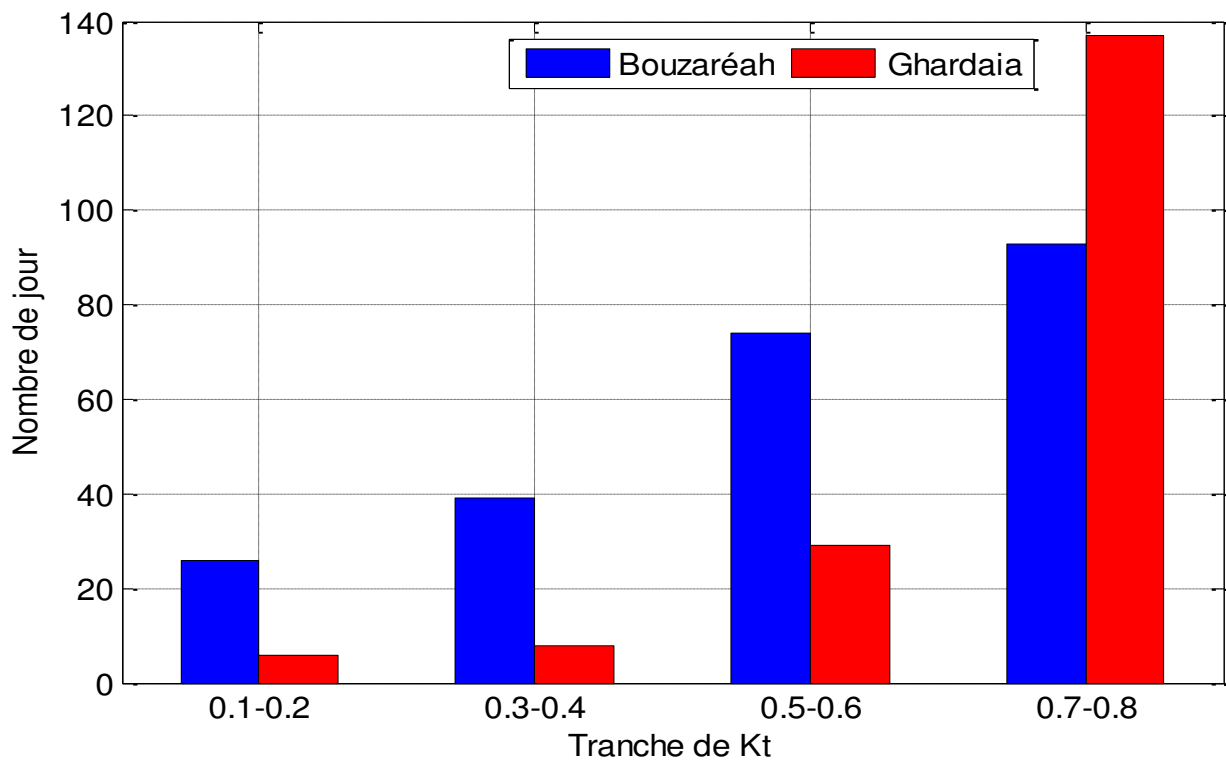


Figure 3-24 : Distribution journalière de l'indice de clarté

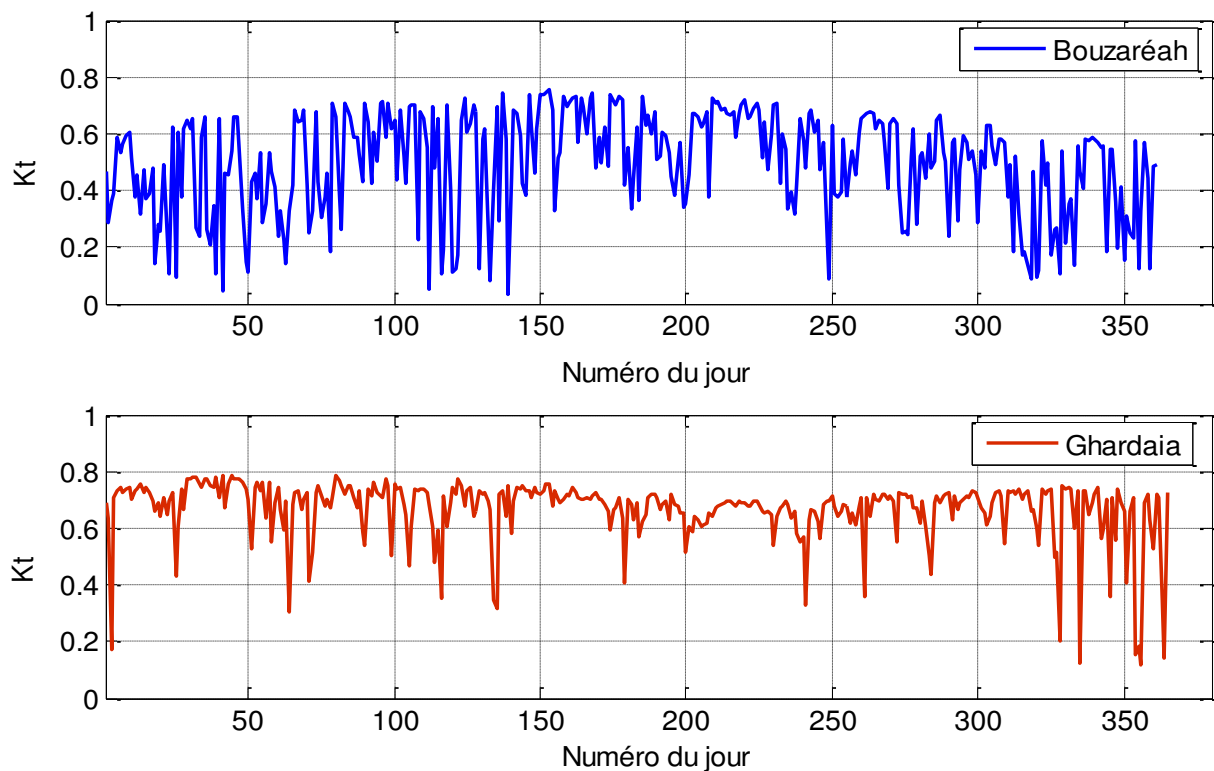


Figure 3-25 : Variation journalière de l'indice de clarté

4.7. Evolution des paramètres météorologiques

Les paramètres météorologiques tels que la température, l'humidité, la vitesse du vent, etc., jouent un rôle important dans la caractérisation et dans la qualification des sites pour des éventuelles applications solaires.

4.7.1. Température ambiante

La Figure 3-26 illustre la variation des températures moyenne journalière sous les conditions climatiques des deux sites étudiés ; une élévation des températures dans la saison estivale est remarquable et elle est faible dans la saison hivernale (mois de janvier et décembre). Cependant, les températures maximales diurnes font bien la différence entre les deux sites. Les températures moyennes maximales mensuelles varient de 14.7 °C en janvier à 28.9 °C en août, et cela dans le site de Bouzaréah (température max: 37.7 °C). La moyenne annuelle des maxima est de 21.0 °C ; les températures moyennes minimales mensuelles varient de 9.7 °C en janvier à 21.5 °C en août. La moyenne annuelle des minima est de l'ordre

de 15.2 °C. Les températures moyennes mensuelles varient de 12 °C en janvier à 24.8 °C en août, et la température moyenne annuelle vaut 17.8 °C.

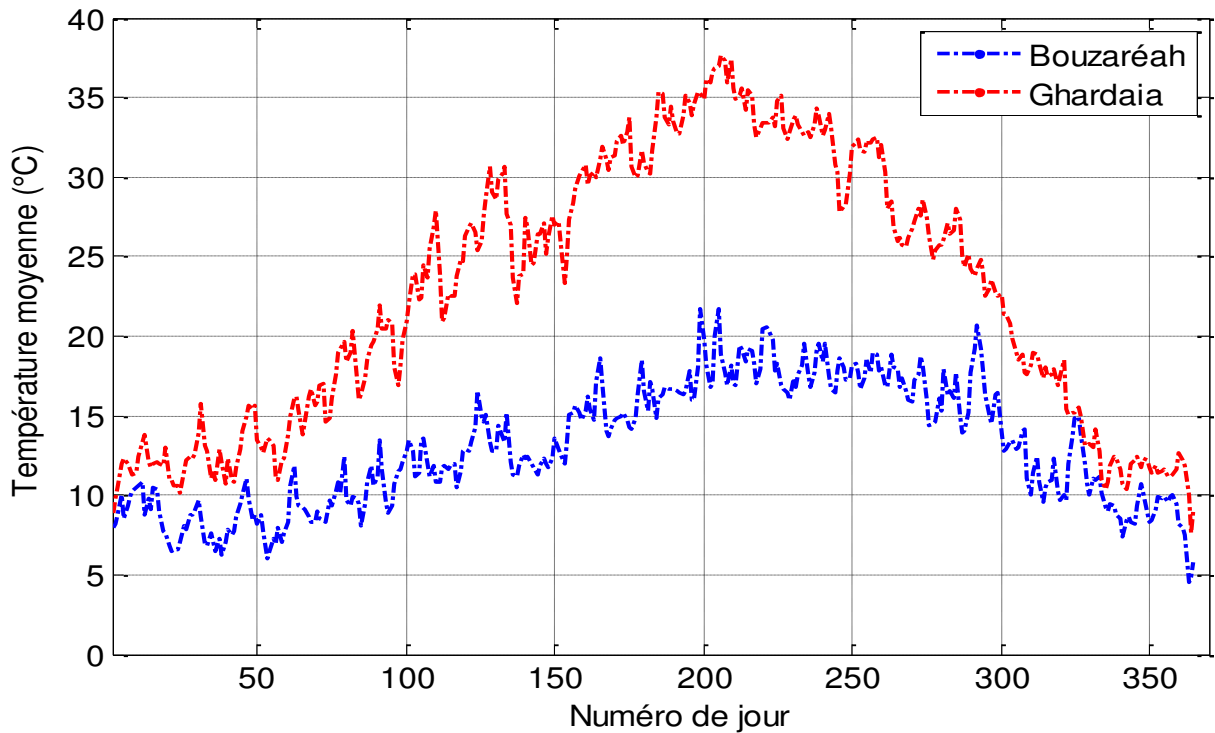


Figure 3-26 : Evolution de la température moyenne

Le site de Ghardaïa est caractérisé par des températures moyennes maximales mensuelles variant de 16.5 °C en janvier à 41.1°C en juillet (température max : 45.1 °C). La moyenne annuelle des maxima est de 28.6 °C ; les températures moyennes minimales mensuelles varient de 5.9°C en janvier à 27.7 °C en Juillet. Les températures moyennes mensuelles varient de 10.7 °C en janvier à 34.5 °C en juillet et la température moyenne annuelle équivalent de 22 °C.

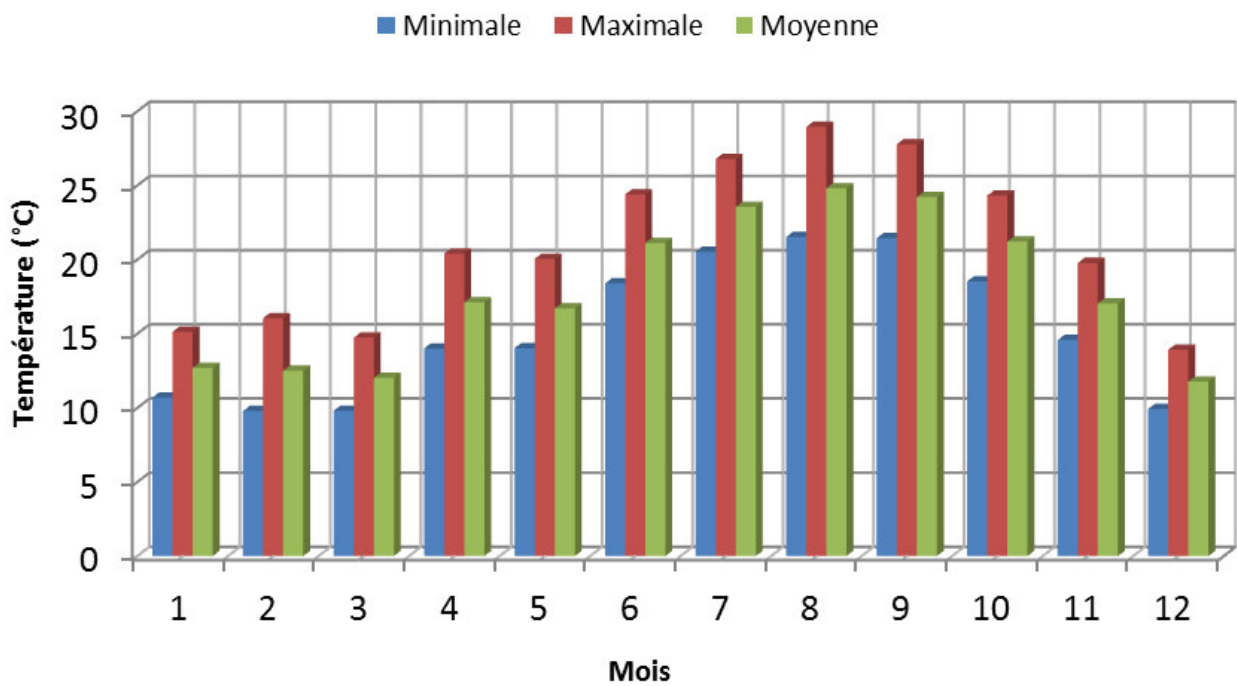


Figure 3-27 : Température minimale, maximale et moyenne (*Bouzaréah*)

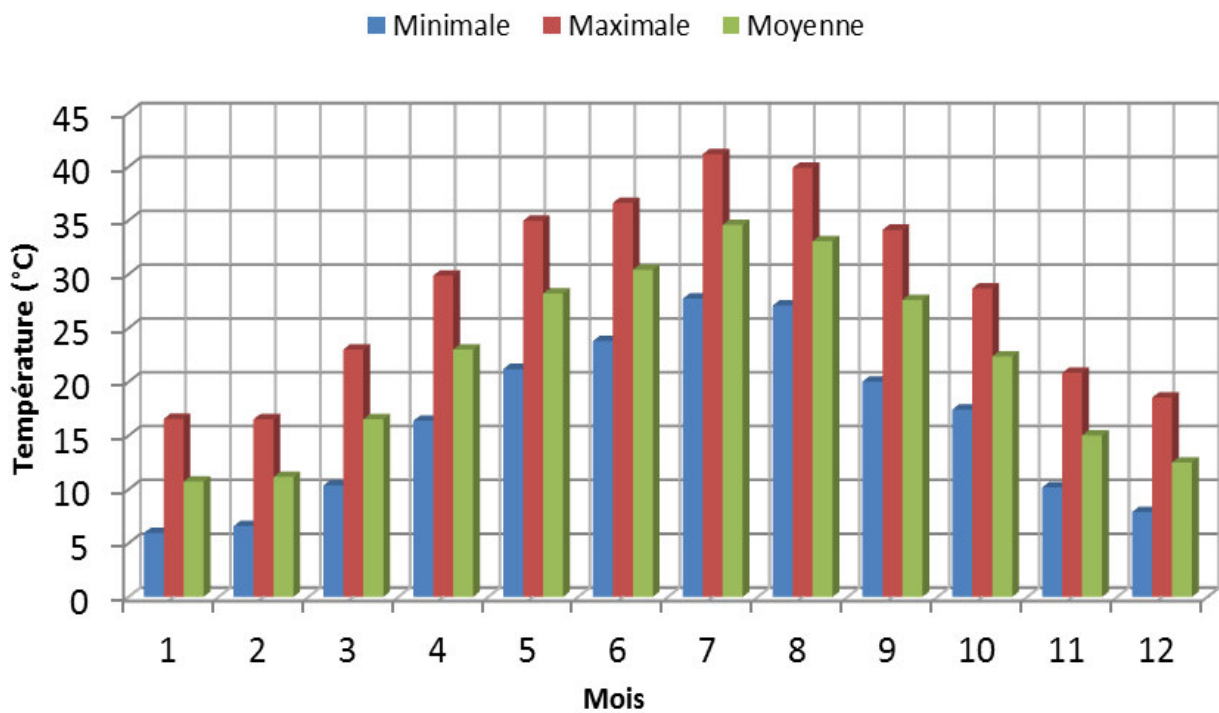


Figure 3-28 : Température minimale, maximale et moyenne (*Ghardaïa*)

4.7.2. Humidité relative

L'humidité relative de l'air, ou degré hygrométrique, correspond au rapport de la pression partielle de la vapeur d'eau contenue dans l'air sur la pression de vapeur saturante (ou tension de vapeur) à la même température. Elle est donc une mesure du rapport entre le contenu en vapeur d'eau de l'air et sa capacité maximale à en contenir dans ces conditions. Ce rapport changera si on change la température ou la pression bien que l'humidité absolue de l'air n'ait pas changée. Elle est mesurée à l'aide d'un hygromètre. L'humidité relative RH est donc liée à la température d'air et à la pression atmosphérique. Le taux hygrométrique de l'air oscille, en été entre 3.4 % et 32 % dans la région centrale, et entre 52.8 % et 81.4 % dans la région nord. En janvier, il oscille entre 32.8 % et 76.5 % dans la région centrale et entre 61.6 % et 93.4 % dans la région nord.

La variation de l'humidité relative moyenne mensuelle minimale, maximale et moyenne pour les deux sites, est montrée sur les Figures 3-29 et 3-30. Il est évident que, l'atmosphère du site de Bouzaréah est saturée en permanence tout au long de l'année avec une moyenne maximale de 88.18 % enregistré le mois de mai (l'humidité max est de l'ordre de 95.5 %). Au contraire, le site de Ghardaïa est caractérisé par une atmosphère sèche et aride en humidité pratiquement toute l'année à l'exception de la saison hivernale où des valeurs élevées en été enregistré.

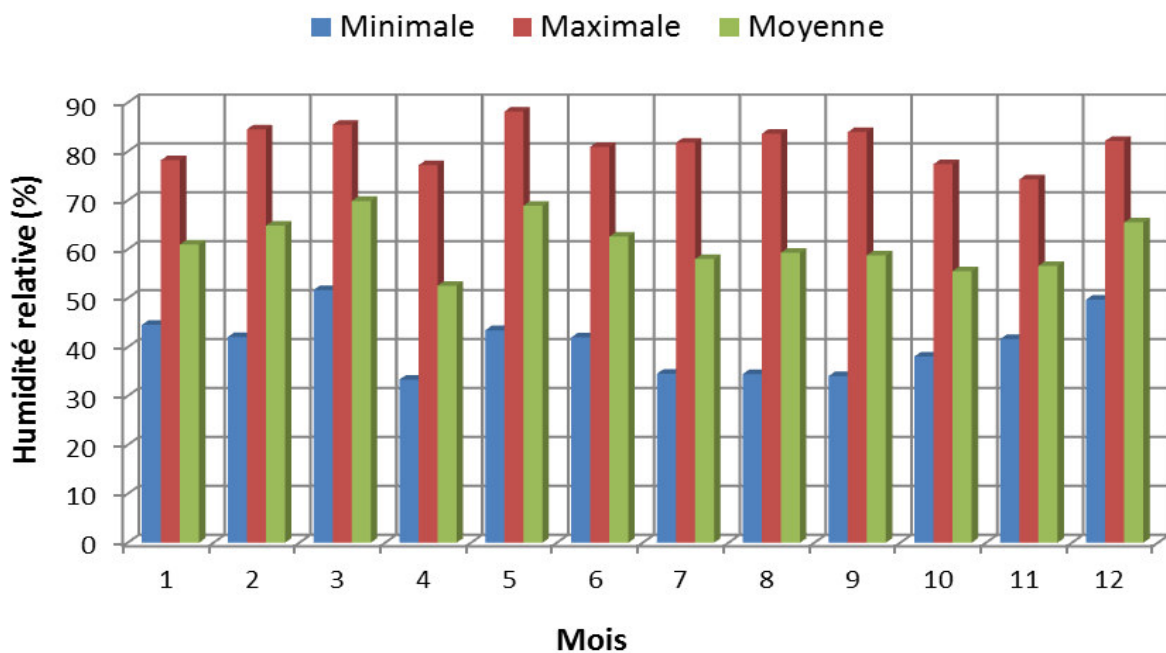


Figure 3-29 : Humidité relative minimale, maximale et moyenne (*Bouzaréah*)

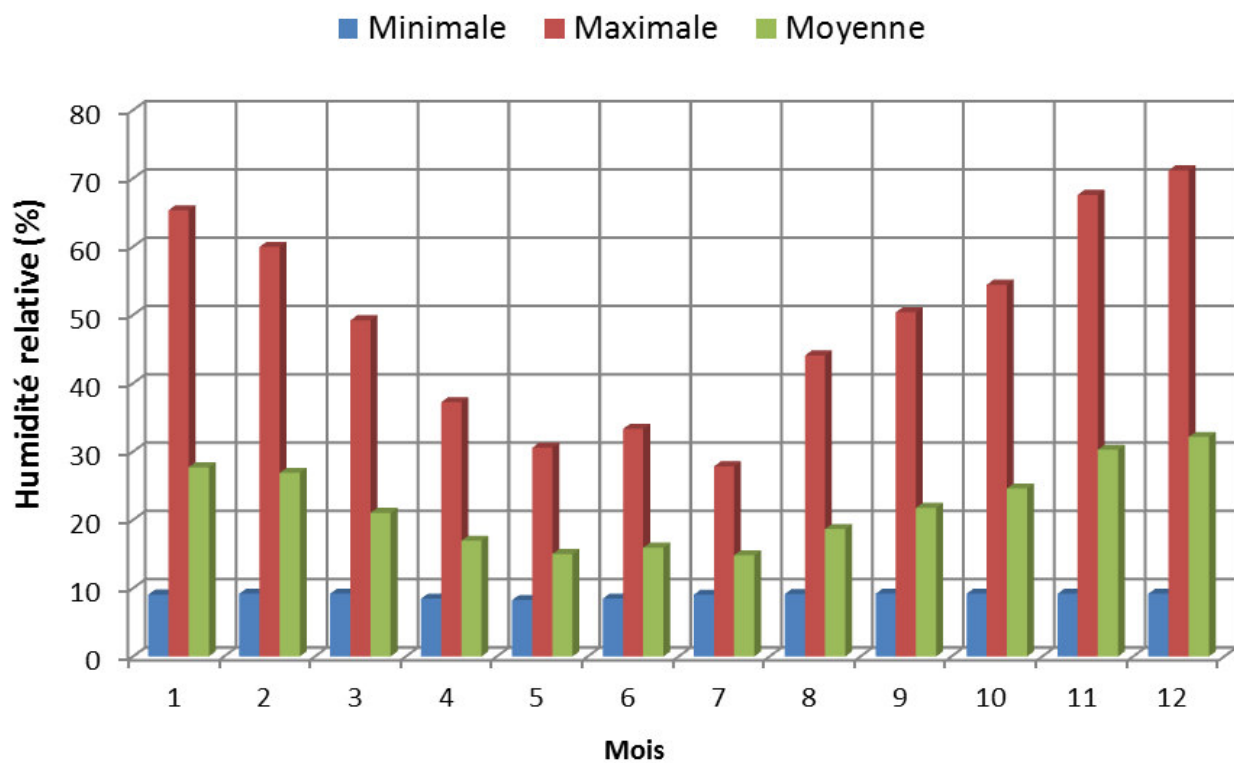


Figure 3-30 : Humidité relative minimale, maximale et moyenne (*Ghardaïa*)

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons pu valoriser le potentiel solaire énergétique de l'Algérie à travers la valorisation de ses composantes radiométriques. Ce potentiel est d'une immense importance de tout le bassin méditerranéen, soit 169.000 TWh/an comme capacité solaire thermique, et 13.9 TWh/an comme capacité solaire photovoltaïque. Vu de la faible densité de réseau de mesure radiométrique algérien, nous avons pris le site de *Bouzaréah* et *Ghardaïa* comme cas d'étude ; ces deux sites représentent deux zones et climats différents : le premier est situé dans le littoral algérien, possédant un climat méditerranéen, et le second est localisé dans le sud, caractérisé par un climat désertique et aride. En effet, l'étude comparative que nous avons menée a montré la conformité de nos mesures vis-à-vis des bases de données comparées (*NASA* et *SoDa*). Cependant, l'erreur relative entre les valeurs du rayonnement global et les données de la *NASA* est de l'ordre de 2.5 %, pour le site de *Bouzaréah*, tandis qu'elle est de l'ordre de 5.7 %, au site de *Ghardaïa*. En outre, les deux sites sont caractérisés par des durées d'insolation importantes durant toute l'année, avec des distributions moyennes

mensuelles peut atteindre 12.8 heures dans le cas de *Ghardaïa* et 10.5 heures dans le cas de *Bouzaréah*.

L'analyse des paramètres météorologiques comme la température et l'humidité relative nous a permis de distinguer les spécificités climatiques des deux sites. *Bouzaréah* est saturée en permanence en humidité tout au long de l'année avec un maximum de *RH* peut atteindre les 95.5 %, tandis que *Ghardaïa* est pratiquement pauvre en humidité, ce qui lui donner la particularité d'un site sèche et aride.

Après cette étude d'évaluation du potentiel solaire, nous apercevrons dans le prochain chapitre les différents fondements et modèles permettant la prédiction des séries temporelles du rayonnement solaire, toute en se basant sur la prédiction de la composante globale qui est considéré comme information clé pour la prédiction de l'énergie solaire photovoltaïque.

6. Bibliographie

- [1] Othenio H, Awange J. Energy resources in Africa; Distribution, opportunities and challenges. Edition Springer, 2016.
- [2] German Aerospace Center (DLR). Concentrating solar power for the Mediterranean region. Final report, 2005.
- [3] Gairaa K, Bakelli Y. Solar energy potential assessment in the Algerian south area: Case of Ghardaïa region. *Journal of Renewable Energy*. Volume 2013, Article ID 496348. 11 pages.
- [4] Gairaa K, Benkaciali S. Analysis of solar radiation measurements at Ghardaïa area, south Algeria. *Energy Procedia*. 6. p 122-129. 2011.
- [5] Gairaa K, Bakelli Y. An overview of global solar radiation measurements in Ghardaïa area, south Algeria. *International journal of Energy and Environment*. 2. p 255-260. 2011.
- [6] Abdeladim K, Hadj Arab A. Cartographie solaire sur la majeure partie du territoire national. 2ème Journées internationales sur les énergies renouvelables et le développement durable, Laghouat, 3-4 juin 2012.
- [7] Mecibah MS, Bouklia TE, Benyahia N. Management and exploitation of direct normal irradiance resources for concentrating solar collectors: Algeria as a case study. *Int J Energy Environ Eng*. 6. p 65-73. 2015.
- [8] Bouklia TE, Mecibah MS, Meriche IE. Estimation the DNI from global and diffuse horizontal irradiance for Algeria. 3rd International symposium on environmental friendly energies and applications. Paris. 19-21 november 2014.
- [9] Bouklia TE, Mecibah MS. Parabolic trough solar thermal power plant: Potential, and projects development in Algeria. *Rene and Sust Eng Rev*, 21, p 288-297. 2013.
- [10] Bouklia TE, Mecibah MS. Sunshine based models for estimation of monthly mean daily global solar radiation (Case studies of two southwestern locations in Algeria). International conference on electrical engineering, Bechar. 17-19 November 2013.
- [11] Bouklia TE, Mecibah MS, Meriche IE. General models for estimation of the monthly mean daily diffuse solar radiation (Case study: Algeria). *Ener Conv and Mang*, 81, p 211-219. 2014.
- [12] Yaiche MR, Bouhanik A, Bekkouche SMA, Malek A, Benouaz T. Revised solar maps of Algeria based on sunshine duration. *Ener Conv and Mang*. 82. p114-123. 2014.

-
- [13] Mefti A, Bouroubi MY, Mimouni M. Evaluation du potentiel énergétique solaire. Bulletin des énergies renouvelables. N°2, décembre 2002.
- [14] Mefti A, Bouroubi MY, Estimation et Cartographie de la Composante Globale du Rayonnement Solaire. Rev. Energ. Ren. : Valorisation, p 219-224, 1999.
- [15] Kipp & Zonen. Instruction manual Pyrhéliometer CHP1, 2008.
- [16] Kipp & Zonen. Instruction manual Pyranometer CMP series, 2015.
- [17] Younes S, Claywell R, Muneer T. Quality control of solar radiation data: Present status and proposed new approaches. Energy, 30, p 1533-1549, 2005.
- [18] Journée M, Bertrand Cedric. Quality control of solar radiation data within the RMIB solar measurements network. Solar Energy, 85, p 72-86, 2011.
- [19] Moradi I. Quality control of global solar radiation using sunshine duration hours. Energy, 34, p 1-6, 2009.
- [20] Khaliliaqdam N, Soltani A. Quality control and Methods for modeling daily global solar radiation (Case study: Gorgan, Iran). Inter Jour of Agric and Crop Sci, 4, p 971-978, 2012.
- [21] Evseev EG, Kudish AI. The assessment of different models to predict the global solar radiation on a surface tilted to the south. Solar Energy, 83(3), p 377-388, 2009.
- [22] www.soda-is.com
- [23] www.eosweb.larc.nasa.gov/sse
- [24] Alnaser WE, Eliagoubi B, Al-Kalak A, Trabelsi H, Al-Maalej M, El-Sayed HM, et al. First solar radiation atlas for the Arab world. Renew Energy, 29, p1085–1107, 2004.
- [25] Iqbal M. An introduction to solar radiation. Academic Press Inc, 1983.
- [26] Badesco V. Modeling solar radiation at the Earth surface, recent advances. Edition Springer, 2008.
- [27] Duffie JP, Beckman WA. Solar engineering of thermal process. 2nd ed, New York: John-Wiley; 1991.
- [28] Reindl DT, Beckman WA, Duffie JA. Diffuse fraction correlations. Solar Energy. 45, p1-7. 1990.
- [29] Li DHW, Lam JC. An analysis of climatic parameters and sky condition classification. Building and Environment, 36, p 435-445, 2001.
- [30] Li DHW, Lau CCS, Lam JC. Overcast sky conditions and luminance distribution in Hong Kong. Building and Environment, 39, p 101-108. 2004.

Chapitre 4

Modèles de prédiction du rayonnement solaire

1. Introduction

La contribution des systèmes PV dans la production d'énergie électrique est en constante augmentation. Avec la transition énergétique, cette augmentation va s'accroître. Cependant, l'intégration de grandes quantités de puissances dans le réseau électrique, pose des défis techniques en raison de la nature intermittente de la ressource solaire. À l'inverse des systèmes conventionnels, la production d'électricité peut être ajustée aux profils de la charge prévue. En fait, cette intégration peut offrir une meilleure qualité de service si la variation de l'énergie solaire peut être prédite avec une grande précision. La prévision de la production PV est particulièrement utile pour les opérateurs de réseaux afin de mieux tenir compte de la production variable de l'électricité dans leur programmation, dispatching et dans la régulation de puissance [1, 2].

La prévision de rayonnement global reçu sur un plan horizontal (G_h) est la première et la plus essentielle étape dans la plupart des systèmes de prévision de l'énergie PV. Les méthodes de prévision peuvent être classées en fonction des données d'entrée utilisées, qui déterminent également l'horizon de prévision. Cependant, plusieurs méthodes permettant d'appréhender la prédiction du rayonnement global au sol ont été élaborées ; on peut les classer en deux grandes familles : modèles déterministes et modèles stochastiques. Les méthodes statistiques ont été utilisées avec succès dans la prévision des séries temporelles ou « chronologiques » pour plusieurs décennies. En utilisant l'approche statistique, les relations entre les prédicteurs, les variables utilisées comme entrées pour le modèle stochastique, et la variable à prédire, sont tirées de l'analyse statistique. Ces méthodes sont classées à leurs tours en deux groupes :

- ❖ Modèles linéaires, regroupant les modèles autorégressifs (*AR*), modèles d'autorégressif et moyen mobile (*ARMA* et *ARIMA*), nommés encore modèles de Box-Jenkins.
- ❖ Modèles non-linéaires représentés par le paradigme de l'intelligence artificielle (*IA*) comme les réseaux de neurones (*RNA*), l'algorithme génétique (*AG*), la logique floue, etc. Ces modèles présentent un grand intérêt dans la recherche, non seulement pour la prévision, mais aussi pour une large gamme d'applications, y compris le contrôle, la compression des données, l'optimisation, la reconnaissance des formes et la classification.

Dans ce chapitre, nous détaillons les principales méthodes et approches utilisables pour la prédiction du rayonnement solaire. Les paramètres d'erreurs permettant la comparaison de ces différents modèles sont aussi présentés.

2. Modèles de prédiction

2.1. Modèle de persistance

Le modèle de persistance permet la prédiction du comportement futur d'une série temporelle. Il suppose que la variable temporelle X à l'instant $(t+1)$ est mieux prédite par sa valeur à l'instant (t) :

$$\hat{X}_{t+1} = X_t \quad (4-1)$$

Le modèle de persistance est reconnu comme la référence des méthodes de prévision du rayonnement solaire et de la puissance PV, à cause de sa simplicité et son universalité. Ce type de prédicteur est parfois le seul réellement utilisable car il ne nécessite pas d'historique de la série temporelle ; seule la valeur à l'instant t est nécessaire. Les prévisions de persistance, également connus sous les prédicteurs naïfs, sont utilisées comme modèles de comparaison à d'autres techniques de prévisions plus avancées [3].

2.2. Modèles empiriques

2.2.1. Modèles à base de durée d'insolation

Les modèles empiriques sont des modèles basés sur des observations expérimentales; on peut distinguer plusieurs sortes de ces modèles (modèles basés sur la durée d'insolation, basés sur la température, etc.)

Le premier modèle estimant le rayonnement global est celui proposé par Ångström [4] (1924) ; il a établi une relation régressive simple entre le rapport du rayonnement global sur une surface horizontale (G_h) et le rayonnement global par ciel clair (G_c), en fonction du rapport entre la durée d'insolation moyenne journalière (S_d) et la durée d'insolation maximale (S_0). Donc pour un lieu donné, nous avons la relation suivante :

$$\frac{G_h}{G_c} = a + b \left(\frac{S_d}{S_0} \right) \quad (4-2)$$

Où : a et b sont des constantes linéaires du modèle d'Angstrom. Alternativement, Prescott [5] met cette équation sous une autre forme plus commode, en remplaçant le rayonnement par ciel clair, par celui de l'extraterrestre (G_0) :

$$\frac{G_h}{G_0} = a + b\left(\frac{S_d}{S_0}\right) \quad (4-3)$$

Souvent, ce dernier modèle est dénommé par modèle d'Angstrom-Prescott. Les constantes de régression a et b sont dérivées de manière empirique à partir de mesures au niveau du sol ; ils ont une signification physique : la constante a présente la transmission atmosphérique totale des jours complètement couverts lorsque le rapport $S_d/S_0=0$. Un jour avec un ciel complètement clair signifie que le rapport $S_d/S_0=1$. Dans le modèle de Prescott, la somme des constantes a et b ($a + b$) représente la fraction du rayonnement reçu par ciel clair tout en tenant compte de la dispersion du rayonnement solaire due aux effets atmosphériques. Plus de détails sur la modélisation et l'estimation du rayonnement global basé sur les modèles de la durée d'insolation sont donnés dans [6,7].

Des modèles quadratiques [8] et d'ordre supérieurs [9,10] ont été aussi développés pour réduire la sensibilité du modèle linéaire dans le cas de condition de ciel extrêmement couvert ($S_d/S_0 \approx 0$) ou totalement clair ($S_d/S_0=1$) [11] :

$$\frac{G_h}{G_0} = a + b\left(\frac{S_d}{S_0}\right) + c\left(\frac{S_d}{S_0}\right)^2 + d\left(\frac{S_d}{S_0}\right)^3 \quad (4-3)$$

Il n'y a pas de consensus sur l'avantage d'un modèle de régression de deuxième ou troisième ordre par rapport aux modèles linéaires d'Angstrom.

Tableau (4-1) résume quelques valeurs des constantes empiriques du modèle Ångström - Prescott pour certains sites dans le monde :

Tableau 4-1 : Valeurs des constantes du modèle Angstrom-Prescott

Location	Référence	A	b	c	d
Algérie	[12]	0.309	0.368	-	-
Chine	[13]	0.2223	0.6529	-	-
Egypte	[14]	0.228	0.527	-	-
Inde	[15]	0.2281	0.5093	-	-
Jordanie	[16]	0.174	0.615	-	-
Libye	[17]	0.1	0.874	-0.255	-
Oman	[18]	0.9428	-1.202	0.9336	-
Pakistan	[19]	0.348	0.32	0.07	-
Espagne	[20]	0.184	0.6792	-0.113	-
Turquie	[21]	0.2408	0.3625	0.4597	-0.3708
USA	[22]	0.81	-3.34	7.38	-4.51

2.2.2. Modèles à base de température

La température de l'air est un paramètre très important enregistré pratiquement par toutes stations météorologiques à travers le monde ; il est considéré comme un paramètre commun pour le calcul du rayonnement solaire. Étant donné que les mesures de la température sont simples et robustes, ils sont utilisés pour l'estimation de la quantité de l'énergie solaire quotidienne avec des précisions raisonnables, pour des applications énergétiques telles que le PV. Paulescu [23] a préconisé l'utilisation des mesures de températures pour la prévision du rayonnement solaire; il propose pour cela la relation suivante :

$$\frac{I_h}{I_0} = a + bt_{max} + ct_{max} + dN + e \quad (4-4)$$

Où : N est l'indice de nébulosité, et a , b , c , d et e sont des constantes dont les valeurs sont disponibles pour la plupart des sites dans le monde, I_h , I_0 est l'éclairement global sur un plan horizontal et l'éclairement extraterrestre, respectivement.

Donc, les modèles empiriques sont la première étape à entreprendre pour avoir une estimation de la production des systèmes de conversion d'énergie à long terme, et pour une conception et un dimensionnement optimal.

2.3. Modèles de séries temporelles

Une série temporelle (chronologique) est un ensemble séquentiel de points de données, mesurée généralement sur des temps successifs. Elle est définie mathématiquement comme un ensemble de vecteurs $x(t)$, $t = 0, 1, 2, \dots$ où t représente la mesure du temps. Les

variables $x(t)$ sont traitées comme variables aléatoires. Les mesures effectuées au cours d'un événement dans une série temporelle sont disposées dans un ordre chronologique adéquat. Une série temporelle contenant une seule variable est nommée comme uni-variée, tandis qu'une série de plus d'une variable est appelée multi-variée. Une série temporelle peut être continue ou discrète. Dans un temps continu, les observations de la série sont évaluées à chaque instance de temps (mesure de la température, écoulement d'une rivière, concentration d'un processus chimique, etc.), alors qu'une série de temps discret contient des observations mesurées à des points de temps discrets (production d'une entreprise, densité de population d'une ville, taux de change entre deux monnaies, etc.). Habituellement, dans une série temporelle discrète, des observations consécutives sont enregistrées à des intervalles de temps égaux : horaire, quotidienne, hebdomadaire, mensuelle ou annuelle.

Le choix d'un modèle approprié est extrêmement important car il reflète la structure sous-jacente de la série, et ce modèle ajusté à son tour est utilisé pour la prévision. En général, les modèles de séries temporelles peuvent avoir de nombreuses formes et représentent différents processus stochastiques. Cependant, il existe deux types de modèles largement utilisés dans la littérature, à savoir : le modèle autorégressif et moyen mobile (*ARMA*) et le modèle autorégressif intégré et moyen mobile (*ARIMA*).

2.3.1. Modèle *ARMA*

Les modèles autorégressif et moyen mobile (*ARMA*) sont des modèles mathématiques dont leurs applications nécessitent une grande quantité des données historiques comme les finances, l'ingénierie et les statistiques. Les modèles *ARMA* fournissent une description statistique du processus stochastique stationnaire, en utilisant un polynôme à deux parties : une partie autorégressive (*AR*) et une partie moyenne mobile (*MA*). La forme générale de ce modèle est illustrée dans l'équation suivante :

$$Y_t = \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-1} - \sum_{j=1}^q \theta_j e_{t-1} + e_t \quad (4-5)$$

Où : Y_t peut être n'importe quelle composante solaire (G_h , D_h , DNI), ϕ_i sont les paramètres de la partie autorégressive, θ_j sont les paramètres de la partie moyenne mobile et e_t est un bruit blanc ayant une moyenne égale à zéro et une variance constante σ_e^2 .

Ce modèle est un excellent outil pour comprendre et prédire les valeurs futures d'une série temporelle. Il est très flexible, car il peut se représenter par différents types de séries en

utilisant des ordres différents. Il a prouvé sa capacité en matière de prévision quand il y a une corrélation linéaire sous-jacente se situant dans la série de données. En revanche, l'exigence principale de l'application de ce type de modélisation est la stationnarité de la série temporelle.

2.3.2. Modèle *ARIMA*

L'application des modèles du type *ARMA* requiert que les séries temporelles soient stationnaires, c'est-à-dire la distribution de probabilité du processus stochastique est supposée rester constante même lorsqu'elle est décalée dans le temps. En réalité, beaucoup de séries chronologiques, y compris le rayonnement solaire, ont une tendance et une périodicité dépendant du temps (l'irradiation solaire varie dans la journée, et a la variabilité saisonnière). Une méthode de prévision des séries temporelles non stationnaires a été d'abord proposée par Box-Jenkins [24] sous la forme d'un modèle d'Autorégressif intégrée moyenne mobile (*ARIMA*). Les modèles *ARIMA* constituent une classe générale de modèles statistiques qui peuvent être convertis en processus stationnaire, tout en utilisant "la différenciation". Donc, les modèles *ARIMA* sont une généralisation des modèles *ARMA*. Ils comprennent une composante autorégressive (*AR*), une composante moyenne mobile (*MA*), et un terme de différenciation (*d*) ; il est désigné couramment par *ARIMA* (*p*, *d*, *q*) et donné par l'expression mathématique suivante :

$$Y_t = (1 - B)^d y_t \quad (4-6)$$

$$Y_t = \sum_{j=1}^p \phi_j Y_{t-j} + \sum_{j=1}^q \theta_j Z_{t-j} \quad (4-7)$$

Où *B* est un opérateur de retard, Z_t est un terme d'erreur distribué comme un bruit blanc gaussien, et les paramètres *p*, *d*, *q* et sont déterminées à l'aide de divers outils d'identification ; on prend des valeurs de *p* et *q* les plus petites (plus souvent vu comme une bonne pratique). Une fois ces paramètres sont déterminés, les coefficients d'ajustement ϕ_j et θ_j sont estimés en utilisant la procédure de minimisation [24].

2.3.3. Méthodologie de Box-Jenkins

Après avoir décrit les modèles de séries temporelles, reste à savoir comment sélectionner un modèle approprié qui peut produire des prévisions précises sur la base de

l'historique d'une base de données, et la façon à déterminer les ordres optimaux du modèle. Les statisticiens *George Box* et *Gwilym Jenkins* [24] ont développé une approche pratique pour construire les modèles de séries temporelles (*ARIMA*), mieux adapté à une série donnée et de satisfaire également le principe de parcimonie. Leur concept est d'une immense importance dans le domaine de l'analyse des séries chronologiques et de leurs prévisions [25]. La méthode Box-Jenkins se base sur une approche itérative en trois étapes:

L'identification : consiste à déterminer l'ordre du modèle, c.-à-d. déterminer les paramètres p , d , q , à partir des graphes de la fonction d'autocorrélation (*ACF*) et de la fonction de l'autocorrélation partielle (*PACF*). Le comportement de ces deux fonctions est représenté dans le Tableau 4-2. Cette étape est la plus délicate car dans la pratique les graphes observés n'engendrent pas un choix décisif. Cette raison, on est amené à utiliser des critères supplémentaires pour choisir convenablement le modèle désiré. Parmi ces critères les plus usités, on trouve le critère d'information d'Akaike (*AIC*) et le critère d'information bayésien (*BIC*), qui sont données par les formules suivantes :

$$AIC(p, q) = \ln(\sigma^2) + 2 \frac{m}{N} \quad (4-8)$$

$$BIC(p, q) = \ln(\sigma^2) + (m) \frac{\ln(N)}{N} \quad (4-9)$$

Où σ^2 est la variance des erreurs de prévision, $m = (p + q)$ et N est le nombre d'observations effectives, utilisés pour ajuster le modèle. L'ordre du modèle optimal est choisi par le nombre de paramètres du modèle, ce qui minimise soit *AIC* ou *BIC*. D'autres critères similaires ont également été proposés dans la littérature pour l'identification du modèle optimal [24].

L'estimation : une fois le modèle choisi par le processus décrit dans l'étape précédente, la phase estimation consiste à déterminer les paramètres requis par le modèle en question et à discuter de leur qualité et de leur aptitude à modéliser la série de données. Il existe plusieurs méthodes d'estimation des paramètres du modèle allant d'une simple analyse de régression, au lissage par la méthode des moindres carrés non linéaire.

Tableau 4-2 : Comportement du *ACF* et *PACF* pour le choix du modèle *ARMA*

	<i>ACF</i>	<i>PACF</i>
<i>AR(p)</i>	Mélange de sinusoides amorties et décroissances géométriques	Nulle au-delà de p
<i>MA(p)</i>	Nulle au-delà de p	Mélange de sinusoides amorties et décroissances géométriques
<i>ARMA (p,q)</i>	Mélange de sinusoides amorties et décroissances géométriques au-delà de p	Mélange de sinusoides amorties et décroissances géométriques au-delà de q

Vérification et diagnostic : il s'agit de vérifier statistiquement si le modèle trouvé lors de la phase d'identification et dont les coefficients ont été estimés, est considéré adéquat pour la prévision. Les principales vérifications à effectuer portent sur les points suivants :

- ❖ Inspection visuelle des valeurs d'*ACF* et de *PACF* de la série des résidus qui doivent être toutes nulles.
- ❖ On applique le test du bruit blanc pour voir si les résidus obtenus ont cette particularité. En effet, une statistique couramment utilisée (*Q*), dénommée le test du portemanteau de *Box et Pierce*, est donnée par la relation suivante :

$$Q = n(n + 1) \sum_{k=1}^h \frac{\rho_k^2}{n-k} \quad (4-10)$$

Où : ρ_k est l'autocorrélation au décalage k . La valeur du Q peut être vérifiée sur une base comprise entre un quart et la moitié des observations et ne doit pas être significative pour que l'hypothèse du bruit blanc puisse être conservée pour la série des résidus.

Cette approche itérative a pour but de déterminer le meilleur modèle parcimonieux d'une classe générale de modèles *ARIMA* [24, 25]. Ce processus est répété plusieurs fois jusqu'à ce qu'un modèle satisfaisant soit finalement sélectionné. Ensuite, ce modèle peut être utilisé pour prévoir les valeurs futures de la série chronologique. La méthodologie de Box-Jenkins est résumée dans le schéma suivant :

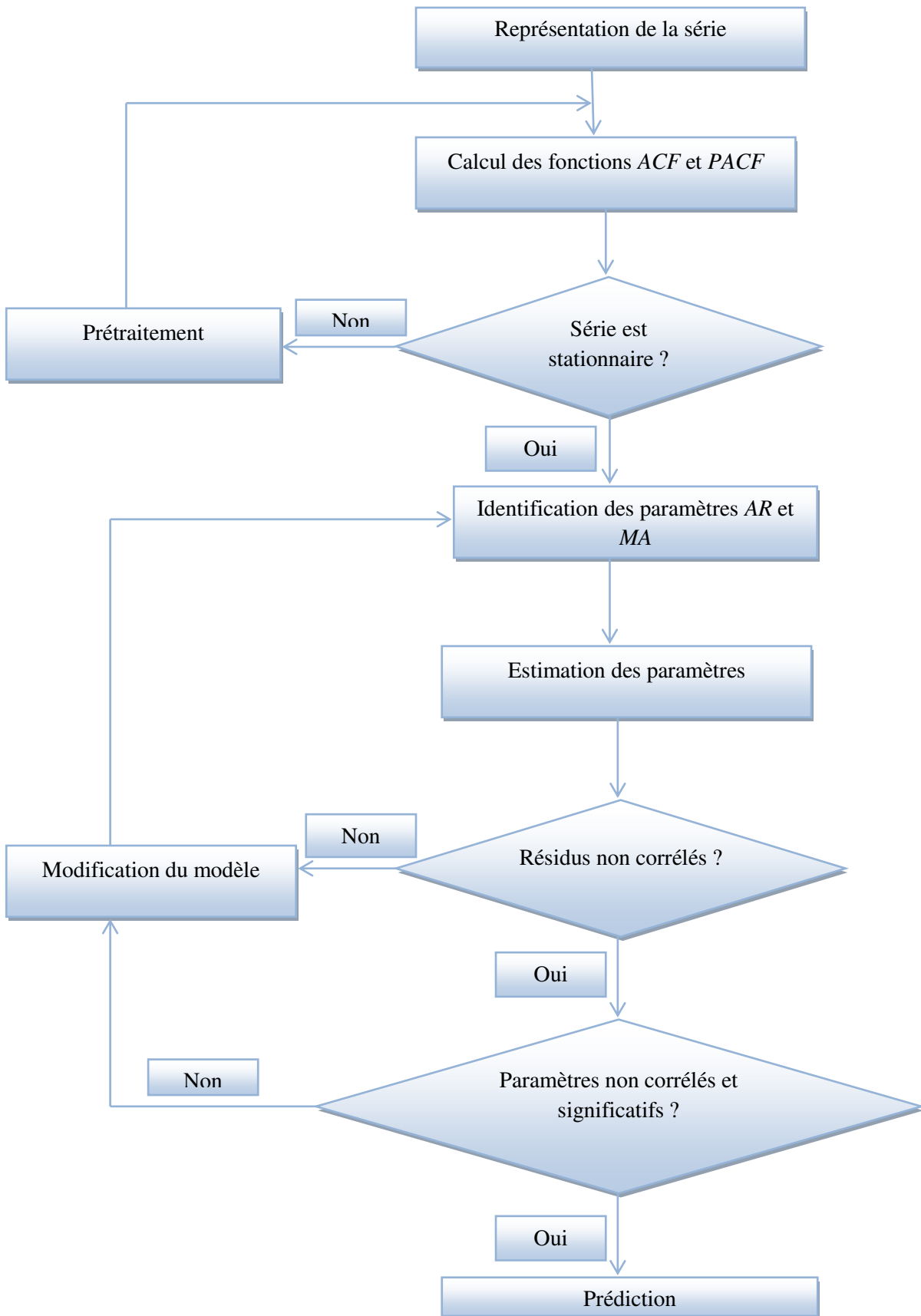


Figure 4-1 : Méthodologie de Box-Jenkins pour la sélection d'un modèle optimal

2.4. Les réseaux de neurones artificiels (RNA)

Inspirés du fonctionnement du cerveau humain, les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont relativement nouveaux. Ils constituent un modèle mathématique pour l'approximation des relations entre les variables. Contrairement aux approches classiques, les réseaux de neurones sont réalisés sans imposer aucune forme particulière aux données, et sans faire aucune hypothèse sur la répartition des variables.

Les RNA représentent des modèles aussi souvent utilisés dans la prévision de séries temporelles. Ils sont considérés comme des outils utiles pour les problèmes de classification et de régression, ils sont caractérisés par la capacité de corrélérer des comportements non linéaires, et ont été largement employés avec succès pour la prévision dans divers domaines [26-28]. Dans le cadre du traitement des données, les RNA constituent une méthode d'approximation de systèmes complexes, particulièrement utile lorsque ces systèmes sont difficiles à modéliser à l'aide des méthodes statistiques classiques.

Les premiers travaux sur les RNA ont été menés par *Mc Culloch* et *Pitts* en 1943 [27]. Leur but était de comprendre les propriétés des systèmes nerveux à partir de composants élémentaires. Grâce à des modèles à base de neurones simplifiés (les neurones formels), ils montrent qu'il est possible de construire des systèmes capables de calculer des fonctions logiques. En 1949, *Donald Hebb* [29] amorce le problème de l'apprentissage où il a décrit la manière dont les cellules apprennent à modifier l'intensité des connexions (appelées poids) qui les relient. Les travaux sur les RNA ont continué ensuite à développer progressivement au cours des années. En 1957, *Rosenblatt* conçoit le premier réseau de neurones dédié à la reconnaissance des formes. À son tour, *Widrow* (1960) a développé le modèle Adaline (*Adaptive Linear Element*) qui est à l'origine de de l'algorithme de rétro-propagation de gradient très utilisé aujourd'hui avec les Perceptrons-Multicouches. Cependant, les RNA ont connu un recul suite aux critiques de *Minsky* et *Papert* (1969), lorsqu'ils ont publié un ouvrage qui met en évidence l'incapacité du perceptron à une seule couche de résoudre les systèmes non linéaires. Après un abandon au profit des méthodes classiques, les RNA ont connu un renouveau dès le début des années quatre-vingt, avec les travaux de *Hopfield* [30, 31] sur les réseaux interconnectés, et ceux de *McClelland* et *Rumelhart* [32] qui introduisent l'algorithme d'apprentissage de rétro-propagation de l'erreur.

2.4.1. Le neurone formel

Le neurone formel est une modélisation mathématique qui simule les principes du fonctionnement du neurone biologique (Figure 4-1), en particulier la sommation des entrées. Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées x_i en provenance de neurones amont (Figure 4-2). À chacune de ces entrées est associé un poids w_j pour donner le produit $x_j w_{ij}$ ensuite à partir de cette valeur, une fonction de transfert (ou d'activation) g calcul la valeur de l'état de neurone pour former la sortie y_i :

$$y_i = g\left(\sum_{j=1}^n x_j w_{ij} + b_i\right) \quad (4-11)$$

Le poids qui n'est pas connecté aux entrées est défini par un biais (b_i)

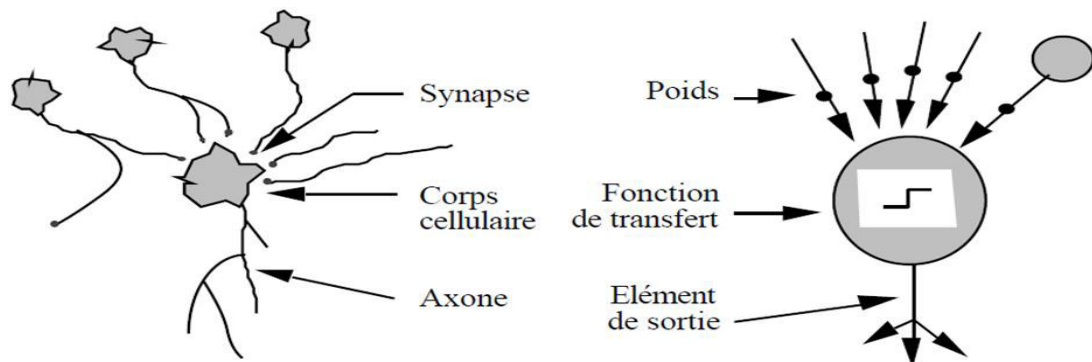


Figure 4-2 : Correspondance entre le neurone biologique et le neurone artificiel [28]

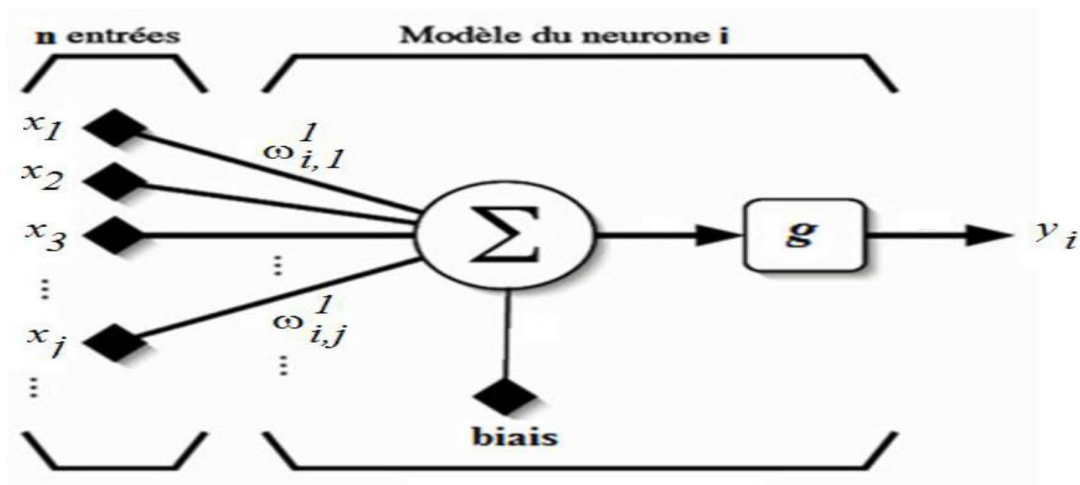


Figure 4-3 : Principe du neurone formel [28-30]

Cependant, il existe plusieurs types de fonction d'activation qui servent à limiter l'amplitude du signal de sortie du neurone et reproduire l'effet de seuil observé sur les neurones biologiques. Les fonctions les plus employées sont :

- fonction linéaire affecte directement son entrée à sa sortie : $g(x)=x$,
- fonction de tangente hyperbolique exprimée par : $g(x) = \tanh(x) = (e^x - e^{-x}) / (e^x + e^{-x})$
- fonction sigmoïde standard $g(x) = 1 / (1 + e^{-x})$.

Nous pouvons remarquer que la fonction de transfert sigmoïde possède un régime quasi-linéaire au voisinage de 0 et non linéaire ailleurs. Cette particularité offre au réseau la possibilité de s'adapter aussi bien aux problèmes linéaires qu'aux problèmes non linéaires.

2.4.2. Type des réseaux de neurones

Généralement, l'utilisation d'un seul neurone isolé n'a pas d'effet et d'intérêt de point de vue pratique. Mais lorsqu'il est lié et connecté à d'autres neurones, il est possible de former un réseau capable de résoudre des problèmes complexes tels que : la reconnaissance des formes, prédiction des séries temporelles, etc.

Le premier réseau le plus employé dans la littérature, est celui du Perceptron à Multicouches (*PMC*) ou Multi-layer Perceptron (*MLP*) en anglais. En effet, les neurones sont organisés de manière à constituer plusieurs couches. Le nombre de couches varie de 3 à 4 dont une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou deux couches cachées, et l'information circule de la couche d'entrée vers la couche de sortie uniquement. La couche d'entrée contient autant de neurones que la dimension de l'espace d'entrée et la couche de sortie contient un neurone unique pour la valeur de la prévision. Enfin, une ou plusieurs couches cachées contiennent un nombre variable de neurones.

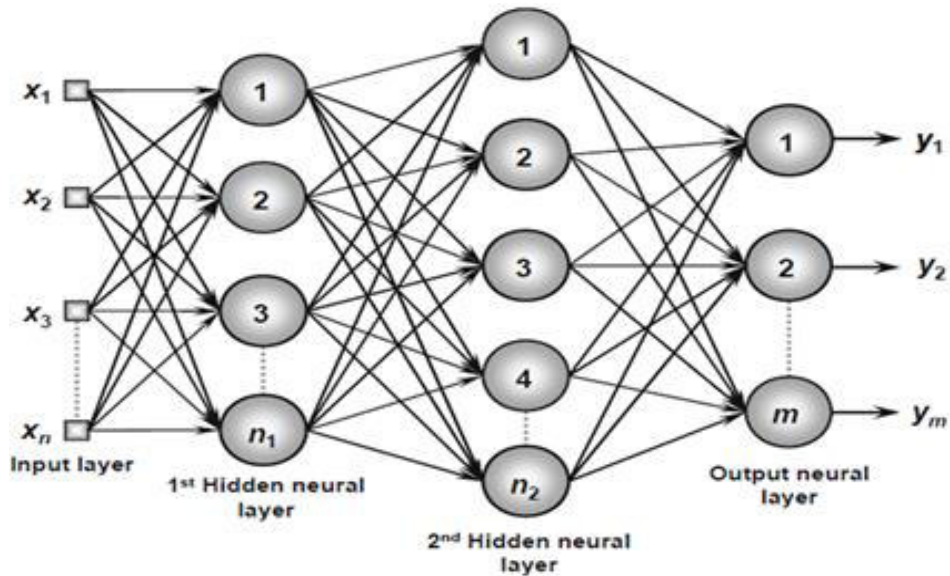


Figure 4-4 : Exemple d'un réseau *MLP* avec plusieurs couches [33]

L'autre catégorie de *RNA* est celle des réseaux bouclés ayant des connexions récurrentes qui ramènent aux entrées la valeur d'une ou plusieurs sorties, contrairement aux réseaux non bouclés (le cas du *PMC*) où l'information se propage de l'entrée vers la sortie sans aucun retour vers l'arrière. Le meilleur exemple de ce type de réseaux récurrents est celui élaboré par *Hopfield* [30], le plus communément connu sous le nom de *réseau Hopfield*. Cette architecture neuronale a les caractéristiques suivantes:

- ❖ comportement dynamique,
- ❖ capacité à mémoriser des relations,
- ❖ possibilité de stocker des informations,
- ❖ mise en œuvre facile dans des supports analogiques.

La figure suivante illustre un exemple d'un réseau récurrent, où l'un de ses signaux de sortie est renvoyé à la couche intermédiaire.

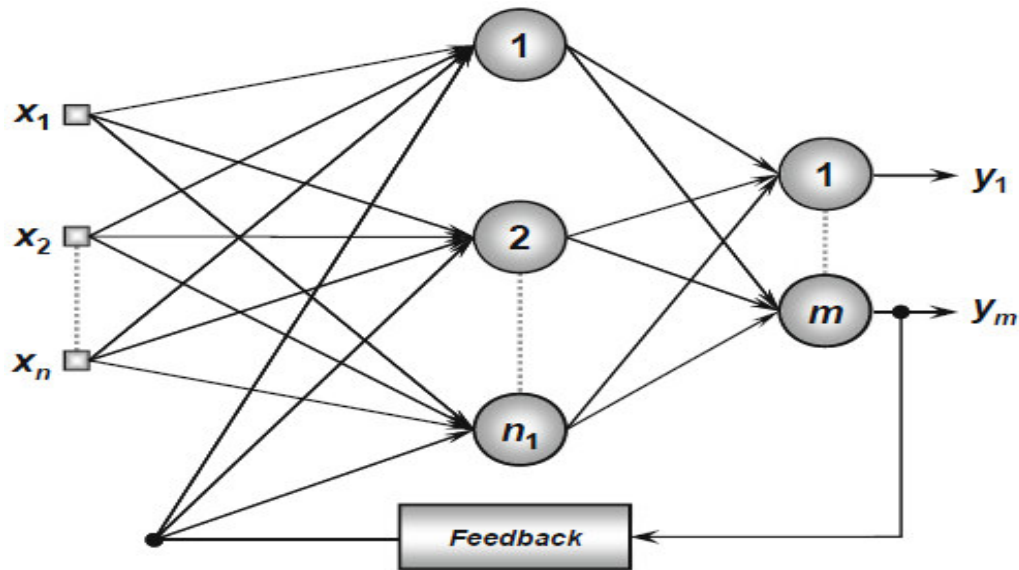
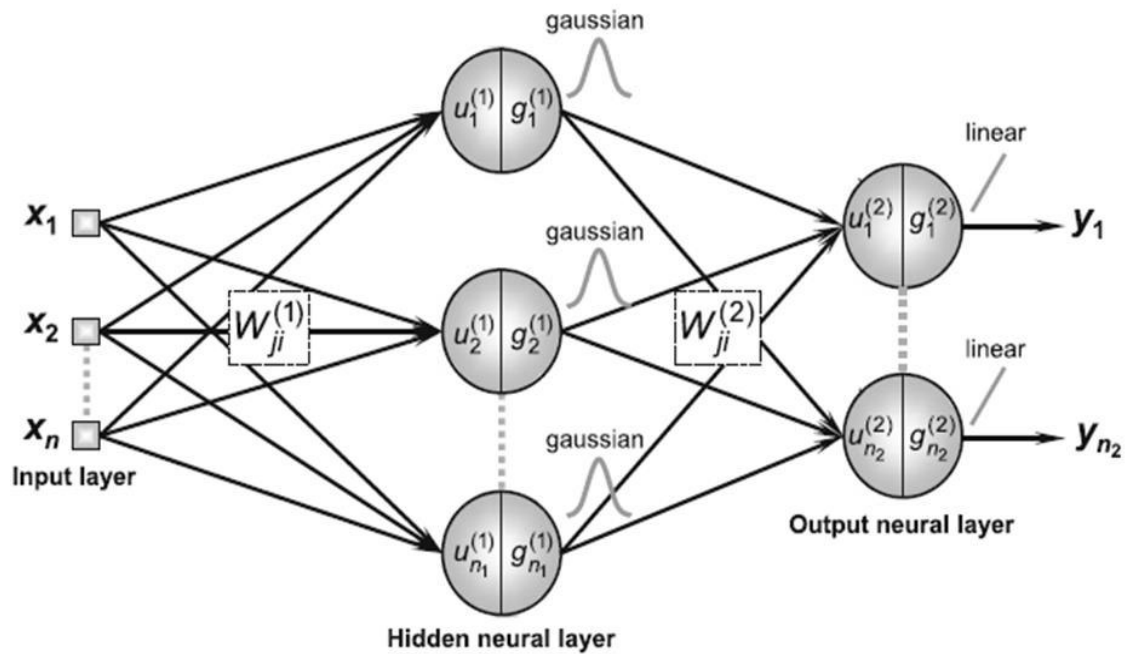


Figure 4-5 : Exemple d'un réseau récurrent [33]

Les réseaux de fonction radiale (en anglais : Radial Basis Function « *RBF* ») sont une autre famille des *RNA* ; ils peuvent également être utilisés dans presque tous les types de problèmes résolus par les réseaux *MLP*. À l'inverse de ces derniers qui peuvent être composés de plusieurs couches intermédiaires, la structure typique du *RBF* est composée d'une seule couche dont la fonction d'activation est gaussienne. L'une des principales particularités des réseaux *RBF* est l'entraînement utilisé pour ajuster les poids des deux couches de neurones. Une autre caractéristique des *RBF* est la fonction d'activation utilisée par les neurones de la couche intermédiaire, qui est toujours une fonction de base radiale telle que la fonction gaussienne. Les réseaux *RBF* appartiennent aussi à l'architecture *MLP*, dont l'entraînement est supervisé. De la Figure 4-5, il est possible de vérifier que les informations qui circulent dans sa structure commencent de la couche d'entrée, se propage à la couche intermédiaire (neurones avec fonction d'activation gaussienne) et se termine dans la couche de sortie de neurones (neurones avec fonction d'activation linéaire).

Figure 4-6 : Configuration typique d'un réseau *RBF* [33]

L'une des caractéristiques les plus pertinentes des *RNA* est leurs apprentissages ou « entraînement », qui consiste à modifier les poids du réseau en fonction des données d'entrée jusqu'à l'obtention des sorties proche de jeu de données d'entrée souhaité. Il existe trois modes d'apprentissage : l'apprentissage supervisé, c'est lorsqu'on force le réseau à converger vers un état final bien précis, en même temps qu'on lui donne un motif. En d'autres termes, le réseau s'adapte par comparaison entre le résultat qu'il a calculé, en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie. De ce fait, le réseau va se modifier jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie.

L'algorithme basé sur l'apprentissage non supervisé ne nécessite aucune connaissance a priori sur la sortie désirée ; le réseau est laissé libre de converger vers n'importe quel état final lorsqu'on lui donne une entrée.

L'apprentissage renforcé est une technique similaire à l'apprentissage supervisé à la différence qu'au lieu de fournir des résultats désirés au réseau, on lui accorde plutôt un grade (ou score) qui est une mesure du degré de performance du réseau après quelques itérations.

2.5. La logique floue (LF)

La logique floue (*fuzzy logic*, en anglais) est une technique utilisée en intelligence artificielle; elle a été formalisée par *Zadeh* en 1965 [35] et utilisée dans divers domaines tels que le contrôle aérien, la robotique (reconnaissance de formes), l'environnement (météorologie, climatologie, sismologie), etc. Elle s'appuie sur la théorie mathématique des sous-ensembles flous. *Zadeh* a motivé son travail sur la logique floue avec l'observation que les éléments-clés de la pensée humaine ne sont pas des nombres, mais des niveaux d'ensembles flous. En outre, il a vu que chaque mot linguistique dans une langue naturelle comme une description sommaire d'un sous-ensemble flou à un univers du discours représentant le sens de ce mot. En conséquence, il a introduit des variables linguistiques comme des variables dont les valeurs sont des phrases dans une langue naturelle ou artificielle. L'importance de la logique floue dérive du fait que la plupart des modes de raisonnement humain et le raisonnement de sens commun en particulier sont approximatifs et flous en nature.

Donc, la théorie des sous-ensembles flous est une extension de la théorie des ensembles classiques pour la prise en compte d'ensembles définis de façon imprécise. C'est une théorie formelle et mathématique, partant du concept de fonction d'appartenance pour modéliser la définition d'un sous-ensemble d'un univers donné, et élaborant un modèle complet de propriétés et de définitions formelles. Cette théorie des sous-ensembles flous se réduit effectivement à la théorie des sous-ensembles classiques dans le cas où les fonctions d'appartenance considérées prennent des valeurs binaires (0,1).

Contrairement à logique booléenne, la logique floue permet à une condition d'être en un autre état que vrai ou faux, et tient compte de l'imprécision de la forme des connaissances et propose un formalisme rigoureux afin d'inférer de nouvelles connaissances. Ainsi, la notion d'un sous-ensemble flou permet de considérer des classes d'objets, dont les frontières ne sont pas clairement définies, par l'introduction d'une fonction caractéristique (fonction d'appartenance) prenant des valeurs entre 0 et 1, à l'inverse de l'ensemble "booléens" dont la fonction caractéristique ne prend que deux valeurs possibles 0 et 1.

La base de la théorie de la logique de *Zadeh* est le concept de l'ensemble flou, qui est défini comme suit : si X est une collection d'objets, l'ensemble flou associé A est défini comme:

$$A = \{(x, m_A(x)) : x \in X\} \quad (4-12)$$

Où $m_A(x)$ est la fonction d'appartenance exprimant le degré d'éléments x dans l'ensemble flou A . Différents sous-ensembles de A sont séparés par les différentes fonctions d'appartenance. Une variable physique est nommée variable linguistique et ses valeurs ne sont pas des nombres mais des valeurs linguistiques, appelées attributs, exprimées par des mots ou des phrases. Une fonction d'appartenance est associée à chaque attribut, une variable linguistique ; il indique le niveau de confiance avec lequel cet attribut caractérise un certain élément de l'ensemble X . Une application floue (Figure 4-6) se compose de trois étapes, la fuzzification, l'inférence et la défuzzification.

La **fuzzification** est un procédé de codage, dans lequel chaque entrée numérique d'une variable linguistique est transformée en fonction d'appartenance.

L'inférence est un processus qui se réfère à la base de règles floues contenant les règles (*IF, THEN, AND, OR, etc.*) pour dériver les valeurs linguistiques pour les variables intermédiaires et de sortie.

La **défuzzification** est une opération de décodage de l'information contenue dans la sortie des ensembles flous, résultante du processus d'inférence, pour obtenir la valeur nette de sortie la plus appropriée.

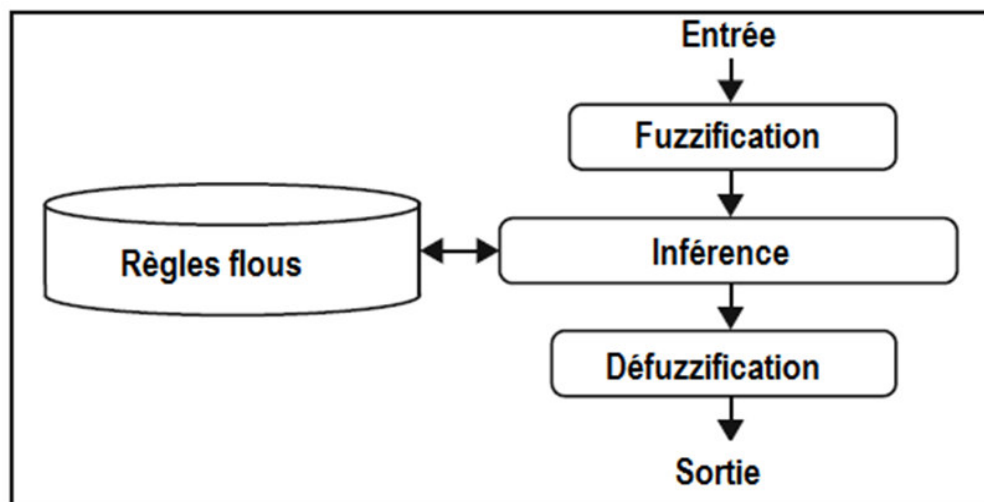


Figure 4-7 : Modèle d'un système flou [34]

Il existe de nombreuses méthodes de défuzzification, parmi lesquelles, on peut citer la méthode du centre de gravité, qui est l'une des méthodes les plus populaires employées. La valeur nette de sortie appropriée est calculée par l'équation suivante:

$$y_{nette} = \frac{\sum_i C_i \int m_{y_i}(x) dx}{\sum_i \int m_{y_i}(x) dx} \quad (4-13)$$

Où : C_i est le centre de la fonction d'appartenance (généralement la valeur de la variable x , dans laquelle la fonction d'appartenance atteint son pic) et l'intégrale $\int m_{y_i}(x) dx$ représente la surface sous la fonction d'appartenance $m_{y_i}(x)$ correspondant à l'attribut i de la variable linguistique de sortie y .

Pour illustrer ce modèle, on donne l'exemple suivant : on suppose une séquence de mesures de fraction d'insolation journalière σ (défini dans le chapitre III). Soit $X_\sigma = [0,1]$ correspond à l'ensemble X d'après l'Equation (4-12). Une valeur peut être établie (par exemple, $\sigma_0 = 0.5$) pour séparer l'ensemble X_σ en deux sous-ensembles nommés : ciel **Nuageux** si $\sigma \in X_{\sigma_1} = [0, \sigma_0]$ et ciel **Clair** si $\sigma \in X_{\sigma_2} = [\sigma_0, 1]$. Nous sommes habitués à exprimer qu'une journée est ensoleillée, si σ appartient à X_{σ_2} par la fonction $f: X_\sigma \rightarrow \{0,1\}$ définie comme $f(\sigma) = 1$ si $\sigma \geq \sigma_0$ autre, $f(\sigma) = 0$, comme est illustré dans la Figure 4-7.

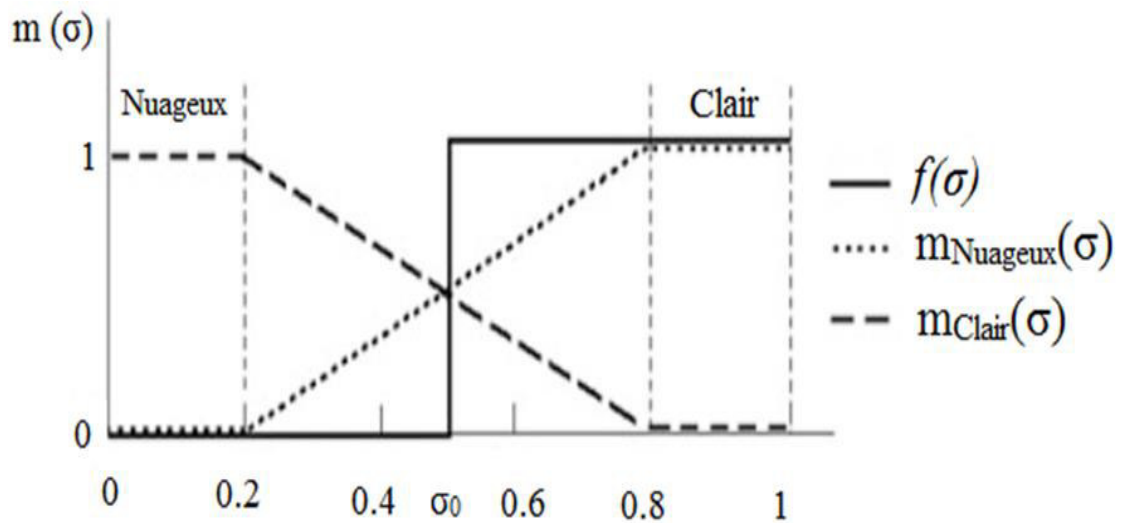


Figure 4-8 : Fonction caractéristique $f(\sigma)$ et fonction d'appartenance ($m_{\text{Nuageux}}(\sigma)$ et $m_{\text{Clair}}(\sigma)$) de la fraction d'insolation journalière [36]

Dans la figure ci-dessus $m_{\text{Nuageux}}(\sigma)$ tend vers 0 lorsque l'on approche la situation Nuageux, i.e. large valeur de σ_0 . De même $m_{\text{Clair}}(\sigma)$ tend vers 1 lorsque l'on approche de la situation Clair, i.e. large valeur de σ_0 . La théorie des ensembles flous détend la traversée de X_{σ_1} à X_{σ_2} en remplaçant la limite abrupte entre les attributs Nuageux et Clair avec une traversée variant lentement dans un intervalle fini autour du σ_0 . La fonction binaire $f(\sigma)$ est remplacée par les fonctions d'appartenance $m_{\text{Nuageux}}(\sigma)$ et $m_{\text{Clair}}(\sigma)$, qui prend des valeurs dans l'intervalle $[0,1]$.

À partir de la dernière figure, on peut constater qu'une journée caractérisée par un σ inférieur à 0.2, certainement a un attribut *Nuageux*, tandis que la journée qui a un σ supérieur à 0.8 a un attribut *Clair*. La différence fondamentale par rapport à la théorie des probabilités, qui assigne pour chaque jour une probabilité d'être Clair ou Nuageux, est que la théorie des ensembles flous prétend que chaque jour a à la fois les attribues clair et Nuageux simultanément, le premier avec le niveau de confiance $m_{\text{Clair}}(r)$ et le second avec le niveau de confiance $m_{\text{Nuageux}}(r)$. Théoriquement, la fonction d'appartenance peut avoir une forme quelconque; mais en pratique, on distingue trois formes qui sont fréquemment utilisées, à savoir : triangulaire, trapézoïdale et gaussienne.

Un autre exemple pour l'estimation de rayonnement solaire avec cette méthodologie a été donné par Sen [35, 36], où il a utilisé des déclarations logiques sous forme *IF-THEN*. Parmi une multitude de propositions, deux d'entre eux sont déduites :

- *IF* la durée d'insolation est "**longue**" *THEN* la quantité de rayonnement solaire est «**grande**».
- *IF* la durée d'insolation est "**courte**" alors la quantité de rayonnement solaire est «**petit**».

Dans ces deux propositions, il a suggéré que les deux variables (durée d'insolation et rayonnement solaire) sont décrites en termes de variables linguistiques comme *long*, *Medium*, *Short* et *Small*. Ces variables linguistiques sont seulement un certain jeu de partie de l'ensemble du domaine de variabilité. Il a constaté également qu'à partir de cet argument, un ensemble de relations est recherché entre les deux variables, comme illustré dans la Figure 4-8 où elle montre une architecture d'une proposition floue à deux variables.

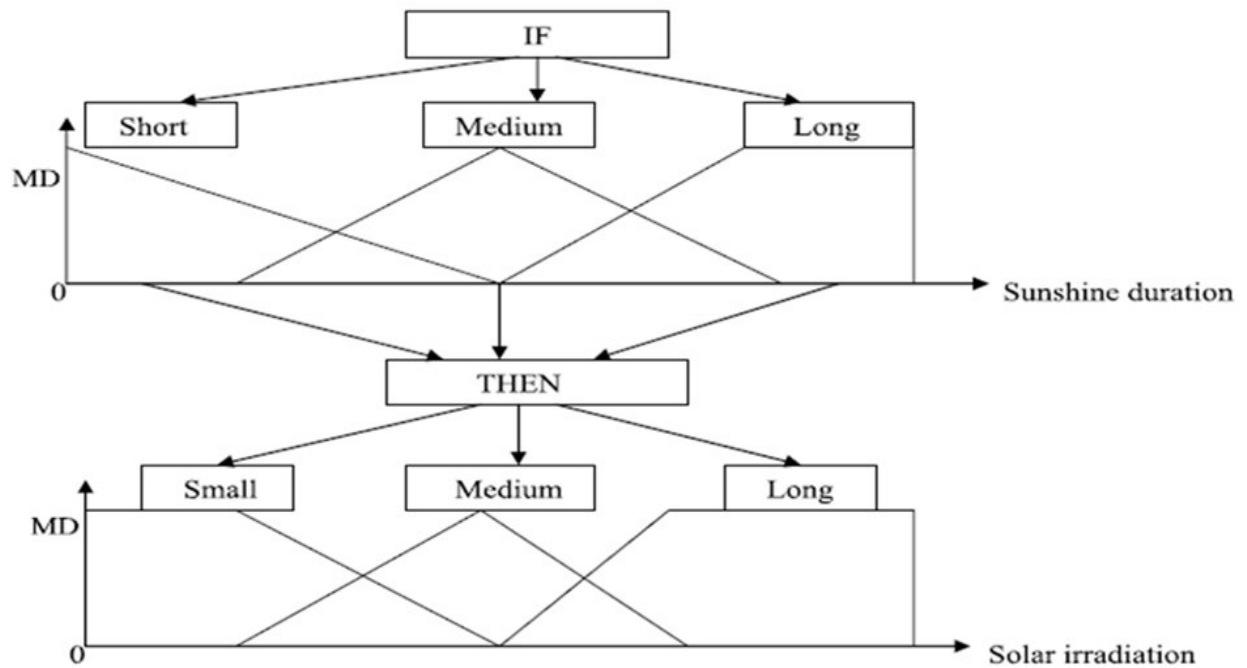


Figure 4-9 : Ensembles et relations floues pour l'estimation de l'irradiation solaire [36]

Les trois premières cases sur la même ligne représentent les mots linguistiques de la durée d'insolation, et la deuxième ligne les trois mots pour le rayonnement solaire. Par conséquent, il a déduit neuf différentes relations « IF-THEN » utilisées pour l'estimation du rayonnement solaire.

2.6. Modèles hybrides

Les modèles hybrides ont été introduits pour résoudre les imprécisions induites par l'utilisation d'un seul modèle, tel que les méthodes statistiques (*ARIMA*, régression multiple, etc.) et les méthodes d'intelligence artificielle. Les modèles hybrides combinent les différentes méthodes à la fois pour améliorer la précision de la prédiction. Donc, ils peuvent être élaborés sous trois différentes formes: hybridation entre les modèles linéaires, hybridation entre modèles non linéaires et hybridation entre modèles linéaires et non linéaires au même temps. Chaque technique intelligente a des propriétés de calcul (par exemple de la capacité d'apprendre, explication des décisions) qui les rendent aptes à des problèmes particuliers et non pour d'autres. Par exemple, les réseaux neuraux sont bons pour reconnaître les modèles, et ils ne sont pas aptes à expliquer comment ils prennent leurs décisions. Les systèmes flous qui peuvent raisonner avec des informations imprécises, sont bons à expliquer leurs décisions, mais ils ne peuvent pas acquérir automatiquement les règles qu'ils utilisent pour prendre ces décisions. Ces limitations ont été une force motrice

derrière la création de ces modèles hybrides, où deux ou plusieurs techniques sont combinées d'une manière à pallier les limites d'un modèle individuel. L'utilisation des méthodes hybrides se développe rapidement avec des applications réussies [41] dans de nombreux domaines tels que le contrôle des processus, le diagnostic médical, la simulation cognitive, etc. Donc, différentes méthodes d'hybridation ont été proposées dans la littérature en vue d'améliorer les résultats de prédiction ; parmi ces méthodes, nous pouvons citer le modèle hybride neurone-floue (ANFIS), ondelette-ANN et ARMA-ANN comme des modèles les plus utilisés pour la prédiction du rayonnement solaire. En ce qui suit, nous donnerons plus de détails sur les modèles hybrides les plus fréquemment utilisés dans la prédiction du rayonnement solaire.

2.6.1. Modèle Neuro-flou (ANFIS)

Les réseaux de neurones peuvent être modifiés pour incorporer des techniques floues et produire un réseau neuronal avec des performances améliorées. L'ANFIS (*Adaptatif Network based Fuzzy Inference System*) est un système d'inférence adaptatif neuro-flou qui consiste à utiliser un réseau de neurones du type *MLP* de 5 couches pour lequel chaque couche correspond à la réalisation d'une étape d'un système d'inférence floue du type *Takagi Sugeno* [39]. Pour simplifier le modèle, nous considérons un système à deux entrées x_1 et x_2 , une sortie y et un modèle flou du type *Takagi Sugeno* de ce système, composé des deux règles suivantes:

$$\text{Règle1 : SI } x \text{ est } A_1 \text{ et } y \text{ est } B_1 \text{ ALORS } f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad (4-14)$$

$$\text{Règle2 : SI } x \text{ est } A_2 \text{ et } y \text{ est } B_2 \text{ ALORS } f_2 = p_2x + q_2y + r_2 \quad (4-15)$$

L'algorithme ANFIS permet de construire un réseau implémentant ces règles selon l'architecture suivante :

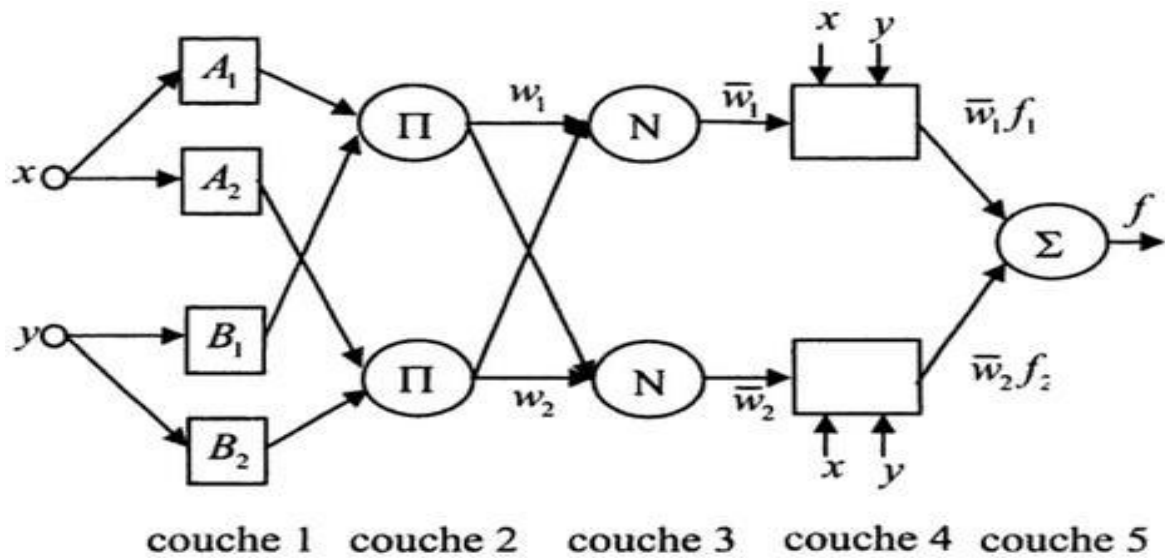


Figure 4-10 : L'architecture de l'ANFIS

Le réseau adaptatif *ANFIS* est donc, un réseau multicouche dont les connexions ne sont pas pondérées ou elles ont toutes un poids égal à 1 [40, 41]. Les nœuds sont de deux types différents selon leur fonctionnalité: des nœuds adaptatifs (carrés), et des nœuds fixes (circulaires). Dans la structure ANFIS:

- ❖ la première couche calcule le degré d'appartenance, compris entre 0 et 1, de chaque variable d'entrée ;
- ❖ la deuxième couche sert à calculer les prémisses de chaque règle comme étant le produit Π des degrés d'appartenance des variables intervenant dans les prémisses de chaque règle [39]:

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y), \quad i = 1,2 \quad (4-16)$$

- ❖ la troisième couche est composée d'opérateurs de normalisation dénommé *N*, sert à normaliser les résultats de la couche 2 ; il est donné par:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1,2 \quad (4-17)$$

- ❖ la quatrième couche évalue la conclusion de chaque règle :

$$w_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (4-18)$$

- ❖ La dernière couche (couche 5) donne le résultat final :

$$\sum_i w_i f_i / \sum_i w_i = \sum_i \bar{w}_i f_i \quad (4-19)$$

L'algorithme d'apprentissage de cette architecture est basée sur une méthode d'apprentissage de type rétro-propagation, similaire à celle utilisée dans le cas d'un réseau de neurones non bouclé, pour simplifier les conclusions et éliminer les variables d'entrées non pertinentes.

2.6.2. Modèle *RNA-AG*

L'activité de recherche et le développement sur les systèmes hybrides génétiques et neuronaux ont augmenté d'une façon extraordinaire depuis la fin des années 1980. La plupart de l'activité a été axée sur l'exploitation des avantages de l'algorithme génétique (*AG*) et d'améliorer la conception et l'utilisation des réseaux de neurones.

Les travaux publiés dans la littérature, utilisent la capacité des *AG* pour chercher de grands espaces complexes afin de préparer les données pour les réseaux de neurones, trouver des ensembles de paramètres initiaux pour l'entraînement des réseaux et utiliser l'*AG* et les techniques d'évolutions plus récentes pour faire évoluer les topologies des *RNA*.

Les algorithmes génétiques peuvent être utilisés pour améliorer les données présentées à un réseau neuronal car, la représentation et la sélection des données d'entrée sont souvent l'aspect critique de la conception et la mise en œuvre d'un *RNA*. En outre, un réseau peut être utilisé à analyser les données pour l'optimisation par l'*AG*. Par exemple, le réseau de neurones peut identifier des groupes de données qui peuvent être analysées par l'algorithme génétique.

Dans un réseau fixe, les paramètres peuvent être optimisés en générant des tests de populations ayant des valeurs différentes pour les paramètres tels que le taux d'apprentissage et le nombre de nœuds cachés. Les informations relatives à la mise en place de chaque réseau sont contenues dans le chromosome correspondant dans le réseau candidat. L'opérateur de Mutation apporte des modifications aux populations actuelles sous certaines contraintes pour l'application. La Figure 4-10 illustre l'organisation de la méthode neuro-génétique (*RNA-AG*) pour l'optimisation des réseaux avec l'algorithme génétique.

Une conception d'une population est générée et analysée par l'*AG*. Des chromosomes sont ensuite déterminés pour le réseau de neurones choisi. De même, l'évaluation de la performance du réseau peut mettre l'accent sur différents aspects tels que la vitesse ou la capacité à généraliser.

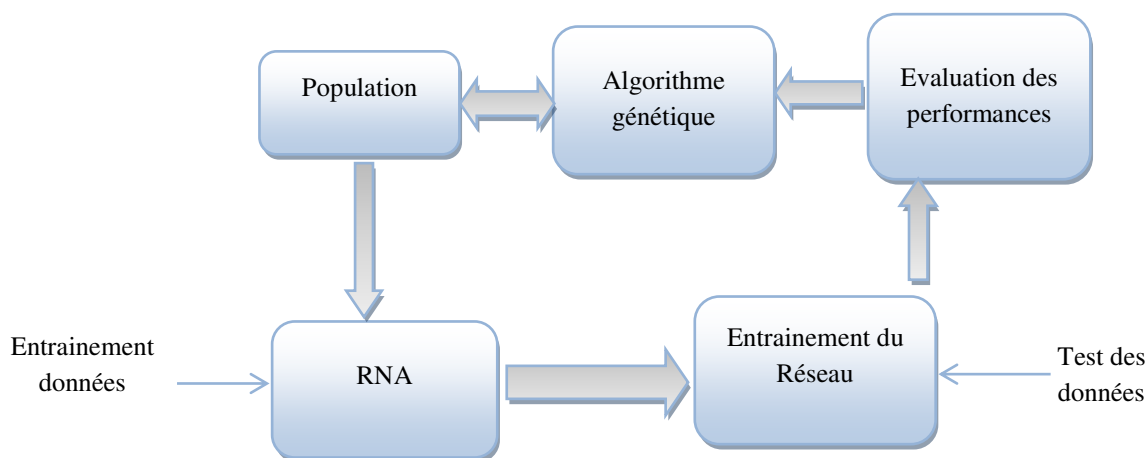


Figure 4-11: Organisation de la méthode RNA-AG pour optimiser un réseau neuronal avec l'algorithme génétique [39]

2.6.3. Modèle *FL-AG*

L'intégration des algorithmes génétiques avec les systèmes flous est une méthode plus récente et moins explorée que la combinaison d'AG ou la logique floue avec les systèmes neuronaux. Cependant, les systèmes flous et génétiques fonctionnent bien dans des environnements similaires, notamment dans les systèmes non linéaires qui exigent des niveaux élevés de performance en matière d'efficacité et de rapidité d'exécution. Ainsi, ces deux technologies sont parfois alternatives et peuvent être bien utilisés dans les modes autonomes ou transformationnels [39, 46].

Dans un système *FL-AG*, les composants flous fournissent une représentation claire de la connaissance des règles ou des expressions mathématiques. L'utilisation des fonctions d'appartenance et les paramètres associés offrent une flexibilité simplifiant la conception des systèmes très complexes, donc, l'AG facilite l'optimisation des performances du système flou. Dans la conception du système flou, l'AG peut être utilisé pour ajuster les valeurs d'appartenance et d'en tirer des règles floues. La Figure 4-11 montre le procédé d'utilisation d'un algorithme génétique pour améliorer les performances d'un système flou.

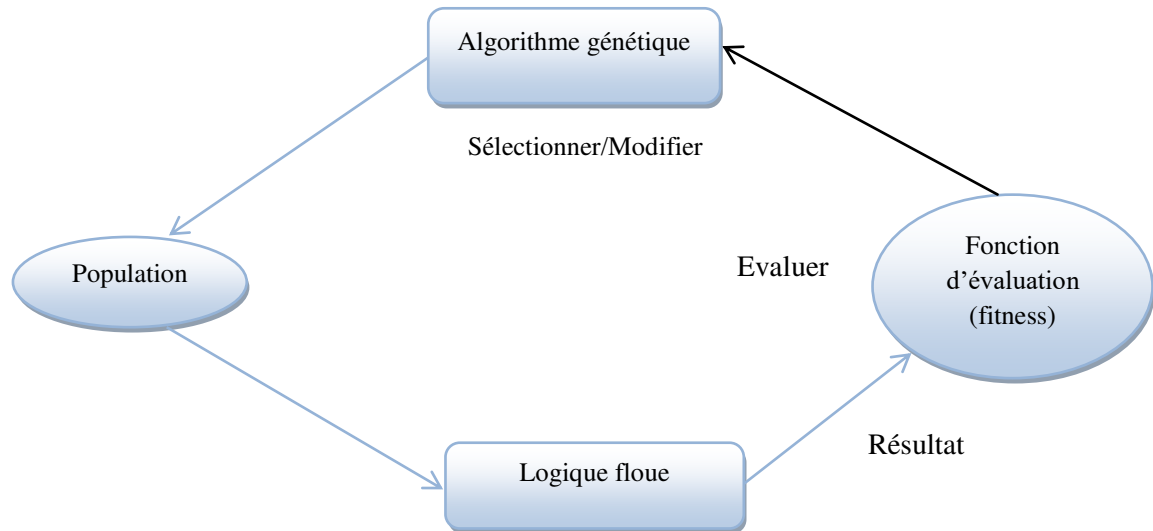


Figure 4-12: Utilisation de l'algorithme génétique pour améliorer les performances d'un système logique flou [39, 46]

3. Performance et évaluation des prédicteurs

La précision des modèles de rayonnement solaire est importante non seulement pour les étapes finales des projets solaires, mais en particulier dans les étapes initiales avant toute construction de modèles. Il existe de nombreux outils statistiques utilisés pour vérifier si un prédicteur est efficace ou non. La précision des modèles prédits est jugée par des indicateurs statistiques tels que le coefficient de détermination (R^2), l'erreur de biais moyen (MBE), la racine de l'erreur quadratique moyenne ($RMSE$), l'erreur moyenne absolue ($MAEP$), etc. Ces tests sont généralement appliqués dans la comparaison des modèles de rayonnement solaire. Ces outils sont exposés dans ce qui suit :

3.1. Coefficient de détermination (R^2)

Le coefficient de détermination est la proportion de la variabilité dans un ensemble de données qui est comptabilisé pour un modèle statistique, où la variabilité est mesurée quantitativement comme la somme des écarts carrés. Le plus souvent, il est défini comme :

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (4-20)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - Y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (4-21)$$

Le coefficient de détermination est une statistique qui donne des informations sur la qualité d'ajustement d'un modèle. En régression, le coefficient R^2 est une mesure statistique dans laquelle la droite de régression se rapproche des points de données réels. Un $R^2 = 1$ indique que la droite de régression correspond parfaitement aux données, contrairement, lorsque $R^2 = 0$ cela signifie qu'aucune corrélation n'est possible entre le modèle et les données réels.

3.2. Racine de l'erreur moyenne quadratique (*RMSE*)

La racine de l'erreur moyenne quadratique fournit des informations sur la performance des prédicteurs, en permettant la comparaison des écarts réels entre les valeurs estimées et les valeurs mesurées. Plus la valeur du *RMSE* est faible, plus la performance du prédicteur est meilleure. Cet indicateur statistique est donné par la relation c'est après :

$$RMSE = \frac{1}{n} [\sum_{i=1}^n (y_i - Y_i)^2]^{1/2} \quad (4-22)$$

3.3. Erreur de Biais Moyen (*MBE*)

L'*MBE* est défini comme étant la moyenne arithmétique des erreurs. Si sa valeur est égale à zéro, cela ne signifie pas que le modèle donne des estimations sans erreur. Donc, le *MBE* fournit une mesure de la tendance générale d'un estimateur donné, c'est-à-dire une surestimation (valeurs positives) ou une sous-estimation (valeurs négatives). Cependant, plus les valeurs du *MBE* sont petites, plus on a un meilleur résultat du modèle. Le *MBE* est donné par l'équation suivante :

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - Y_i) \quad (4-23)$$

3.4. Erreur moyenne absolue en pourcentage (*MAPE*)

L'*MAPE* exprime la précision en pourcentage de l'erreur. Étant donné que ce nombre est un pourcentage, il est peut-être plus facile à comprendre que les autres statistiques. Cette erreur est définie par :

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - Y_i}{\bar{Y}_i} \right) \quad (4-24)$$

En terme général, ces formulations d'erreur fournissent des mesures quantitatives qui ont les mêmes unités physiques comme la variable dépendante « Y_i ». Dans certains cas, des formulations normalisées de ces erreurs (*nMBE*), (*nRMSE*) sont requises ; elles sont définies comme suit:

$$nRMSE = \frac{1}{n} \left[\sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - Y_i}{\bar{Y}_i} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (4-25)$$

$$nMBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - Y_i}{\bar{Y}_i} \right) \quad (4-26)$$

Il est à noter que, y_i est les valeurs mesurées et Y_i représente les valeurs estimées

4. Revue bibliographique

Il existe dans la littérature de nombreux travaux estimant et prédisant la quantité de rayonnement solaire, avec des différents modèles basés sur les méthodes de séries temporelles et sur les approches d'intelligence artificielle (*IA*), et cela dans différents endroits du monde. La méthodologie de Box-Jenkins (*ARMA*) [24] a été utilisée avec succès en raison de sa simplicité et de sa flexibilité. Parmi les récents articles, on trouve les travaux de *Voyant et al.* [42] qui ont fait la prévision de rayonnement solaire à différents horizons de temps, dans cinq régions de la France. Ils ont utilisé le modèle de série temporelle avec un prétraitement des données (utilisation l'indice de clarté (*Kt*) et l'indice de ciel clair (*CSI*)), afin de rendre la série stationnaire. En effet, ils ont constaté que le modèle *ARMA* (2,2) ainsi trouvé, donne un résultat satisfaisant avec un *nRMSE* de 20.31 % pour la prévision du rayonnement global journalier. Ils ont conclu également que le modèle *ARMA* est plus approprié pour les journées ayant un ciel clair. *Hassan* [43] a effectué une estimation de la composante globale journalière à Mossoul (Irak) avec la méthodologie de Box-Jenkins. Il a

trouvé que le modèle *ARIMA* (2, 1, 1) est le plus approprié pour l'ajustement de l'indice de clarté où un *RMSE* de 0.271 a été enregistré. *Hejase* et al. [44] ont identifié le modèle *ARMA* (2,1) comme le meilleur modèle pour la prédiction du rayonnement global dans la ville d'Al-Ain, (UAE), avec un coefficient de détermination (R^2) de 92.59 % sur la base journalière.

Certains auteurs ont dédié une grande partie de leur recherche à la prédiction de rayonnement solaire à l'aide des méthodes de l'IA. On trouve en premier rang les réseaux de neurones (*RNA*) qui ont été traités par de nombreux auteurs. En effet, plusieurs articles traitent de la prédiction du rayonnement solaire par l'*RNA*, utilisant des multiples paramètres météorologiques, géographiques et astronomiques (température, humidité, précipitations, vitesse du vent, latitude, longitude, altitude, déclinaison, angle d'heure, zénith, etc.) comme paramètres d'entrée au réseau. D'ailleurs, les travaux de références de cette thématique sont ceux de *Mellit* où son domaine de préférence est la manipulation des réseaux de neurones. En outre, dans sa synthèse bibliographique [45, 46] il a récapitulé les différentes applications permettant la prédiction et l'estimation des composantes du rayonnement solaire (mensuelle, journalière et horaire) à l'aide des réseaux de neurones ; les résultats mentionnés indiquent une erreur (*MAPE*) entre 0.20 et 10% pour la prédiction du rayonnement global mensuel, selon l'architecture et le site considéré. *Yadav* et al. [47] ont résumé à leurs tours, les différentes techniques d'*RNA* pour la prévision de rayonnement solaire. Ils ont indiqué que les modèles *RNA* peuvent prédire le rayonnement solaire avec plus de précision que les modèles classiques (linéaires, non linéaires, logiques flous, etc.). En outre, l'angle horaire et la température de l'air ont été suggérés comme des paramètres d'entrée efficaces où le coefficient de corrélation peut atteindre 97.65 %. Les travaux menés par *Voyant* et al. [48] soulignent l'importance des paramètres météorologiques exogènes dans la prévision du rayonnement solaire avec l'*RNA*. Leur approche a été comparée avec autres méthodes de prévision et les résultats obtenus indiquent un gain dans les valeurs de *nRMSE* de 0.5 % à 1%, une fois que les données exogènes sont utilisées. *Rehman* et al. [49] ont fait une combinaison de plusieurs paramètres d'entrée afin de déterminer le cas qui donne la meilleure prédiction. Il a été avéré que, lorsque l'humidité relative et la température moyenne journalière sont utilisées comme entrées, l'erreur (*MAPE*) était d'environ 4.49%. Contrairement à d'autres cas, l'erreur était d'environ 10.3% et 11.8%. Dans l'étude réalisée par *Gani* et al. [50], un réseau neuronal autorégressif non linéaire (*NAR*) a été optimisé pour prédire le rayonnement global journalier reçu sur une surface horizontale pour sept villes en

Iran, employant le jour de l'année comme entrée unique au réseau. Le modèle validé a été comparé à la méthode *ANFIS* et le résultat obtenu montre des performances meilleures du modèle *NAR* par rapport au modèle comparé. Ainsi, le tableau 4-3 résume quelques exemples représentatifs de l'utilisation des *RNA* appliquée à la modélisation ou à la prévision du rayonnement solaire et de l'énergie photovoltaïque.

À l'inverse des réseaux de neurones artificiels, il existe peu de travaux dans la bibliographie examinant la prédiction du rayonnement solaire à partir des approches hybrides. C'est dans ce contexte s'inscrit les travaux de notre thèse, et nous allons contribuer au développement d'un modèle combiné qui sera l'objet du prochain chapitre. En effet, *Wu* et al. [63] Et *Benmouiza* et al [64] ont proposé une nouvelle méthode pour prévoir le rayonnement solaire global horaire. Leurs approche consiste à combiner à la fois les deux modèles *ARMA* et *RNA* (*TDNN* architecture) dont le souci est d'améliorer la précision de prédiction. Le modèle *ARMA* vise à capturer la composante linéaire contenant dans le rayonnement solaire, et le *TDNN* pour trouver le motif non linéaire dans le résidu. Leurs résultats montrent une amélioration du modèle combiné par rapport aux deux méthodologies examinées séparément. *Chaabene* et al. [65] considèrent dans leur étude une prévision dynamique du rayonnement solaire, couplant *ARMA*, filtre de Kalman et estimateurs neuro-fuzzy. Le modèle *ARMA* a été utilisé pour la prévision à court terme associé au filtre de Kalman, alors que le prédicteur neuro-fuzzy a été utilisé pour prévoir le comportement journalier du rayonnement solaire global. *Mellit* et al. [59] ont décrit un modèle adapté au réseau d'ondelettes pour prévoir le rayonnement solaire global journalier afin de déterminer la configuration convenable de dimensionnement des systèmes PV. Ils ont utilisé les données de 19 ans de plusieurs stations météorologiques en Algérie. Le résultat obtenu à partir du modèle mentionné donne une précision acceptable (*MAPE* d'environ 5 %), par rapport aux modèles *ARMA*, *MLP*, et *RBF*.

Tableau 4-3 : Exemples représentatifs de l'application du RNA pour la prédiction et la prévision du rayonnement solaire

Ref	Sujet	Site	Horizon	Erreur	Constatations
[51]	Estimation de l'énergie PV	Jaèn (Espagne)	Mensuel	$MAPE=7.3\%$	RNA est mieux que les modèles conventionnels
[52]	Estimation du avec MLP	Dezful (Iran)	*j+1	$MAPE= 5.2\%$	RNA avec des entrées exogènes est très efficace (8 modèles comparés)
[53]	Modélisation du G_h avec MLP, RBF et régression standard	Al-madinah (Arabie Saoudite)	j+1	$R^2=0.98$	RBF est le plus efficace (8 modèles sont validés)
[54]	Modélisation du G_h avec MLP	6 sites (Iran)	Mensuel	$R^2=94\%$	MLP est mieux que le modèle d'Angstrom
[55]	Prédiction du diffus (D_h) avec MLP	8 sites (Chine)	Mensuel	$R^2=95\%$	Le modèle est validé pour le territoire chinois entier
[56]	Modélisation du G_h avec différentes MLP architecture	4 sites (Uganda)	j+1	$RMSE=107$ Wh/m^2	MLP est mieux que cinq modèles empiriques
[57]	Modélisation du G_h	13 sites (Espagne)	j+1	$nRMSE=7.5\%$	MLP peut être utilisé dans la région montagneuse
[58]	Prédiction du D_h avec MLP	3 sites (Egypte)	j+1	Erreur standard= 4.2%	MLP est meilleur que les deux modèles de régression testés
[59]	Prédiction du G_h avec MLP et les ondelettes	Algérie	j+1	$MAPE<6\%$	Méthodes validé pour la sortie du PV et divers données météo, plus de 7 modèles sont comparés (AR, ARMA, RBF, ondelette, etc.)
[60]	Prédiction du G_h avec MLP récurrent et les ondelettes	Shanghai (Chine)	j+1	$RMSE=8\%$ avec ondelette et 35% sans ondelette	La décomposition ondelette améliore la précision
[61]	Estimation du G_h avec MLP et la chaîne de Markov	4 sites (Algérie)	j+1	$nRMSE=8\%$	MLP est mieux que AR, ARMA et chaîne de Markov
[62]	Modélisation du G_h avec MLP	17 stations (Turquie)	j+1	$MAPE<7\%$	MLP est robuste, une comparaison avec les modèles classiques a été faite

*j = jour

5. Conclusion

Dans le présent chapitre, nous avons revu les différentes approches et fondements permettant la prédiction et la prévision du rayonnement solaire. Le modèle de l'analyse des séries temporelles (méthodologie Box-Jenkins) a été largement utilisé en raison de sa simplicité et de sa flexibilité. Nous avons vu également que le modèle le plus exploité dans la famille des modèles de l'intelligence artificielle est le modèle d'*RNA*, classé en premier lieu dans le domaine de la prévision du rayonnement solaire. En outre, les outils statistiques permettant l'évaluation des performances des prédicteurs ont été aussi synthétisés.

Le prochain chapitre va détailler la méthodologie de combinaison et d'hybridation entre des approches différentes dont le souhait d'améliorer la précision du prédicteur développé.

6. Bibliographie

- [1] Paulescu M, Paulescu E, Gravila P, Badescu V. Weather modeling and forecasting of PV systems operation. Edition Springer, 2013.
- [2] Kleissl J. Solar Energy Forecasting and Resource Assessment. Edition Elsevier, 2013
- [3] Dambreville R. Prédiction du rayonnement solaire global par télédétection pour la gestion de la production d'énergie photovoltaïque. Thèse de doctorat Université de Grenoble. 2014.
- [4] Ångström A. Solar and terrestrial radiation. *Q J Roy Meteor Soc*, 50, p 121-125, 1924.
- [5] Prescott JA. Evaporation from a water surface in relation to solar radiation, *Philosophical Transactions of the Royal Society*, 64, p 114-120, 1990.
- [6] Besharat F. Dehghan A. Faghieh A. Empirical models for estimating global solar radiation: A review and case study. *Renew Sustain Energy Rev*, 21, p. 798-821, 2013.
- [7] Pandey CK. Katiyar AK. Solar Radiation: Models and Measurement Techniques. *Journal of Energy*. Volume 2013 (2013), Article ID 305207, 8 pages.
- [8] Ogelman H. Ecevit A. Tasdemiroglu E. A new method for estimating solar radiation from bright sunshine data. *Solar Energy*, 33, p 619–625, 1984.
- [9] Samuel T. Estimation of global radiation for Sri Lanka. *Solar Energy*, 47(5), p 333-337, 1991.
- [10] Bahel V. Bakhsh H. Srinivasan R. A correlation for estimation of global solar radiation. *Energy*, 12(2), p 131-135, 1987.
- [11] Benson RB. Paris MV. Sherry JE. Justus CG. Estimation of daily and monthly direct, diffuse and global solar radiation from sunshine duration measurements. *Solar Energy*, 32(4), p 523-535, 1984.
- [12] Chegaar M, Chibani, A. Global solar radiation estimation in Algeria. *Ener Conv & Mangt*, 42, p 967-973, 2001.
- [13] Li H, Ma W, Lian Y, Wang X, Zhao L. Global solar radiation estimation with sunshine duration in Tibet, China. *Renewable Energy*, 36(11), p 3141-3145.
- [14] El-Metwally M. Sunshine and global solar radiation estimation at different sites in Egypt. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 67(14), p 1331-1342, 2005.
- [15] Katiyar AK, Pandey CK. Simple correlation for estimating the global solar radiation on horizontal surfaces in India. *Energy*, 35(12), p 5043-5048, (2010).
- [16] Al-saad MA. Characteristic distribution of global solar radiation for Amman, Jordan. *Solar & Wind Technology*, 7(2-3), p 261-266, 1990.

-
- [17] Said R, Mansor M, Abuain T. Estimation of global and diffuse radiation at Tripoli. *Renewable Energy*, 14(1), p 221-227, 1998.
- [18] Ampratwum DB, Dorvlo AS. Estimation of solar radiation from the number of sunshine hours. *Applied Energy*, 63(3), p 161-167, 1999.
- [19] Firoz A, Intikhab U. Empirical Models for the Correlation of Monthly Average Daily Global Solar Radiation with Hours of Sunshine on a Horizontal Surface at Karachi, Pakistan. *Turk J Phys*, 28(5), p 301-307, 2004.
- [20] Almorox J, Hontoria C. Global solar radiation estimation using sunshine duration in Spain. *Ener Conv & Manag*, 45(9), p 1529-1535, 2004.
- [21] Ulgen K, Hepbasli A. Comparison of solar radiation correlations for İzmir, Turkey. *Inter J Enr Resear*, 26(5), p 413-430, 2002.
- [22] Gladius L. An empirical relation for estimating global irradiation for Tennessee, U.S.A. *Ener Conv & Mangt*, 33(12), p 1097-1099, 1992.
- [23] Badescu V. Modeling Solar Radiation at the Earth's Surface. Edition Springer, 2008.
- [24] Box GEP. Jenkins GM. Reinsel GC. Time series analysis. forecasting and control. 4th ed. Edition Wiley. 2008.
- [25] Mellit A. Pavan AM. 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, p 807-821, 2010.
- [26] Bishop CM. Neural networks for pattern recognition. Clarendon Press. Oxford edition.
- [27] McCulloch WS. Pitts WH. A logical calculus of the immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical biophysics*, 5, p 115-133, 1943.
- [28] Touzet C. Les réseaux de neurones artificiels : introduction au connexionnisme, cours et exercices, juillet 1992.
- [29] Hebb DO. The organization of behavior, Wiley Edition, (1949).
- [30] Hopfield JJ. Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 79, p 2554-2558, 1982.
- [31] Hopfield JJ. Neurons with Graded Response Have Collective Computational Properties like Those of Two-State neurons. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 81, p 3088-3092, 1984.
- [32] McClelland JL. Rumelhart DE. A distributed model of human learning and memory. *Journal of experimental psychology*, 114, p 159-188, 1986.

-
- [33] Da Silva IN, Spatti DH, Flauzino RA, Bartocci Liboni LH, Reis Alves SF. Artificial neural networks: a practical course. Edition Springer (2016).
- [34] Paulescu M, Paulescu E, Gravila P, Badescu V. Weather modeling and forecasting of PV systems operation. Edition Springer (2013).
- [35] Sen Z. Fuzzy algorithm for estimation of solar irradiation from sunshine duration. *Solar Energy*, 63, P 39-49, 1998.
- [36] Sen Z. Solar energy fundamentals and modeling techniques. Edition Springer (2008).
- [37] Chegaar M, Chibani, A. Global solar radiation estimation in Algeria. *Ener Conv & Mangt*, 42, p 967-973, 2001.
- [38] Zhang GP. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, 50, p 159-175, 2003.
- [39] Jang R. ANFIS: Adaptive-Neuro-Fuzzy Inference System. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1993.
- [40] Borne P, Benrejeb M, Haggège J. Les réseaux de neurones : présentation et applications. Edition Technip, 2007.
- [41] Medsker LR. Hybrid intelligence systems. Edition Springer, 1995.
- [42] Voyant C, Paoli C, Muselli M, Nivet ML. Multi-horizon solar radiation forecasting for Mediterranean locations using time series models. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 28, p 44-52, 2013.
- [43] Hassan J. ARIMA and regression models for prediction of daily and monthly clearness index. *Renewable Energy*, 68, p 421-427, 2014.
- [44] Hejase HAN, Assi AH. Time-series regression model for prediction of mean daily global solar radiation in Al-Ain, UAE. *ISRN Renewable Energy 2012*; Article ID 412471, 11 pages.
- [45] Mellit A, Kalogirou SA. Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications: a review. *Progr in Energy and Combust Sci*. 34(5), p 574-632, 2008.
- [46] Mellit A, Kalogirou SA, Hontoria L, Shaari S. Artificial intelligence techniques for sizing PV systems : a review. *Renew Sustain Energy Rev*. 13, p 406-419, 2009.
- [47] Yadav AK, Chandel SS. Solar radiation prediction using Artificial Neural Network techniques: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 33, p 772-781, 2014.
- [48] Voyant C, Muselli M, Paoli C, Nivet ML. Optimization of an artificial neural network dedicated to the multivariate forecasting of daily global radiation. *Energy*, 36, p 348-359, 2011.

- [49] Rehman S, Mohandes M. Artificial neural network estimation of global solar radiation using air temperature and relative humidity. *Energy Policy*, 36, p 571-576, 2008.
- [50] Gani A, Mohammadi K, Shamshirband S, Khorasanizadeh H, Danesh AS, Piri J, Ismail Z, Zamani M. Day of the year-based prediction of horizontal global solar Radiation by a neural network auto-regressive model. *Theor Appl Climatol*, 2015.
- [51] Almonacid F, Rus C, Hontoria L, Muñoz FJ. Characterisation of PV CIS module by artificial neural networks. A comparative study with other methods. *Renewable Energy*, 35, p 973–80, 2010.
- [52] Behrang MA, Assareh E, Ghanbarzadeh A, Noghrehabadi AR. The potential of different artificial neural network (ANN) techniques in daily global solar radiation modeling based on meteorological data. *Solar Energy*, 84, p 1468–80, 2010.
- [53] Benghanem M, Mellit A. 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, p 3751–62, 2010.
- [54] Azadeh A, Maghsoudi A, Sohrabkhani S. An integrated artificial neural networks approach for predicting global radiation. *Ener Conv & Mangt*, 50, p 1497–505, 2009.
- [55] Jiang Y. Prediction of monthly mean daily diffuse solar radiation using artificial neural networks and comparison with other empirical models. *Energy Policy*, 36, p 3833–3837, 2008.
- [56] Meita R, Abudureyimu A, Nagasaka K. Mapping of solar energy potential in Indonesia using artificial neural network and geographical information system. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16, p 1437–1449, 2012.
- [57] Bosch J, Lopez G, Batlles F. Daily solar irradiation estimation over a mountainous area using artificial neural networks. *Renewable Energy*, 33, p 1622–1628, 2008.
- [58] Elminir HK, Azzam YA, Younes FI. Prediction of hourly and daily diffuse fraction using neural network, as compared to linear regression models. *Energy*, 32(8), p 1513-1523, 2007.
- [59] Mellit A, Benghanem A, Kalogirou SA. An adaptive wavelet-network model for forecasting daily total solar-radiation. *Applied Energy*, 83, p 705–722, 2006.
- [60] Cao S, Cao J. Forecast of solar irradiance using recurrent neural networks combined with wavelet analysis. *Applied Thermal Engineering*, 25, p 161–172, 2005.
- [61] Mellit A, Benghanem M, Arab AH, Guessoum A. 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, p 469–482, 2005.
- [62] Sözen A, Arcaklioğlu E, Özalp M. Estimation of solar potential in Turkey by artificial neural networks using meteorological and geographical data. *Ener Conv & Mangt*, 45, p 3033–3052, 2004.
- [63] Wu J, Chee KC. Prediction of hourly solar radiation using a novel hybrid model of ARMA and TDNN. *Solar Energy*, 85, p 808-817, 2011.
- [64] Benmouiza K, Cheknane A. Small-scale solar radiation forecasting ARMA and nonlinear autoregressive neural network models. *Theor Appl Climatol*, 2015.
- [65] Chaabene M, Ben Ammar M. Neuro-fuzzy dynamic model with Kalman filter to forecast irradiance and temperature for solar energy systems. *Renewable Energy*, 33, p 1435-1443, 2008.

Chapitre 5

Prédiction du rayonnement global

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons aborder la prédiction du rayonnement global journalier reçu sur un plan horizontal. À cette fin, deux sites -où les données sont disponibles à notre possession- sont présentés comme cas d'étude. Dans le chapitre précédent, les différents estimateurs permettant la prédiction du rayonnement solaire ont été revus ; deux entre eux semble être les plus dédiées à cet effet, il s'agit de la méthodologie de Box-Jenkins (processus *ARMA*) et les réseaux de neurones artificiels (*RNA*). Par la suite, nous détaillons en premier lieu, les démarches à suivre pour la prédiction du rayonnement global utilisant ces deux méthodes, avant de proposer un modèle hybride. Une comparaison de résultats obtenus aura lieu par la suite.

2. Données radiométriques

2.1. Préparation et prétraitement des données

Les données de rayonnement global horizontal utilisées dans cette étude ont été collectées sur deux stations radiométriques différentes : l'une est installée au site de *Bouzaréah* (CDER-Alger) et l'autre est localisée au site de *Ghardaïa* (Figure 5-1). La pertinence du choix de ces deux sites est justifiée d'une part par la disponibilité des données et d'autre part, par la différence du climat où le premier est un site caractérisé par un climat méditerranéen, et le deuxième qui est un site désertique ayant la particularité d'un climat aride.



Figure 5-1 : Localisation des stations de mesure

Les données instantanées du rayonnement global horizontal (g_h) sont mesurées chaque cinq minute par les pyranomètres ; les mesures relatives aux nuits sont éliminées pour plus de lisibilité. Ensuite, une intégration des données instantanées du lever au coucher du soleil a été faite afin d'obtenir les données journalières (Equation 5-1) :

$$G_h = \int_{t_l}^{t_c} g_h dt \quad (5-1)$$

Où : t_l et t_c sont respectivement les temps du lever et du coucher du soleil.

En fait, nous avons travaillé sur les données de deux ans (2012 et 2013) pour l'établissement des modèles. Figure 5.2 et Figure 5.3 montrent l'évolution du rayonnement global journalier pour les deux sites sous considération. De ces Figures, on peut noter que le comportement du rayonnement global ressemble à celui des signaux périodiques bruité. Le bruit résultant de la couverture nuageuse, est plus important durant les mois d'hiver, en particulier dans le cas du site de *Bouzaréah* que durant ceux d'été. Par conséquent, la série de données du rayonnement global a besoin d'être stationnaires.

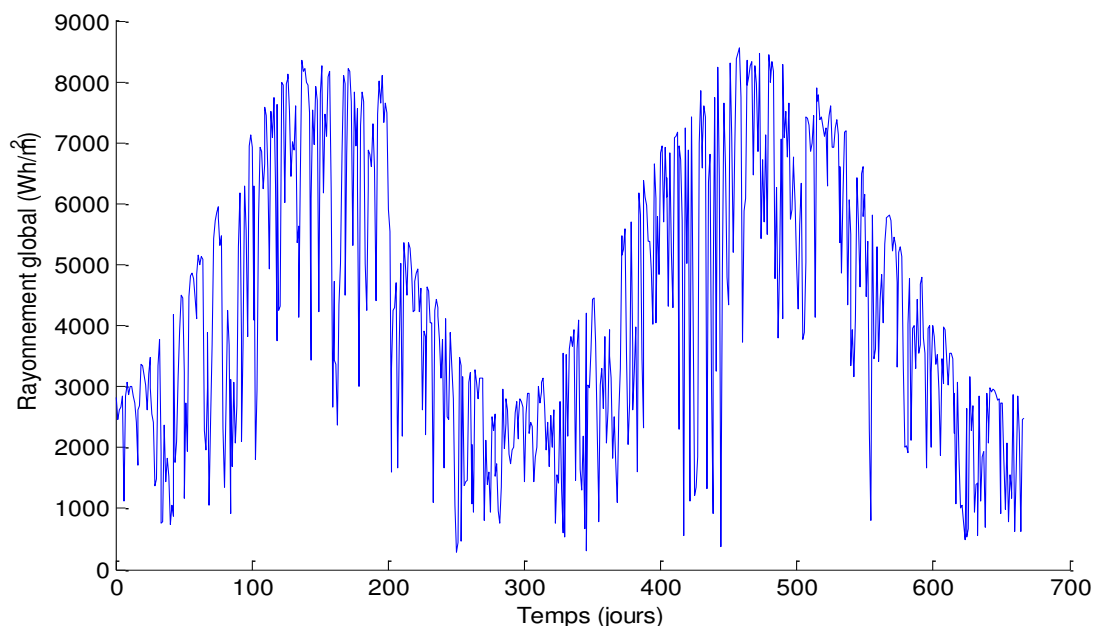


Figure 5-2 : Variation du rayonnement global journalier à *Bouzaréah* entre 2012 et 2013

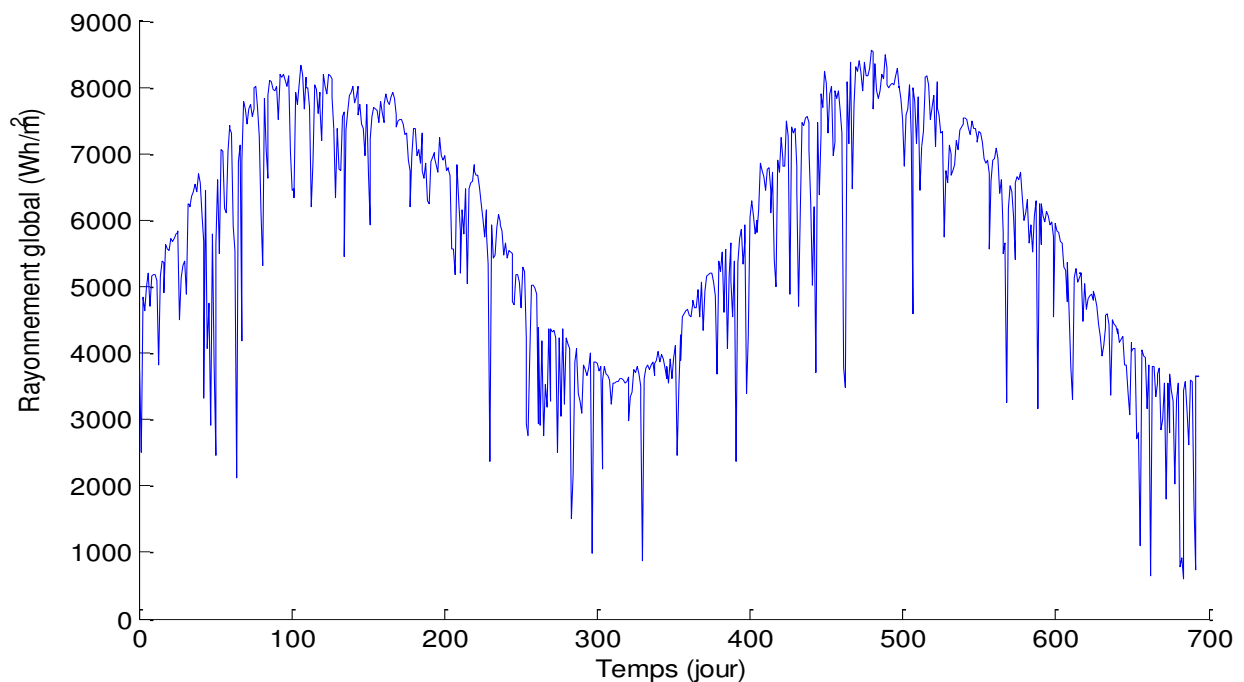


Figure 5-3 : Variation du rayonnement global journalier à Ghardaïa entre 2012-2013

2.2. Besoin des données stationnaires

Lorsqu'on utilise l'analyse de séries temporelles, tout modèle de prévision est structuré pour traiter des séries stationnaires, ou au moins faiblement stationnaire. Cela signifie, qu'il n'y a pas de tendance ni de saisonnalité et la série est *homoscédastique*, c'est-à-dire que la variance est constante [12].

Cependant, la prédiction du rayonnement solaire à la surface de la Terre est perturbée par la non-stationnarité du signal et la périodicité due aux phénomènes atmosphériques. Effectivement, un prétraitement des données d'entrée peut considérablement contribuer à améliorer l'exactitude des prévisions. Il existe donc, plusieurs façons de traiter une série non stationnaire, comme le cas du rayonnement solaire, pour la mettre dans une forme appropriée. Dans notre cas, nous avons utilisé l'indice de clarté comme moyen de stationnarisation, dans le but d'éliminer la saisonnalité de la ressource, c'est-à-dire la composante déterministe. Cette approche est suivie dans les travaux de plusieurs auteurs comme *Bacher et al.* [1], *Kemmoku et al.* [2] et *Voyant et al.* [3-6]. L'indice de clarté (K_t) est défini comme étant le rapport de l'éclairement au niveau du sol à l'éclairement extraterrestre (hors atmosphère) sur un plan horizontal:

$$K_t = \frac{G_h}{G_o} \quad (5-2)$$

K_t décrit l'atténuation et l'extinction partielle des composantes spectrales de l'irradiation extraterrestre par les nuages et les constituants atmosphériques. Cette approche réduit fortement les effets saisonniers en considérant l'influence de l'angle zénithal qui est modélisé par G_o . L'indice de clarté est largement appliqué pour réduire la tendance déterministe dans les séries temporelles de rayonnement solaire. Il représente seulement les tendances causées par les effets géométriques sur la position du soleil. Comme l'extinction atmosphérique dépend de la longueur du parcours du rayonnement dans l'atmosphère, elle est également régie par la géométrie solaire [7]. Figure 5-4 et Figure 5-5 montrent l'évolution typique de l'indice de clarté dans les deux sites d'expérimentation.

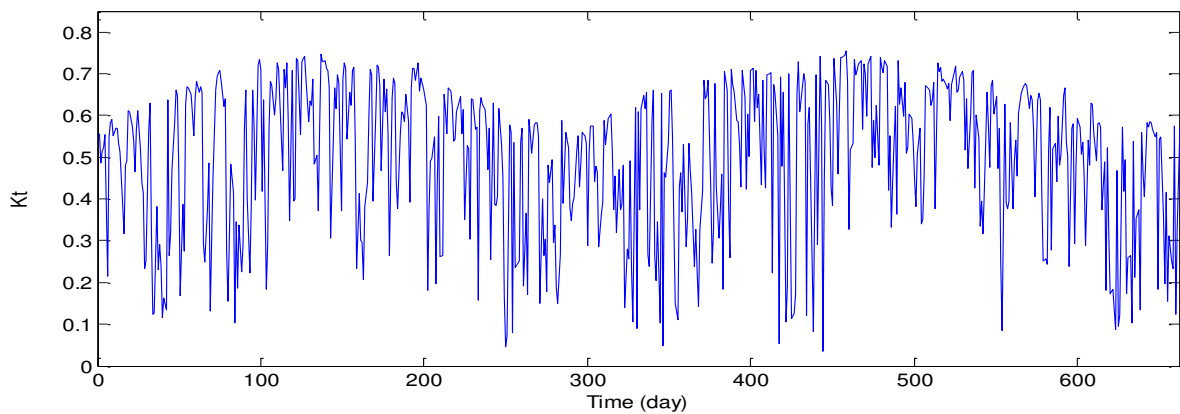


Figure 5-4 : Evolution typique de l'indice de clarté (Bouzaréah)

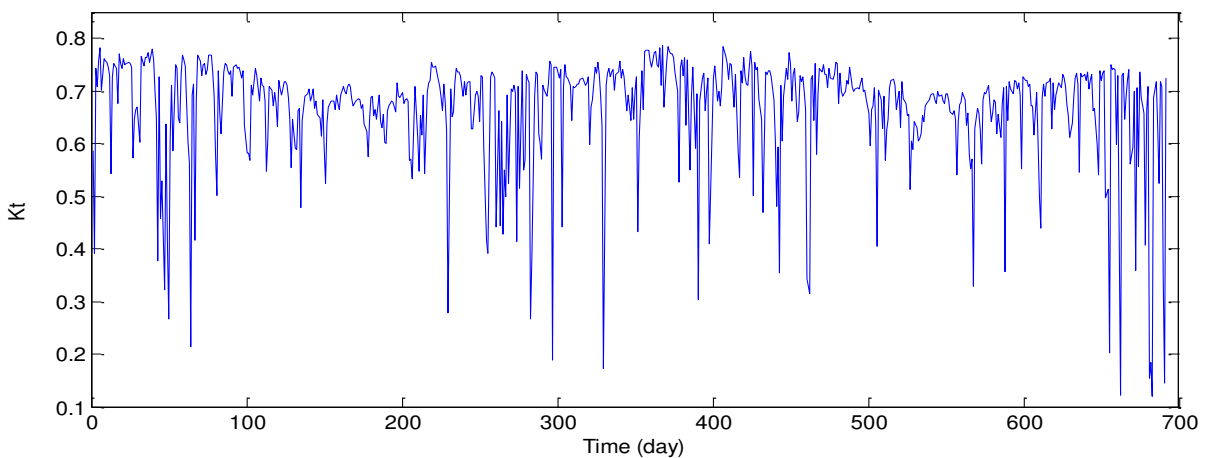


Figure 5-5 : Evolution typique de l'indice de clarté (Ghardaïa)

3. Prédiction du rayonnement global journalier

3.1. Prédiction par le processus ARMA (Méthodologie Box-Jenkins)

Après avoir stationnariser la série du rayonnement global par le passage par l'indice de clarté, nous expliquerons notre démarche pour la prédiction du rayonnement global.

Cependant, l'implémentation de la méthodologie de Box-Jenkins passe par les quatre étapes que nous les avons vu dans le chapitre précédent :

La première étape qui est l'**identification**, consiste à déterminer l'ordre du modèle, c.-à-d. déterminer les paramètres (p, q, d). Cela se fait par l'analyse des fonctions d'autocorrélation (*ACF*) et d'autocorrélation partielle (*PACF*).

Donc, pour déterminer un modèle approprié pour une série temporelle donnée, il est nécessaire d'analyser l'*ACF* et *PACF*. Ces mesures statistiques reflètent la façon dont les observations de la série chronologique sont liées les unes aux autres. Pour la modélisation et la prévision, il est souvent utile de tracer l'*ACF* et *PACF* en fonction des décalages consécutifs. La définition mathématique de ces deux fonctions est donnée comme suit :

Pour une série temporelle $\{x(t), t = 0, 1, 2, \dots\}$, l'auto-covariance [8, 9] au décalage k est défini comme suit:

$$\gamma_k = Cov(x_t, x_{t+k}) = E[(x_t - \mu)(x_{t+k} - \mu)] \quad (5-3)$$

Cependant, il est utile d'estimer le coefficient d'autocorrélation simple pour utiliser correctement les critères de stationnarité. Cette estimation notée ρ_k est donné par l'Equation suivante :

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (5-4)$$

Ici μ est la moyenne de la série temporelle, $\mu = E[x_t]$. L'autocovariance au décalage zéro, c'est-à-dire γ_0 , est la variance de la série. Il est clair que, d'après la définition, le coefficient d'autocorrélation ρ_k est adimensionnel et donc indépendant de l'échelle de mesure. Les statisticiens Box-Jenkins [14] désignent γ_k comme une fonction d'auto-covariance théorique (*ACVF*) et ρ_k comme la fonction d'autocorrélation théorique (*ACF*). Ainsi, le coefficient d'autocorrélation peut être donné encore par la relation suivante:

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=k+1}^N (x_t - \bar{x})(x_{t-k} - \bar{x})}{\sqrt{\sum_{t=k+1}^N (x_t - \bar{x})^2 \cdot \sum_{t=k+1}^N (x_{t-k} - \bar{x})^2}} \quad (5-5)$$

Dans l'analyse des séries temporelles, il est souvent utile d'analyser le coefficient de corrélation partiel noté ρ_{kk} . Ce dernier permet d'étudier la relation d'information exclusive entre x_t et x_{t+k} . De façon générale, la fonction d'autocorrélation partielle *PACF* d'un processus stationnaire satisfait la relation :

$$P_{kk} = \frac{|P_k^*|}{|P_k|} \quad (5-6)$$

Les deux matrices P_k^* et P_k sont construites pour déterminer la fonction *PACF*. La matrice P_k est symétrique et sa formulation est décrite par l'Equation (5-7) ; la matrice P_k^* a les mêmes éléments que la matrice P_k , mais la dernière colonne est remplacée par le vecteur $[\rho_1 \dots \rho_h]$:

$$P_k = \begin{pmatrix} 1 & \dots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \vdots \\ \rho_{k-1} & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad (5-7)$$

La courbe *ACF* est utile pour déterminer le type du modèle adapté à une série temporelle de longueur N . Puisque l'*ACF* est symétrique par rapport au décalage zéro, il est seulement nécessaire l'échantillon *ACF* pour les décalages positifs, pour un maximum de décalage d'environ $N/4$. En outre, la courbe de *PACF* aide à identifier l'ordre maximal du modèle recherché.

3.1.1. Résultats et discussion

Les figures 5-6 et 5-7 montrent les courbes des deux fonctions pour les sites de *Bouzaréah* et *Ghardaïa*. On peut observer à partir d'*ACF* que la courbe décroît après le premier décalage, ce qui explique que les données obtenues sont stationnaires. Le tracé de *PACF* coupe juste après quelques décalages (lags) et il est dans l'intervalle de confiance à 95%. Par conséquent, les séries de données de K_t satisfait un processus autorégressif (*AR*); le nombre non nul du *PACF* pour un modèle *AR* doit correspondre à l'ordre du processus. Autrement, *AR* (1) ou ordre supérieur serait plus approprié.

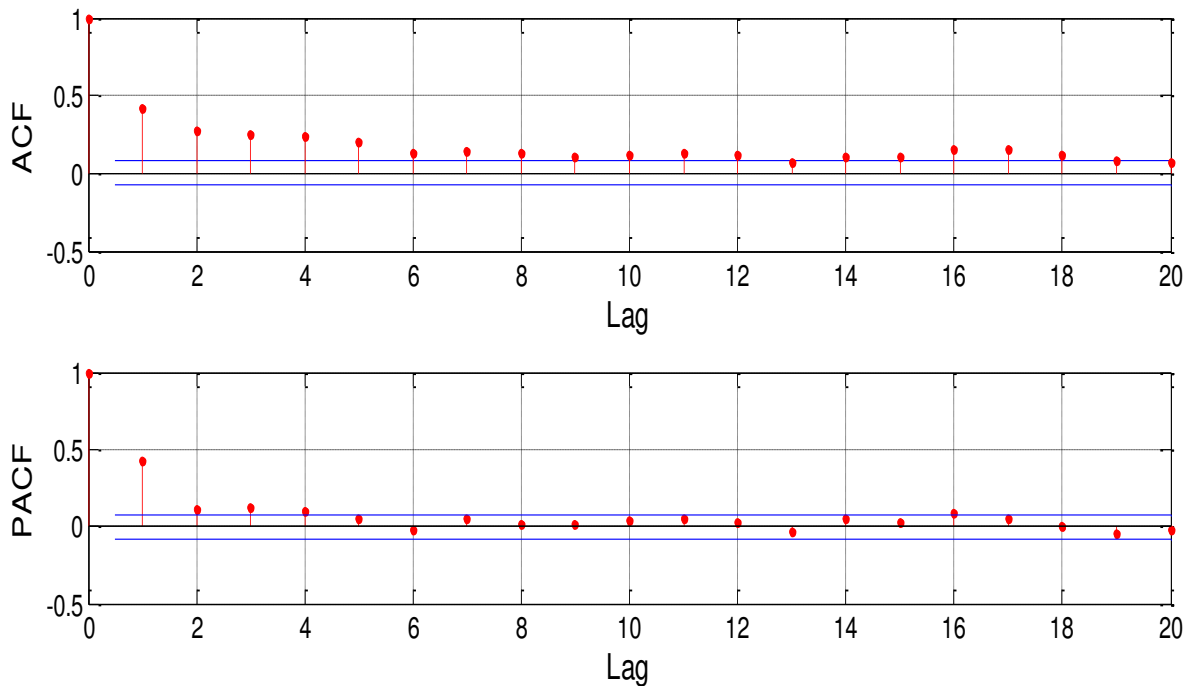


Figure 5-6 : *ACF* et *PACF* de l'indice de clarté (*Bouzaréah*)

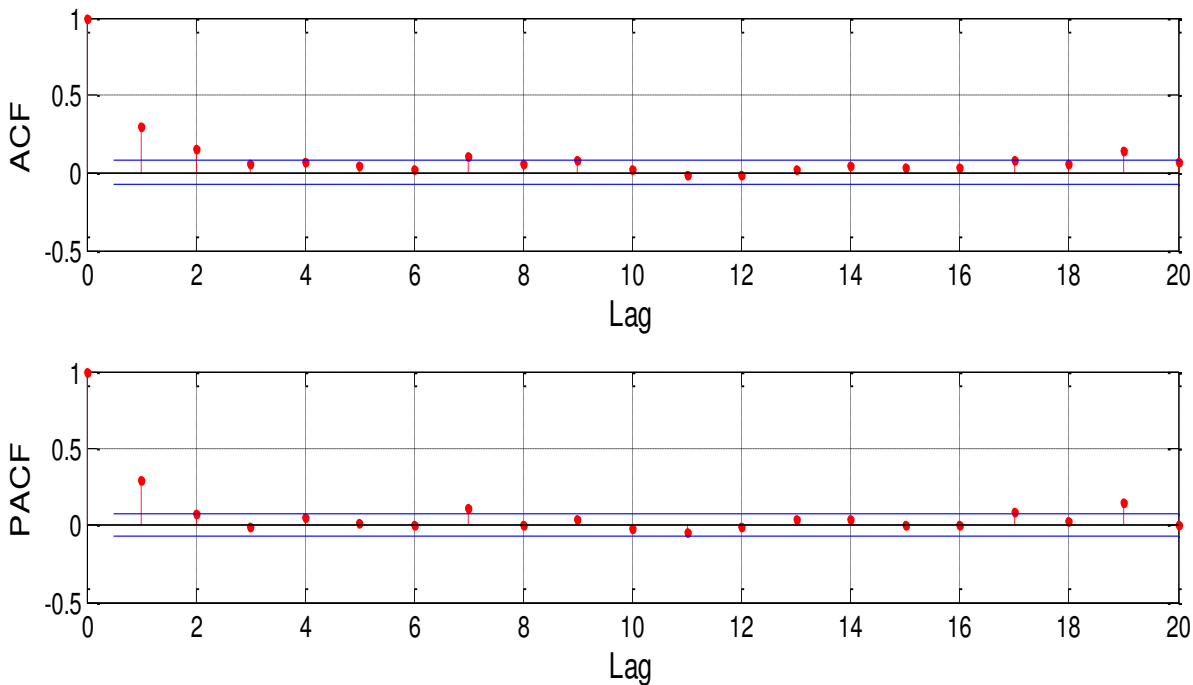


Figure 5-7 : *ACF* et *PACF* de l'indice de clarté (*Ghardaïa*)

Dans la méthodologie de Box-Jenkins, la détermination de l'ordre du modèle basé uniquement sur l'autocorrélation partielle est insuffisante pour l'identification du modèle; une procédure complémentaire pour sélectionner l'ordre approprié est alors requise. En effet, différents critères ont été utilisés pour choisir l'ordre optimal du modèle (chapitre 4 sections 2.3.3) ; dans notre cas, on s'est basé sur le critère d'information d'akaike (*AIC*) (Equation 4-6) pour identifier l'ordre du modèle, et les résultats de calcul de ce critère sont illustrés en Figure 5-8.

Cependant, nous avons testé plusieurs modèles *ARMA* (p, q) dans le but de déterminer le meilleur qui ajuste les données de K_t . À partir de la figure précédente, on peut voir que les valeurs du critère *AIC* diminuent lorsque l'ordre du modèle augmente ; il atteint ensuite ses minimums quand l'ordre est égal à 4 dans le cas du site de *Bouzaréah* et 2 dans le cas du site de *Ghardaïa*, ensuite la courbe continue à augmenter. Par conséquent, les meilleurs modèles trouvés pour les sites étudiés sont *ARMA* (4,0) et *ARMA* (2,0), respectivement.

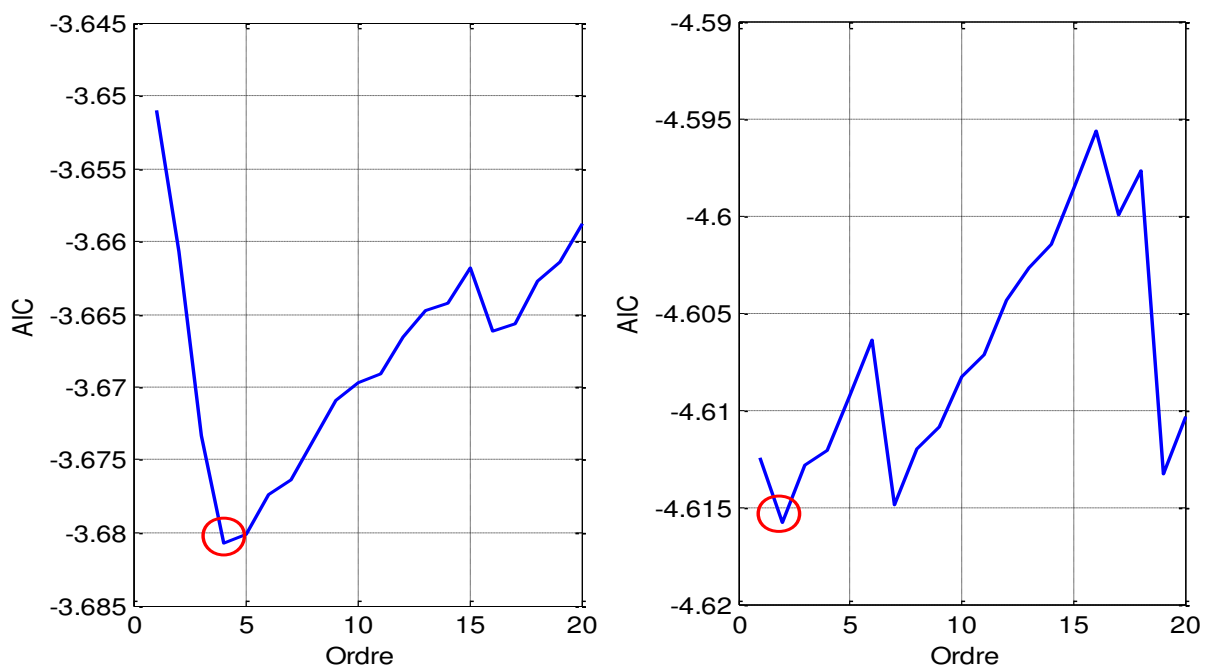


Figure 5-8 : Critère *AIC* pour *Bouzaréah* (à gauche) et *Ghardaïa* (à droite)

Après avoir identifié les modèles appropriés, il est nécessaire d'estimer leurs paramètres. En utilisant les valeurs de l'indice de clarté K_t déterminées précédemment, l'estimation des paramètres des modèles appropriés est menée en se basant sur la méthode des moindres carrés. Les paramètres sélectionnés du modèle *ARMA* (p, q) doivent avoir des valeurs de t -statistique supérieure à 2 pour être jugées significativement différentes de zéro au niveau de 5 % [8-10]. En outre, les coefficients ne doivent pas être fortement corrélés les uns

avec les autres pour obtenir un modèle optimal, et les coefficients de modèle avec un p supérieur à 0.05 sont insignifiants et devraient être éliminés pour éviter d'obtenir une mauvaise prédiction.

Les résultats sont reportés au Tableau 5-1 et Tableau 5-2. Ces tableaux montrent que les valeurs t -statistiques de tous les paramètres des deux modèles $ARMA$ obtenus sont supérieures à 2. Ceci confirme que ces paramètres sont significativement différents de zéro à 5 %.

Tableau 5-1 : Paramètres du modèle $ARMA(4,0)$

Paramètre	Valeur estimée	Erreur standard	t-statistique	p-value
AR(1)	0.3468	0.0387	8.96	0.000
AR(2)	0.0594	0.0409	2.45	0.045
AR(3)	0.0877	0.0410	2.14	0.003
AR(4)	0.1022	0.0389	2.36	0.001

Tableau 5-2 : Paramètres du modèle $ARMA(2,0)$

Paramètre	Valeur estimée	Erreur standard	t-statistique	p-value
AR(1)	0.2720	0.0381	7.14	0.000
AR(2)	0.0789	0.0388	2.03	0.007

Lorsqu'un modèle approprié est choisi et que ses paramètres sont estimés, un **test de diagnostic** des résidus est appliqué pour vérifier si le modèle ajuste bien la série de données. À cet effet, plusieurs tests statistiques sont disponibles pour des fins de diagnostic ; parmi eux on trouve le test d'autocorrélation, le test de la non-normalité, etc.

Nous avons utilisé le test d'autocorrélation pour contrôler si les résidus sont indépendants ; cela a été mené par l'analyse des courbes de variation des ACF et $PACF$. Les courbes de variation ACF et $PACF$ de l'erreur résiduelle pour les modèles $ARMA(4,0)$ et $ARMA(2,0)$ sont illustrées dans les Figure 5-9 et Figure 5-10, respectivement. La plupart des corrélations

se situent dans les limites de confiance de 95 %, cela indique que les résidus pour ces modèles ne sont pas corrélés et les modèles sélectionnés sont en accord avec les séries de données.

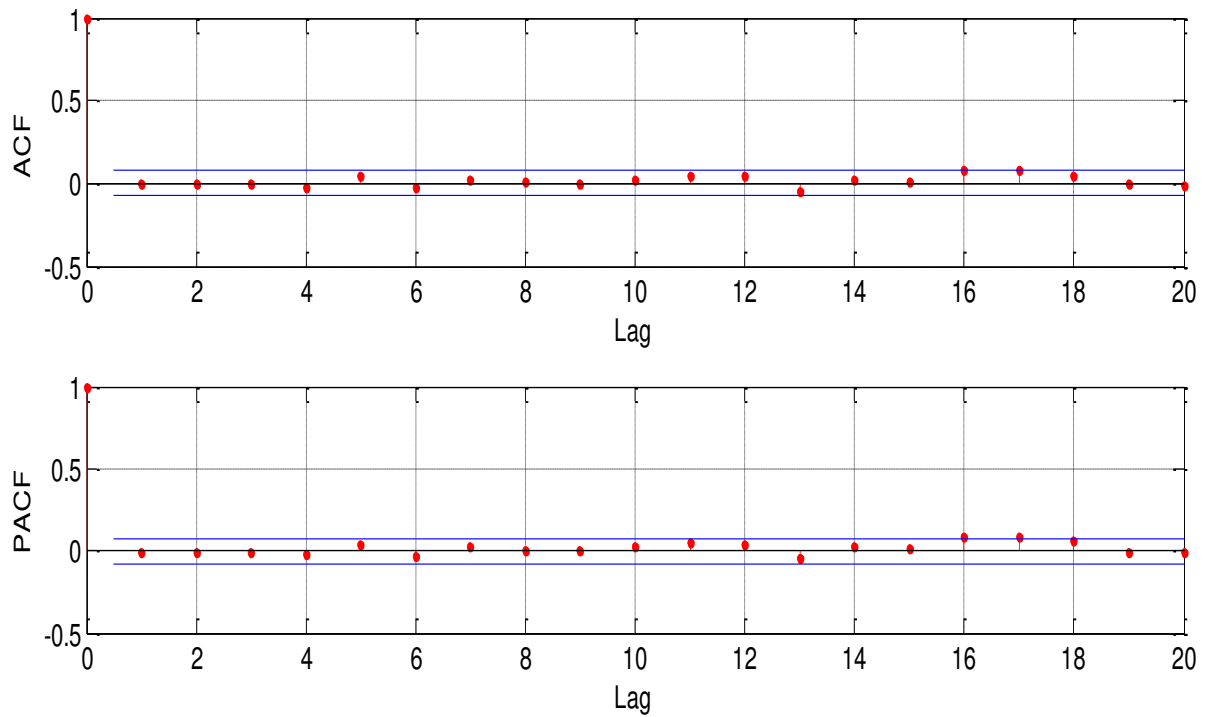


Figure 5-9 : *ACF* et *PACF* de résidu de modèle *ARMA* (4,0)

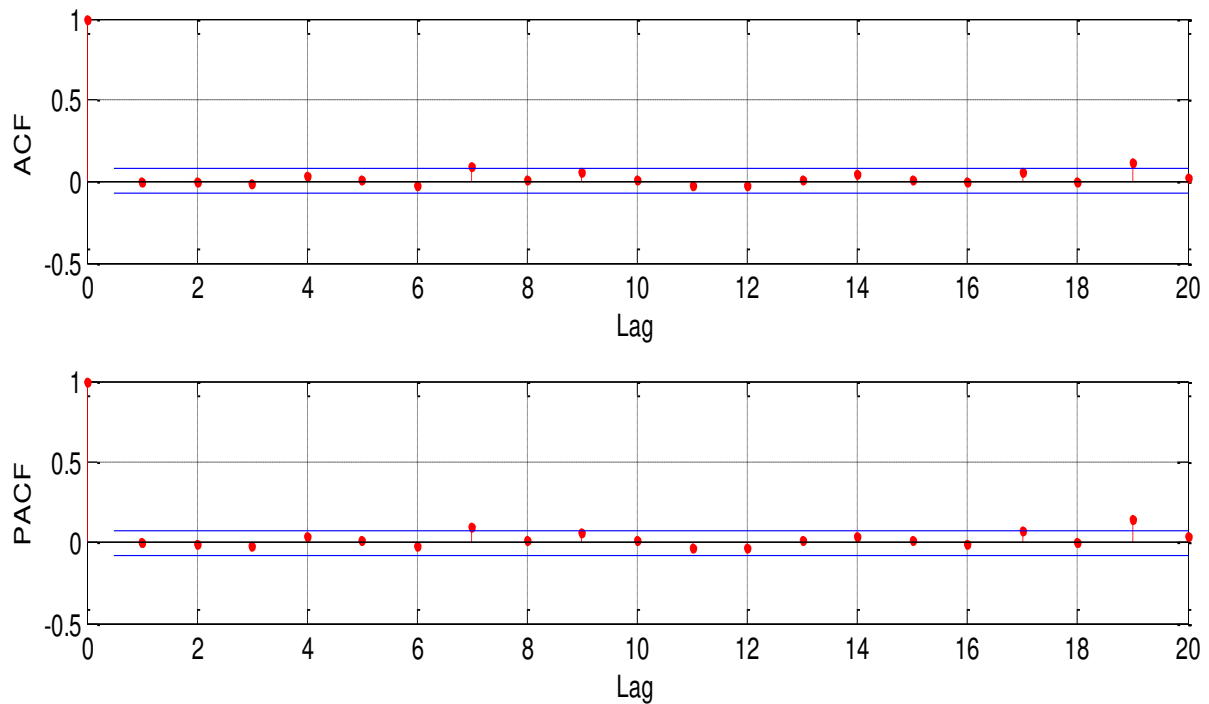


Figure 5-10 : *ACF* et *PACF* de résidu de modèle *ARMA* (2,0)

D'autres tests statistiques sont également appliqués aux résidus afin de juger si le modèle choisi est convenable. À cette fin, on peut citer le test de portemanteau de Ljung-Box basé sur des statistiques de Chi-carré (χ^2) [10-12]. Dans ce test, la statistique Q (défini au chapitre 4 section 4.3.3) peut être utilisée pour vérifier si les résidus des modèles obtenus se comportent comme un processus de bruit blanc. Ce test vérifie l'hypothèse nulle, c.-à-d. aucune autocorrélation résiduelle restante au décalage 1 jusqu'au décalage h . En d'autre terme, le couple d'hypothèse de l'Equation (5-8) doit être vérifié :

$$\begin{cases} H_0: \rho_{k,1} = \dots, \rho_{k,h} = 0 \\ H_1: \rho_{k,i} \neq 0, i = 1, \dots, h \end{cases} \quad (5-8)$$

Où : ρ_k est les coefficients d'autocorrélation des résidus.

La statistique de test a une distribution approximative de chi-carré χ^2 si l'hypothèse nulle est retenue. En revanche, cette hypothèse est rejetée pour de grandes valeurs de Q . De plus, dans ce test une valeur p qui représente la probabilité d'obtenir une valeur supérieure à la valeur observée, si l'hypothèse nulle est retenue. Par conséquent, l'hypothèse nulle n'est effectivement rejetée que pour des valeurs de p inférieures à 0.05.

En effet, les résultats du diagnostic appliqué aux résidus, sont exposés au Tableau 5-3 et Tableau 5-4. On peut remarquer de ces tableaux que toutes les valeurs de p pour des décalages sélectionnés sont supérieures à 0.05 et les valeurs de la statistique Q sont plus petites que les valeurs de chi-carré (χ^2). Ceci indique que le test n'est pas significatif et les résidus obtenus semblent être non corrélée et ressemblent à un bruit blanc.

Tableau 5-3 : Test de *Ljung-Box* pour le modèle *ARMA* (4,0)

Lag (k)	12	24	36	48
DF	8	20	32	44
Q-Statistic	5.1	22.5	33.5	43.5
Chi-square	21.02	36.41	50.99	65.17
p-value	0.648	0.258	0.348	0.452

Tableau 5-4 : Test de *Ljung-Box* pour le modèle *ARMA* (2,0)

Lag (k)	12	24	36	48
DF	10	22	34	46
Q-Statistic	11.2	28.3	39.6	43.7
Chi-square	21.02	36.41	50.99	65.17
p-value	0.261	0.132	0.199	0.528

Nous avons comparé les valeurs des rayonnements solaires prédites par le modèle *ARMA* à ceux mesurés aussi bien au site de *Bouzaréah* qu'au de *Ghardaïa*. Les résultats sont représentés par les diagrammes de dispersion (scatter diagrams) reportés en Figure 5-11 et Figure 5-12. Le diagramme de dispersion représente un outil de contrôle et d'aide à la décision pour vérifier l'existence de corrélation ou d'une relation entre les variables de nature quantitative. Dans le cas présent, nous pouvons remarquer de ces figures que la dispersion autour de la droite rouge entre les deux quantités est forte dans le cas du site de *Bouzaréah* où le coefficient de corrélation était de l'ordre de 0.716. Cependant, cette dispersion est faible dans le cas du site de *Ghardaïa* où le coefficient de corrélation est de l'ordre de 0.882.

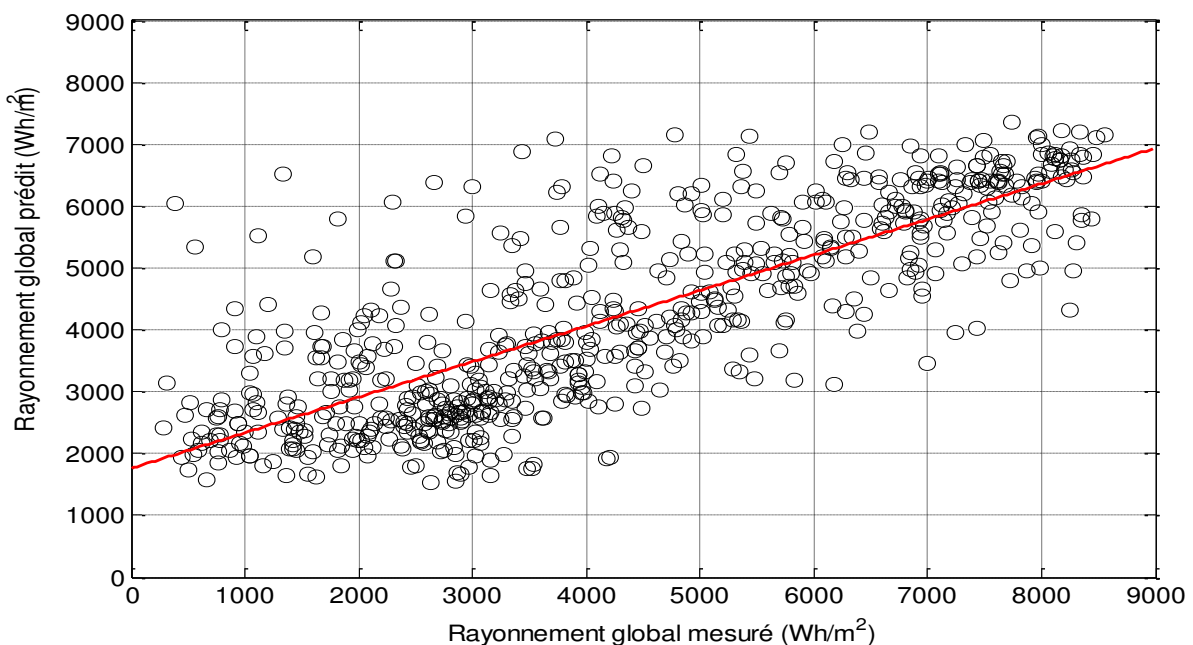


Figure 5-11 : La corrélation entre le rayonnement global mesuré et celle prédite par *ARMA* (4,0)

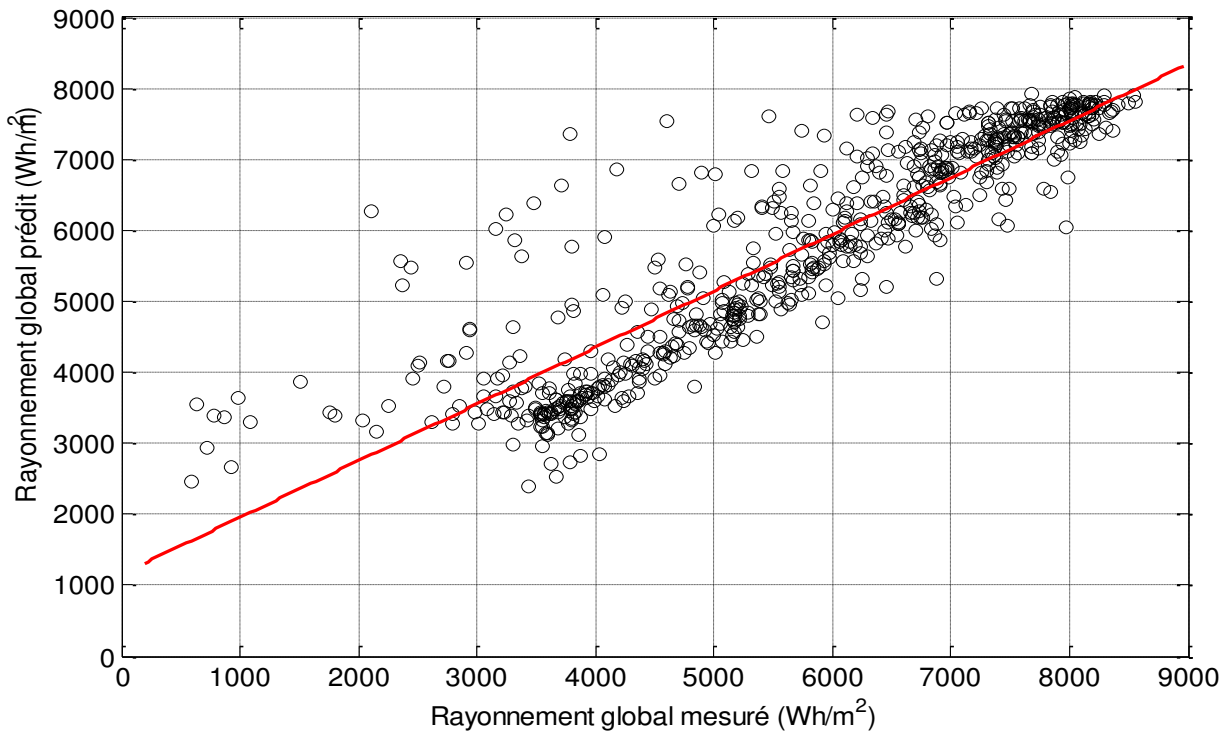


Figure 5-12 : La corrélation entre le rayonnement global mesuré et celle prédite par ARMA

(2,0)

3.2. Prédiction par les RNA

3.2.1. Conception d'un RNA

Au vu de la robustesse de ce prédicteur, la prédiction du rayonnement solaire par les RNA a été l'objet de plusieurs travaux de recherche ces dernières années. L'objectif d'un réseau neuronal est de créer un modèle qui relie les sorties et les entrées en utilisant une base de données historique de telle sorte qu'il puisse converger vers la sortie désirée. Cependant, la conception d'un RNA est récapitulée dans les points suivants :

- a. *Détermination des entrées et des sorties adéquates* : c.-à-d. on détermine les variables qui ont une influence significative sur la grandeur que l'on cherche à prédire. Dans le cas de la prédiction du rayonnement global, une multitude de variables peuvent être considérées comme entrées au réseau ; parmi elles on a les paramètres météorologiques et les paramètres astronomiques [11]. Donc, la sélection des variables d'entrée est strictement recommandée. Il existe plusieurs méthodes permettant la réalisation de cette tâche, on peut citer la méthode d'autocorrélation dans le cas des variables endogènes et la régression linéaire dans le cas des

variables exogènes. Dans les travaux de *Voyant et al* [3-6], un exemple de choix des entrées ayant une forte corrélation avec l'indice de clarté est présenté.

b. *Séparation de la base de données en trois sous-ensembles* : les trois sous-ensembles sont la base d'apprentissage, la base de validation et la base de test. Généralement, on construit un échantillon de données pour effectuer l'apprentissage, un autre pour la validation et un troisième échantillon pour tester le réseau obtenu et déterminer ses performances. En terme général, il n'y a pas de règle qui détermine la séparation de la base de données d'une façon quantitative. Néanmoins, 80 à 85% de la base de données est dédié pour la phase d'apprentissage et les restes des données (15 à 20%) sont réservés pour la validation et pour le test.

c. *Détermination du nombre de neurones cachés (N_c)* : ces neurones cachés sont nécessaires pour obtenir une approximation satisfaisante. Le choix de la taille d'un *RNA* (nombre de couches, nombre de neurones dans chaque couche) et ses poids synaptiques représentent pratiquement deux préoccupations majeures. En effet, un nombre insuffisant de neurones engendrent des problèmes dans la phase d'apprentissage ; en revanche, un nombre abusif de neurones conduisent à des temps d'apprentissage trop importants. Donc, pour déterminer la taille optimale il faut procéder à réaliser plusieurs essais et estimer à chaque fois les erreurs d'approximation.

d. *Prétraitement des données d'entrée* : le prétraitement consiste à effectuer une normalisation adéquate tenant compte de l'amplitude des valeurs acceptées par le réseau, avant leurs utilisations dans l'apprentissage, et cela pour avoir des valeurs homogènes dans le réseau. Les valeurs d'entrées et de sorties, sont généralement normalisées entre 0 et 1 par rapport à leur valeur minimale ou maximale, en appliquant l'Equation suivante :

$$valeur_normalisée = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (5-9)$$

Où $x \in [x_{min}, x_{max}]$ est la variable à normalisée et x_{min} et x_{max} correspond à ses valeurs minimales et maximales, respectivement.

e. *Entraînement du réseau sur la base d'apprentissage et validation* : cela consiste à calculer les pondérations optimales des différentes liaisons, en utilisant l'échantillon de données de l'apprentissage. La méthode la plus utilisée est la rétro-propagation, qui est généralement plus économe que les autres en terme de nombre d'opérations arithmétiques à

effectuer pour évaluer le gradient. Les poids sont fixés de façon aléatoire, puis modifié itérativement jusqu'on arrive à une erreur (moyenne ou maximale) entre la valeur prédite en sortie du réseau et la valeur réelle qui satisfait les exigences de prédiction. L'échantillon de données d'apprentissage est présenté plusieurs fois au réseau avec différentes valeurs d'initialisation des poids synaptiques.

Généralement, et selon la revue bibliographique, pour la prédiction du rayonnement solaire l'algorithme d'apprentissage le plus usité est celui de Levenberg-Marquardt (*LM*) qui garantit les meilleurs résultats en raison de sa rapidité, sa convergence et de sa performance de généralisation. Donc, la méthode de *LM* utilise l'approximation de la matrice hessienne (dérivée second de la fonction du coût) suivante :

$$H = J^T J \quad (5-10)$$

Ainsi, l'algorithme *LM* se déduit de l'Equation 5-11, concernant l'optimisation des poids (ω) entre le pas d'apprentissage n et le pas $n+1$:

$$(\omega)^{n+1} - (\omega)^n = \pm [J^T(\omega)^n J(\omega)^n + \mu^n I]^{-1} J^T(\omega)^n e(\omega)^n \quad (5-11)$$

Où : $J(\omega)$ est la matrice jacobienne donnée par l'Equation 5-12 pour N éléments d'apprentissage, J^T sa transposée et $e(\omega)$ l'erreur entre la prédiction et la valeur réelle.

$$J(\omega) = \begin{pmatrix} \frac{\partial e_1(\omega)}{\partial \omega_{11}^1} & \dots & \frac{\partial e_1(\omega)}{\partial \omega_{N_C}^2} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e_N(\omega)}{\partial \omega_{11}^1} & \dots & \frac{\partial e_N(\omega)}{\partial \omega_{N_C}^2} \end{pmatrix} \quad (5-12)$$

$$e(\omega) = \begin{pmatrix} e_1(\omega) \\ \vdots \\ e_N(\omega) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_1 - \hat{X}_1 \\ \vdots \\ X_N - \hat{X}_N \end{pmatrix} \quad (5-13)$$

f. *Evaluation des performances du réseau à l'issue du test* : lorsque l'apprentissage du réseau est terminé, on procède toujours à faire des tests pour estimer la qualité de

généralisation en lui présentant l'échantillon de données réservé pour la phase de test. Si les performances du réseau ainsi obtenues ne sont pas acceptables, on modifie soit l'architecture du réseau ou bien on procède à modifier la base d'apprentissage. Figure 5-13 résume l'algorithme de conception optimale d'un réseau neuronal.

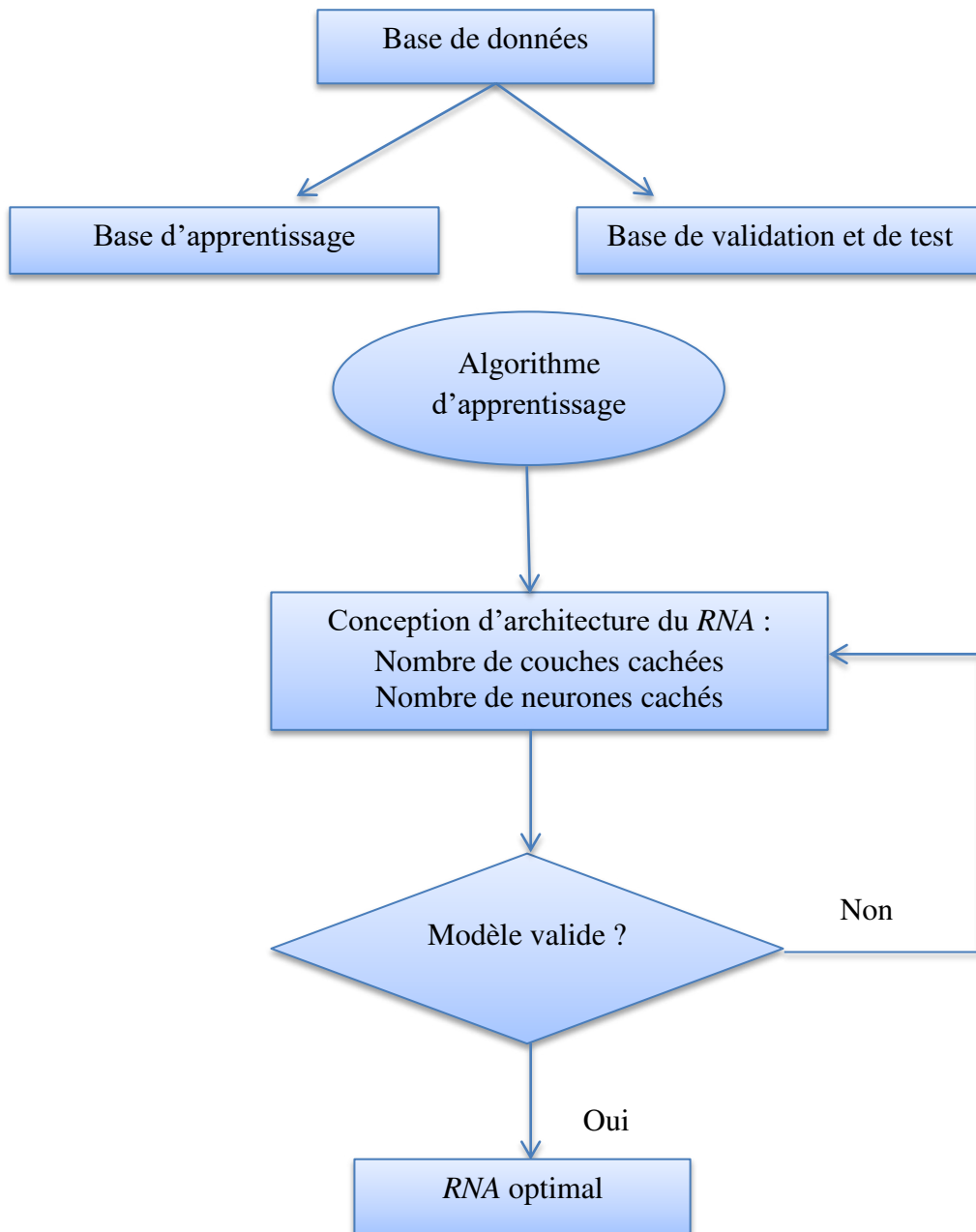


Figure 5-13: Architecture optimale d'un RNA

3.2.2. Choix d'une architecture adéquate

L'architecture d'un réseau neuronal, définit la façon dont ses plusieurs neurones sont disposés ou placés l'un par rapport à l'autre. Ces arrangements sont structurés essentiellement en dirigeant les connexions synaptiques des neurones. La topologie d'un réseau neuronal donné, au sein d'une architecture particulière, peut être définie comme les différentes compositions structurales qu'elle peut prendre. Cependant, comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, il existe plusieurs structures d'un *RNA* : *MLP*, *RBF*, récurrente, etc.

Notre choix -pour la prédiction du rayonnement global- s'est focalisé sur la structure récurrente basée sur un modèle non linéaire autorégressif (*NAR*). Le *NAR* est un réseau dynamique récurrent avec des connexions de rétroaction, incluant plusieurs couches de réseau. Il est couramment utilisé dans la prévision des séries temporelles à plusieurs étapes. La prédiction des valeurs futures associées au comportement du processus, à partir d'un temps t donné, est basée sur les entrées précédentes et les valeurs passées produites par ses sorties. L'architecture *NAR* utilise les valeurs passées de la série temporelle réelle pour prédire les valeurs futures, comme est illustré en Figure 5-14 :

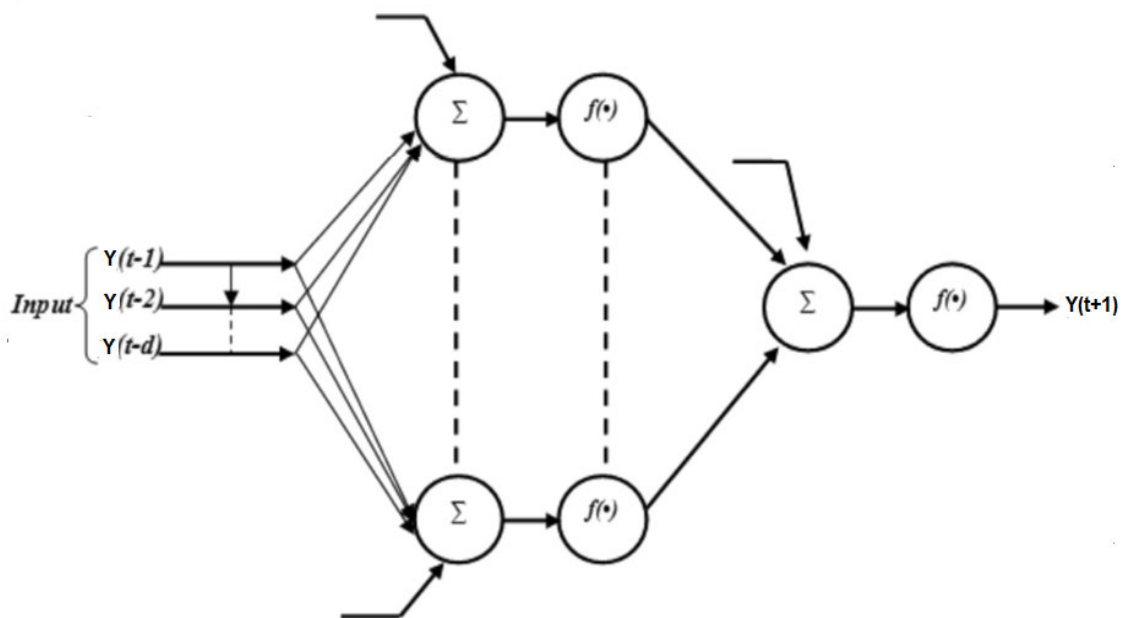


Figure 5-14: Structure *NAR* pour la prédiction du rayonnement global

Ainsi, le modèle *NAR* est défini par l'Equation suivante :

$$\hat{y}(t+1) = f(y(t-1) + y(t-2) + \dots + y(t-d)) \quad (5-14)$$

Où : f est une fonction non linéaire, où les valeurs futures ne dépendent que des valeurs précédentes (d) du signal de sortie.

3.2.3. Résultats et discussion

Comme abordé auparavant, un réseau neuronal basé sur la fonction *NAR* a été optimisé pour la prédiction de l'indice de clarté (K_t). Cependant, l'optimisation du *NAR* est effectuée de la manière suivante :

- choix du nombre des neurones d'entrées : le nombre de neurones d'entrée correspond au nombre d'observations retardées prises en compte, ceci est déterminé par l'analyse de la fonction d'autocorrélation partielle (*PACF*) de l'indice de clarté ;
- choix du nombre des couches cachées et le nombre de neurones dans les couches cachés ;
- choix de la fonction d'activation dans la couche cachée et dans la couche de sortie : nous avons choisi la fonction sigmoïde dans la couche cachée et la fonction linéaire dans la couche de sortie.

En effet, pour déterminer les nombres de neurones à considérer comme entrée au réseau, il suffit d'analyser les courbes de *PACF* de l'indice de clarté reporté en Figure 5-5 et Figure 5-6. Il semble que le nombre de décalages à prendre en compte est 4 et 2 pour les deux sites sous considération. Ceux-ci peuvent être considérés comme le nombre de neurones d'entrée dans l'architecture *NAR*. Ainsi, les modèles de prévision de l'indice de clarté se présentent comme suit :

$$\hat{K}_{t(t+1)} = f(K_{t(t-1)}, K_{t(t-2)}, K_{t(t-3)}, K_{t(t-4)}) \quad (5-15)$$

$$\hat{y}_{t+1} = f(K_{t(t-1)}, K_{t(t-2)}) \quad (5-16)$$

Le choix des neurones cachés suit une approche heuristique où plusieurs réseaux avec différentes valeurs des neurones cachés sont formés. Donc, nous avons fait varier le nombre de neurones cachés de 1 à 10, et pour chaque architecture *NAR* on détermine ses performances

via le calcul des erreurs statistiques ($RMSE$, MBE , MAE , R^2). L'architecture retenue est celle ayant les erreurs statistiques minimales.

Dans le présent travail, 80 % de données ont été prises pour l'entraînement et l'apprentissage du réseau et 20 % des données ont été prises pour la phase de validation et test. Un programme écrit sous Matlab2013a, a permis le calcul de différentes étapes citées ci-dessus. Donc, après plusieurs essais, un réseau avec quatre entrées, une couche cachée avec quatre neurones et une sortie ($4 \times 4 \times 1$) est retenue comme meilleure architecture pour la prédiction du K_t au site de *Bouzaréah* et un réseau avec deux entrées, une couche cachée avec deux neurones et une sortie ($2 \times 2 \times 1$), semble être adéquat pour le site de *Ghardaïa*.

Le diagramme de dispersion est tracé également entre les valeurs observées et celles prédites par le *NAR* comme est illustré en Figure 5-15 et Figure 5-16. De ces figures, Nous pouvons observer qu'il y a une amélioration dans la prédiction par rapport au modèle *ARMA*. En effet, les coefficients de corrélation ont atteint 0.802 et 0.907, respectivement pour *Bouzaréah* et *Ghardaïa*.

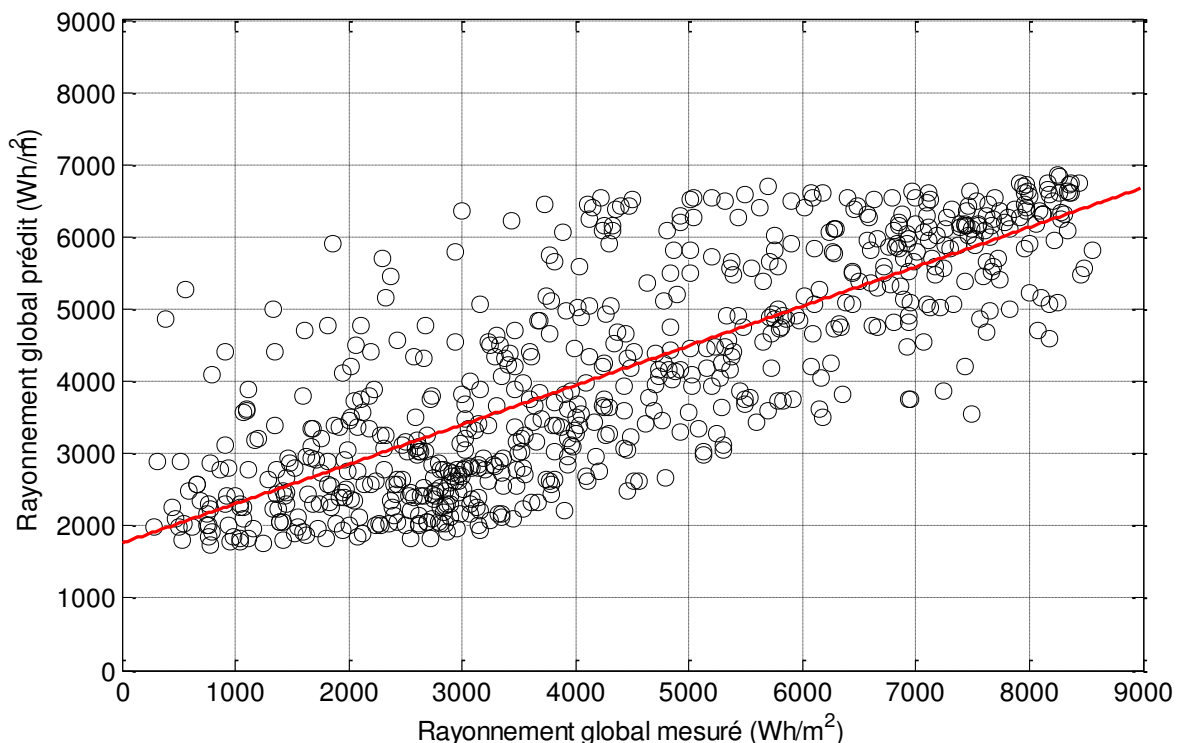


Figure 5-15 : La corrélation entre le rayonnement global mesuré et celle prédite par le *NAR* (cas de *Bouzaréah*)

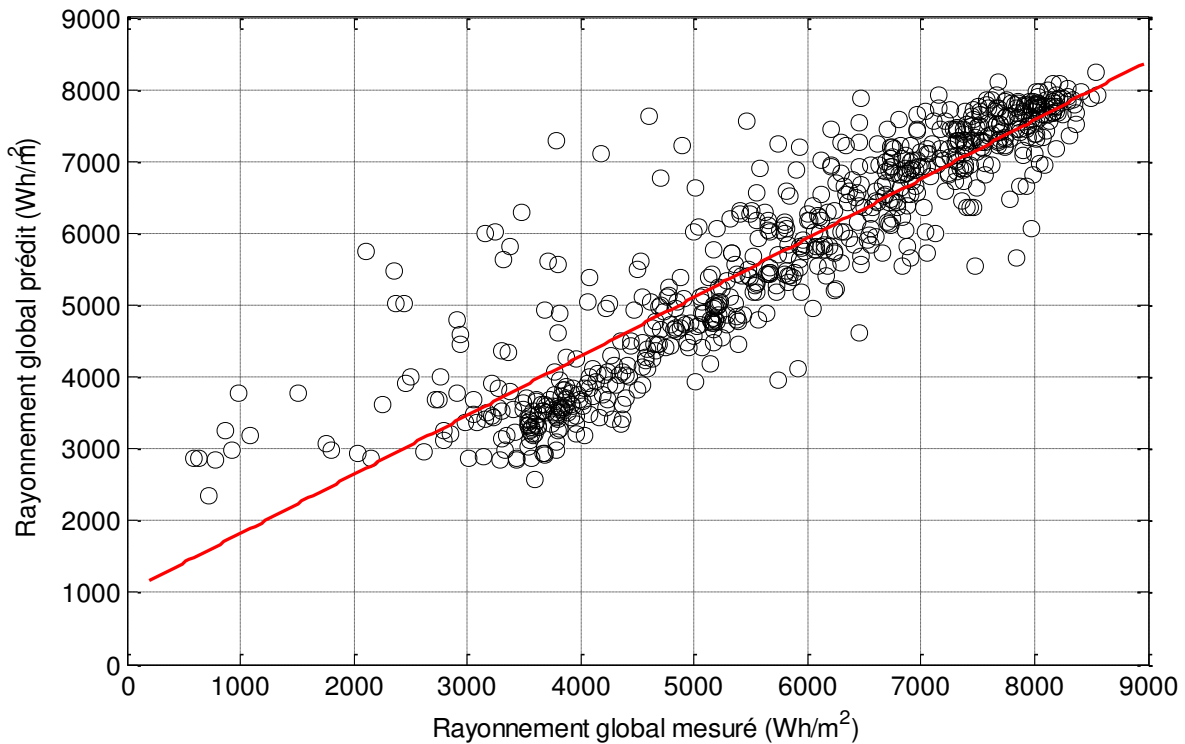


Figure 5-16 : La corrélation entre le rayonnement global mesuré et celle prédite par le *NAR* (cas de *Ghardaïa*)

3.3. L'approche hybride *ARMA-NAR*

Différentes méthodes d'hybridation ont été proposées afin d'améliorer la précision de prédiction. En effet, le modèle *ARMA* a connu une grande popularité depuis la publication de la méthodologie de Box & Jenkins [14]. Cependant, ce modèle est utilisé uniquement pour capturer les informations de linéarité contenue dans la série temporelle, contrairement aux réseaux *RNA* qui peuvent résoudre la complexité des systèmes non linéaires. Néanmoins, aucun de ces deux modèles ne peut être utilisé en même temps pour saisir les caractéristiques linéaires et non linéaires de la série de données. En outre, un compromis peut être trouvé pour atteindre cet objectif ; cela se fait par une combinaison entre les deux méthodologies, en prenant les avantages des deux modèles (*ARMA* et *RNA*), à la fois. Dans les travaux antérieurs [15-20], on trouve une proposition de relier les modèles linéaires du type *ARIMA* et les modèles *RNA* afin d'améliorer la précision des nouveaux modèles obtenus.

3.3.1. Mise en œuvre de l'approche

Le modèle hybride proposé dans ce travail est basé sur l'approche de *Zhang* [19]. On suppose que la série de données est composée d'une structure linéaire et d'une autre non linéaire, comme est décrit par la relation suivante :

$$y_t = L_t + N_t \quad (5-17)$$

Où : y_t désigne la série de données originales, L_t est la partie linéaire et N_t désigne la composante non linéaire. Le modèle ainsi proposé est procédé en deux étapes :

1- le modèle *ARMA* est utilisé pour prédire les valeurs futures du rayonnement global journalier. Ensuite, les résidus obtenus entre la série originale et la série linéaire *ARMA* ne contiennent que des relations non linéaires, comme est exprimé par l'Equation ci-dessous:

$$e_t = y_t - \hat{L}_t \quad (5-18)$$

Où : \hat{L}_t valeurs prédites par le modèle *ARMA*.

2- Les résidus obtenus par *ARMA* sont utilisés comme entrée dans le réseau *NAR*, donc des relations non linéaires peuvent être découvertes. Avec d nœuds d'entrée, le modèle *NAR* pour les résidus sera:

$$e_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-d}) + \varepsilon_t \quad (5-19)$$

Où: f est une fonction non linéaire déterminée par le réseau *NAR* et ε_t est une erreur aléatoire.

Enfin, le modèle combiné est exprimé par la relation suivante :

$$\hat{y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t \quad (5-20)$$

L'organigramme du modèle hybride *ARMA-NAR* est résumé en Figure 5-17.

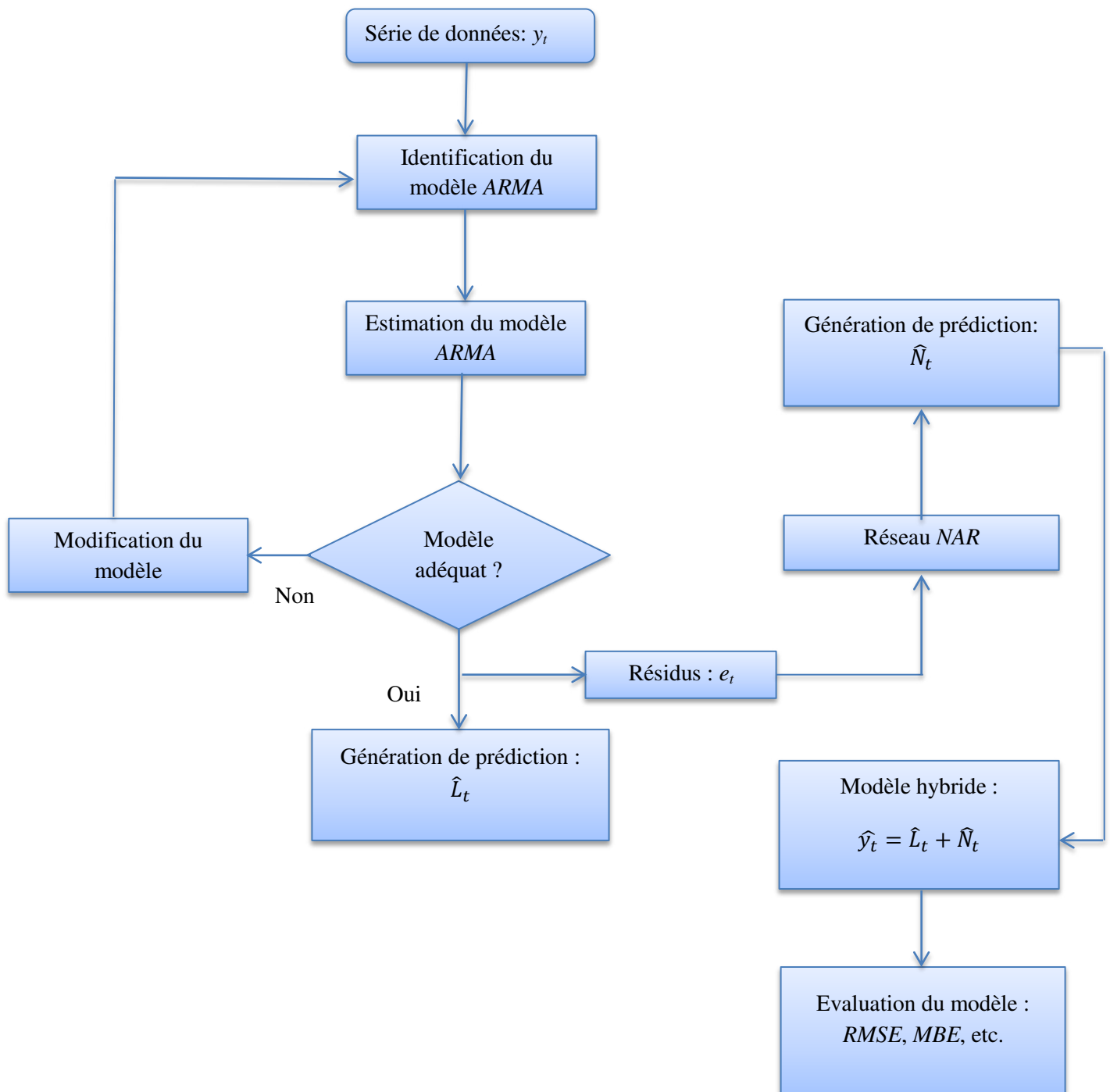


Figure 5-17: Organigramme du modèle hybride ARMA-NAR

3.3.2. Résultats et discussion

Un modèle combiné *ARMA-RNA* a été établi afin de prédire le rayonnement global journalier. En effet, le modèle *ARMA* est utilisé pour prédire la série temporelle de l'indice de clarté (K_t), et le résidu résultant a été utilisé comme entrée pour le nouveau réseau *RNA*. Nous avons choisi la structure récurrente basée sur le modèle *NAR* (comme dans le cas de la prédiction avec *l'RNA*). L'apprentissage du réseau est effectué encore avec l'algorithme de *LM*; les entrées et les sorties ont été normalisées entre 0 et 1 en appliquant l'Equation 5-9.

Le coefficient de corrélation du modèle hybride ainsi obtenu est de l'ordre de 0.820 et 0.914 respectivement pour *Bouzaréah* et *Ghardaïa*. Les diagrammes de dispersion entre les valeurs prédites par cette méthode et celles mesurées sont reportés en Figure 5-18 et Figure 5-19. De ces figures, nous voyons que la dispersion du nuage de points autour de la droite est faible (comparant aux modèles *ARMA* et *NAR*), indiquant une meilleure corrélation pour les deux sites. Par conséquent, on peut constater qu'il y a une amélioration par rapport aux modèles *ARMA* et *NAR*.

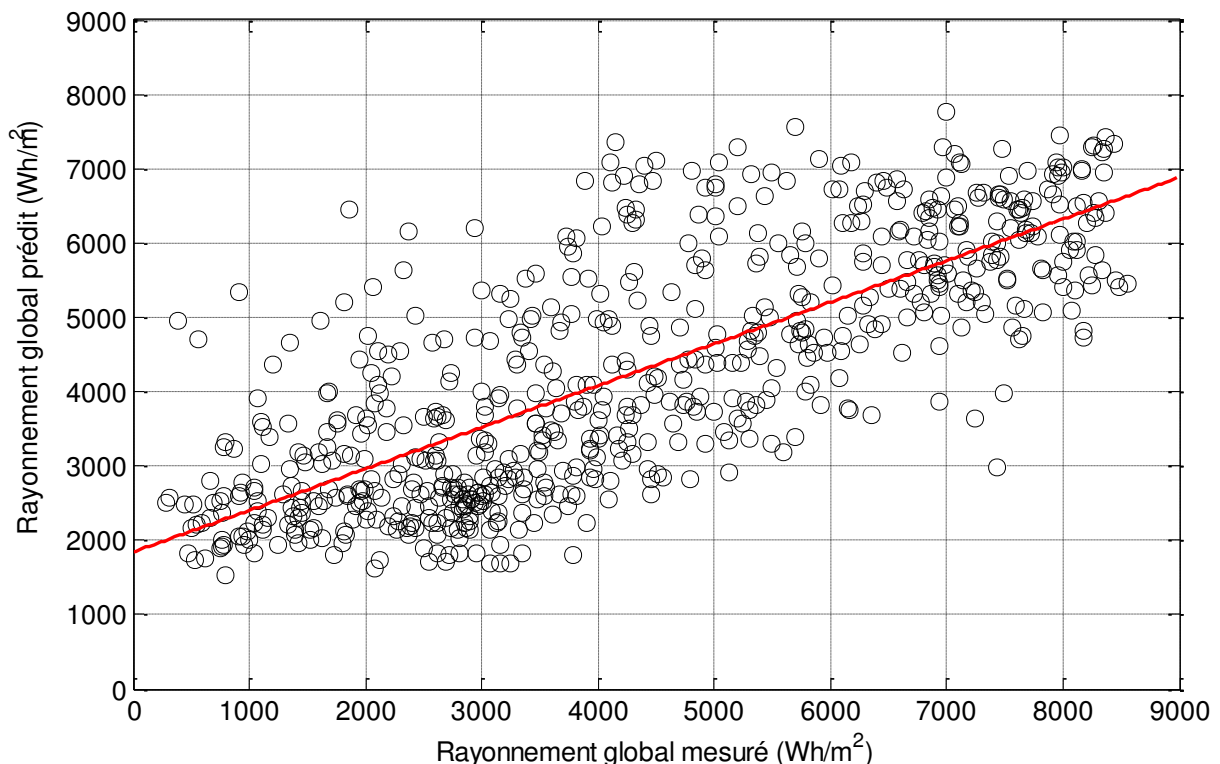


Figure 5-18: La corrélation entre le rayonnement global mesuré et celle prédite par le modèle hybride (cas de *Bouzaréah*)

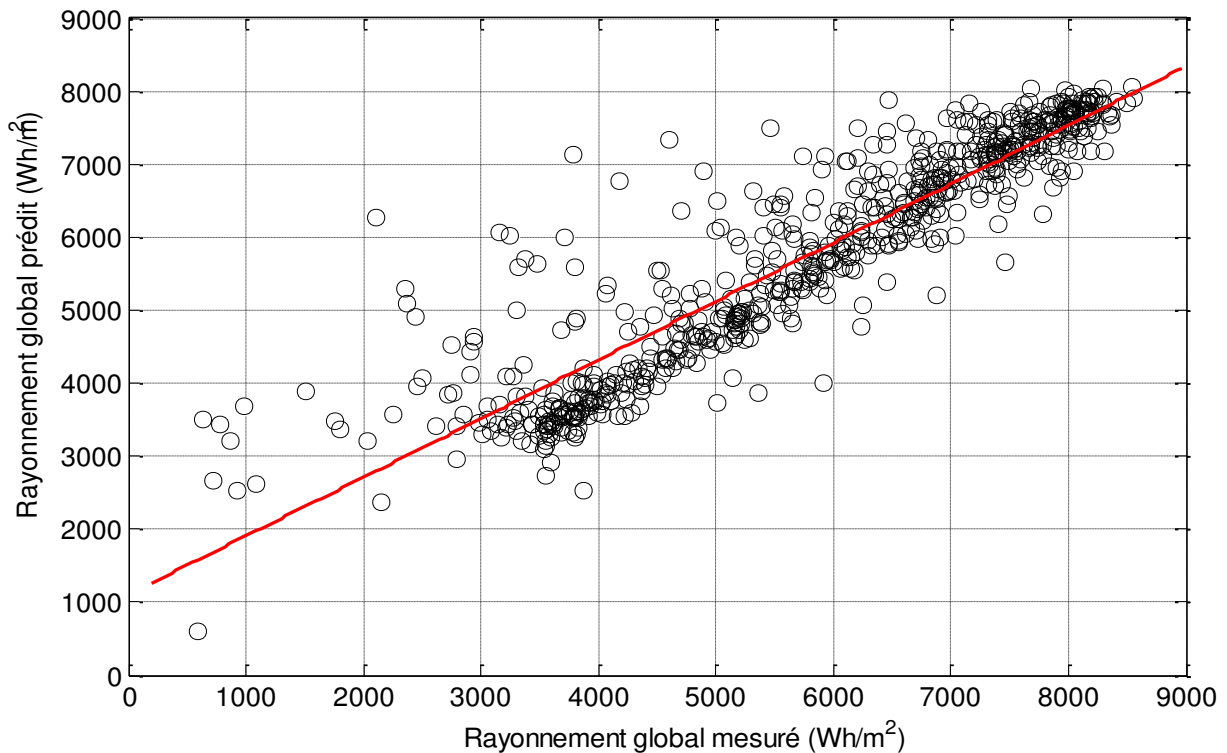


Figure 5-19: La corrélation entre le rayonnement global mesuré et celle prédite par le modèle hybride (cas de *Ghardaïa*)

Afin d'évaluer les résultats obtenus, nous avons calculé les différents paramètres statistiques ($RMSE$, MBE , $MAPE$, R^2) de chaque méthode dans le but de déterminer la plus performante. Le $RMSE$ fournit des informations sur les performances à court terme et représente une mesure de la variation des valeurs prédites autour des données mesurées. Le MBE donne une indication sur l'écart moyen des valeurs prédites à partir des données mesurées correspondantes et peut fournir des informations sur la performance à long terme des modèles. Un MBE positive indique une surestimation dans les valeurs du rayonnement global prédit et vice-versa. Le coefficient de corrélation R^2 fournit une indication de la mesure dans laquelle les données mesurées et prédites sont étroitement liées. Enfin, le $MAPE$ exprime la précision de l'erreur en pourcentage.

$$RMSE = \frac{1}{n} [\sum_{i=1}^n (y_i - Y_i)^2]^{1/2} \quad (5-21)$$

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - Y_i) \quad (5-22)$$

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - Y_i}{\bar{y}_i} \right) \quad (5-23)$$

$$nRMSE = \frac{1}{n} \left[\sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - Y_i}{\bar{y}_i} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (5-24)$$

$$nMBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - Y_i}{\bar{y}_i} \right) \quad (4-25)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (4-26)$$

Où : y_i représente les valeurs mesurées et Y_i sont les valeurs estimées.

Les valeurs des différents paramètres statistiques, évaluées pour les deux sites sous considération, sont reportées au Tableau 5-7. De ce tableau, on peut voir que les données prédites utilisant le modèle *ARMA* semblent être en désaccord avec les valeurs mesurées, tandis que la méthode *NAR* donne des précisions acceptables, alors le modèle hybride *ARMA-NAR* donne une précision de prédiction plus performante.

Tableau 5-5 : Comparaison statistique entre les valeurs prédites et mesurées

Site	Approach	RMSE (Wh/m ²)	nRMSE	MBE (Wh/m ²)	nMBE	MAPE (%)	R ²
	ARMA	1553	0.361	-60.514	-0.0141	28.611	0.716
Bouzaréah	NAR	1334	0.310	-82.459	-0.0192	24.062	0.802
	ARMA-NAR	1286	0.298	-48.591	-0.0113	23,408	0.820
	ARMA	813.33	0.141	-7.493	-0.0013	5.626	0.882
Ghardaïa	ANN	726.65	0.126	-29.364	-0.0051	4.150	0.907
	ARMA-NAR	701.18	0.119	-31.458	-0.0054	4.092	0.914

Dans la modélisation *ARMA*, le *RMSE* et sa valeur normalisée (*nRMSE*) entre les données mesurées et prédites sont de l'ordre de 1553 (Wh/m^2) et 0.361 pour *Bouzaréah*; et ils sont de l'ordre de 813.33 (Wh/m^2) et 0.141 pour *Ghardaïa*. En appliquant le modèle *NAR*, les résultats donnent 1334 (Wh/m^2) et 0,31 comme valeurs de *RMSE* et *nRMSE* pour *Bouzaréah*, et 726.65 (Wh/m^2) et 0.126 pour la région de *Ghardaïa*. Dans le cas de l'approche combinée, on a observé une diminution de 17.1 % dans les valeurs de *RMSE* par rapport à *ARMA* et de 3.59 % par rapport à *NAR* (cas de *Bouzaréah*) et cette diminution était de l'ordre de 13.29 % par rapport à *ARMA* et de 3.17 % par rapport à *NAR* (cas de *Ghardaïa*). De plus, la comparaison entre les modèles en termes de *MBE* et *nMBE* a donné de faibles valeurs pour l'approche combinée ; et lorsqu'on se réfère à *MAPE*, les améliorations de la méthode hybride par rapport aux modèles *ARMA* et *NAR* sont de 18.1 % et 2.7 % (site *Bouzaréah*), 27.26 % et 1.39 % (site *Ghardaïa*).

Donc, sur la lumière de cette comparaison statistique, nous pouvons constater que le modèle hybride *ARMA-NAR* a amélioré la précision de la prédiction, si en le comparant avec chacune des deux approches.

Nous avons aussi comparé les résultats obtenus dans la présente étude utilisant le modèle hybride *ARMA-NAR* à certaines approches empiriques et d'intelligence artificielles existantes dans la littérature. Les résultats sont reportés au Tableau 5-8. Cette comparaison est effectuée sur la base du coefficient de corrélation (R^2). Des résultats reportés au Tableau 5-8, on peut en déduire que, parmi les modèles considérés, le modèle proposé dans le présent travail donne la meilleure précision ($R^2 = 0.914$).

Tableau 5-6 : Comparaison entre les modèles hybrides obtenus et certaines méthodes existantes dans la littérature

Approche	Pays	R ²	Référence
ANN	France	0.78	[3]
NN-ARX	Turquie	0.91	[20]
ANFIS	Turquie	0.90	[20]
Angstrom	Algérie	0.785	[21]
Abdallah	Algérie	0.898	[21]
Ojosu	Algérie	0.892	[21]
ANFIS	Nigeria	0.854	[22]
ELMAN	RU	0.80	[23]
NN-ARX	RU	0.69	[23]
MLP	RU	0.90	[23]
Angstrom	Iran	0.88	[24]
Hargreaves	Iran	0.79	[24]
ANN	Iran	0.799	[25]
SVR-rbf	Iran	0.79	[25]
SVR-poly	Iran	0.786	[25]
ARMA-ANN	Algérie	0.820	Cas Bouzaréah
ARMA-ANN	Algérie	0.914	Cas Ghardaïa

Une comparaison des valeurs du rayonnement solaire global journalier prédise par le modèle hybride ARMA-NAR et ses valeurs mesurées, est menée. Les résultats sont reportés en Figure 5-20 et Figure 5-21. De ces figures, on peut le voir que le modèle *ARMA-NAR* a révélé son efficacité pour la prédiction du rayonnement global et ses outputs sont en accord avec les valeurs expérimentales, à l'exception de quelques jours où les conditions de ciel réduisent considérablement l'énergie du rayonnement solaire.

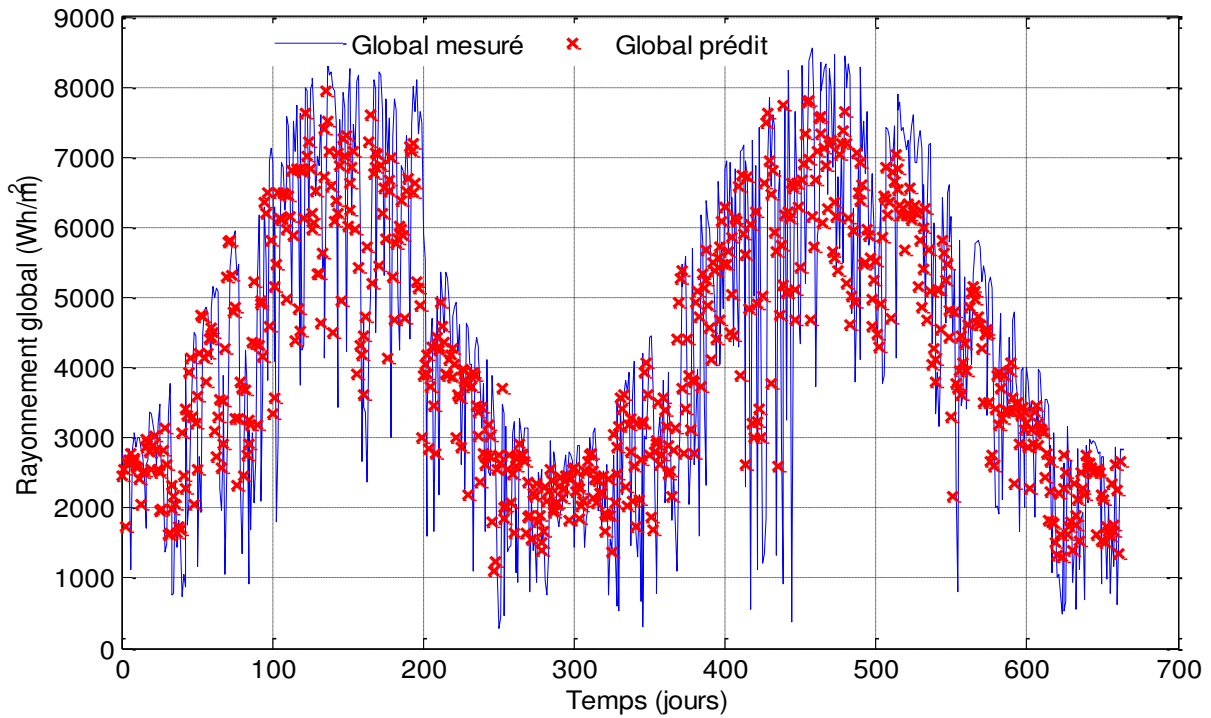


Figure 5-20: Comparaison entre le rayonnement global mesuré et prédit par le modèle hybride

ARMA-NAR (Bouzaréah)

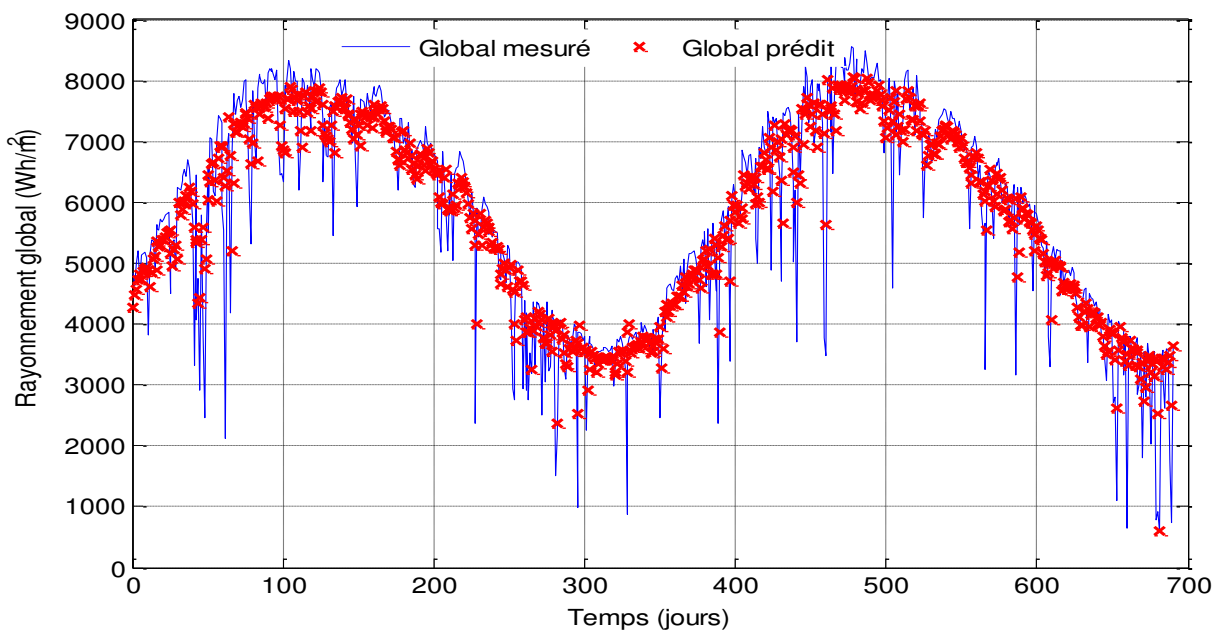


Figure 5-21: Comparaison entre le rayonnement global mesuré et prédit par le modèle hybride

ARMA-NAR (Ghardaïa)

4. Conclusion

Dans ce chapitre, une nouvelle approche hybride *ARMA-NAR* pour la prédiction du rayonnement global journalier sur plan horizontal, a été proposée. La caractéristique principale de cette approche réside dans le fait qu'elle a le potentiel de tirer profit des avantages qu'offrent à la fois les deux modèles. Avant la mise en œuvre des modèles *ARMA* et *RNA*, un prétraitement de la série de données du rayonnement global a été fait, afin de la rendre stationnaire. À partir de la série stationnaire, les meilleurs modèles *ARMA* et *RNA* ont été développés. Le comportement des fonctions *ACF* et *PACF* et le critère d'*AIC*, a permis d'identifier un *ARMA* (4,0) et *ARMA* (2,0) comme modèles appropriés pour chacun des deux sites d'expérimentation (respectivement *Bouzaréah* et *Ghardaïa*). Le test statistique des modèles ainsi développés a démontré que l'approche combinée donne des meilleures précisions. En effet, la comparaison entre les valeurs observées et celles prédites par les différents modèles, a suggéré que le modèle hybride est le plus performant, il peut le mieux s'adapter aux données expérimentales avec des précisions satisfaisantes.

5. Bibliographie

- [1] Bacher P, Madsen H, Nielsen HA. Online short-term solar power forecasting. *Solar Energy*, 83(10), p 1772-1783, 2009.
- [2] Kemmoku Y, Orita S, Nakagawa, S, Sakakibara T. Daily insolation forecasting using a multi-stage neural network. *Solar Energy*, 66(3), p 193-199, 1999.
- [3] Voyant C, Paoli C, Muselli M, Nivet ML. Multi-horizon solar radiation forecasting for Mediterranean locations using time series models. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 28, p 44-52, 2013.
- [4] Voyant C, Muselli M, Paoli C, Nivet ML. Hybrid methodology for hourly global radiation forecasting in Mediterranean area. *Renewable Energy*, 53, p 1-11, 2013.
- [5] Paoli C, Voyant C, Muselli M, Nivet ML. Forecasting of preprocessed daily solar radiation time series using neural networks. *Solar Energy*, 84(12), p 2146-2160, 2010.
- [6] Voyant C, Muselli M, Paoli C, Nivet ML. Optimization of an artificial neural network dedicated to the multivariate forecasting of daily global radiation. *Energy*, 36, p 348-359, 2011.
- [7] Lorenz E, Heinemann D. Prediction of solar irradiance and photovoltaic power. *Comprehensive Renewable Energy*, p 239-292, Elsevier Edition, 2012.
- [8] John HC. Time series for macroeconomics and finance. *Université de Chicago*, 1997.
- [9] Hipel KW, McLeod AI. Time series modeling of water resources and Environmental Systems. Edition Elsevier, 1997.
- [10] Hassan J. ARIMA and regression models for prediction of daily and monthly clearness index. *Renewable Energy*, 68, p 421-427, 2014.
- [11] Lutkepohl H, Kratzig M. Applied time series economics. Cambridge University Press, 2004.
- [12] Ljung G, Box G. On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*, 65(2), p 297-303, 1978.
- [13] Rehman S, Mohandes M. Artificial neural network estimation of global solar radiation using air temperature and relative humidity. *Energy Policy*, 36, p 571-576, 2008.
- [14] Box GEP, Jenkins GM, Reinsel GC. Time series analysis, forecasting and control. 4th ed. Edition Wiley. 2008.

-
- [15] Wu J, Chee KC. Prediction of hourly solar radiation using a novel hybrid model of ARMA and TDNN. *Solar Energy*, 85, p 808-817, 2011.
- [16] Benmouiza K, Cheknane A. Small-scale solar radiation forecasting using ARMA and nonlinear autoregressive neural network models. *Theoretical and Applied Climatology*, 124(3), p 945-958, 2016.
- [17] Khashei M, Bijari M. A novel hybridization of artificial neural networks and ARIMA models for time series forecasting. *Applied Soft Computing*, 11, p 2664-2675, 2011.
- [18] Valenzuela O, Rojas I, Rojas F, Pomares H, Herrera LJ, Guillen A, Marquez L, Pasadas M. Hybridization of intelligent techniques and ARIMA models for time series prediction. *Fuzzy Sets and Systems*, 159, p 821-845, 2008.
- [19] Zhang GP. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, 50, p 159-175, 2003.
- [20] Gani A, Mohammadi K, Shamshirband S, Khorasanizadeh H, Danesh AS, Piri J, Ismail Z, Zamani M. Day of the year-based prediction of horizontal global solar Radiation by a neural network auto-regressive model. *Theoretical and Applied Climatology*, 125(3), p 679-689, 2016.
- [21] Gairaa K, Bakelli Y. A comparative study of some regression models to estimate the global solar radiation on a horizontal surface from sunshine duration and meteorological parameters for Ghardaïa site, Algeria. Volume 2013 (2013), Article ID 754956, 11 pages.
- [22] Olatomiwa L, Mekhilef S, Shamshirband S, Petković D. Adaptive neuro-fuzzy approach for solar radiation prediction in Nigeria. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 51, p 1784-1791, 2015.
- [23] Moghaddamnia A, Remesan R, Hassanpour K M, Mohammadi M, Han D, Piri J. 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, p 975-982, 2009.
- [24] Piri J, Kisi O. 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, p 39-47, 2015.

- [25] Ramedani Z, Omid M, Keyhani A, Shamshirband S, Khoshnevisan B. Potential of radial basis function based support vector regression for global solar radiation prediction. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 39, p 1005-1011, 2014.

Conclusions et perspectives

1. Conclusions générales

L'élaboration d'un modèle hybride de prédiction du rayonnement solaire global reçu sur un plan horizontal a fait l'objet de cette thèse. Cependant, deux sites d'expérimentation à savoir : *Bouzaréah* et *Ghardaïa* ont été prisent comme cas d'études, vu la disponibilité des données d'une part et la diversité de climats, d'autre part. En outre, ces deux sites possèdent un potentiel solaire important durant toute l'année où la moyenne mensuelle de la durée d'insolation peut dépasser les 12 heures dans le cas de *Ghardaïa* et 10 heures dans le cas de *Bouzaréah*. Les données employées pour l'élaboration des modèles sont collectées par deux stations radiométriques innovantes installées dans ces sites d'expérimentation. Ainsi, un contrôle des données a priori est strictement recommandé avant leurs exploitations afin de s'assurer d'une bonne qualité. Généralement, ce contrôle réside dans l'élimination des erreurs liées au nettoyage des capteurs, ombrage, coupure d'électricité, etc.

Le premier apport de cette thèse est un état de l'art des méthodes de prédiction du rayonnement global qui a permis de classer ces modèles en deux groupes :

- ❖ modèles déterministes basés sur la distance séparant le point de mesure et le soleil,
- ❖ méthodes stochastiques regroupant les modèles linéaires à l'instar des modèles de Box-Jenkins, et les modèles non linéaires qui sont représentés par le paradigme de l'intelligence artificielle.

La deuxième contribution est la proposition d'un modèle hybride combinant les avantages du processus *ARMA* et les réseaux de neurones artificiels (*RNA*). Néanmoins, pour prédire convenablement la ressource solaire, un prétraitement de stationnarisation des données de rayonnement global a eu lieu avant la mise en œuvre des modèles de prédiction. En fait, l'étude est basée principalement sur la prédiction de la série temporelle de l'indice de clarté (K_t). La comparaison des performances de prédiction à travers le test statistique, a suggéré que l'hybridation apporte une amélioration à la précision de prédiction.

2. Perspectives

Les résultats de ces études ouvrent plusieurs pistes de recherche. Toutefois, il serait intéressant de prédire le rayonnement global à l'échelle horaire, voire même à un horizon très court (horizon 10 ou 5 minutes), car ces deux horizons seront intéressés par un gestionnaire de réseau électrique.

La combinaison entre d'autres approches linéaires ou d'intelligences artificielles pourrait améliorer davantage la précision de prédiction. Un travail dans ce sens est en cours d'élaboration.

Concernant la densité du réseau de mesure radiométrique, il sera intéressant d'augmenter la taille de la base de données afin de couvrir l'ensemble du territoire algérien. Dans cette optique, un travail de collaboration est en cours avec l'entreprise *SKTM* (Shariket Kahrab wa Taket Moutadjadida) filiale de Sonelgaz, qui vise à générer des prédictions du rayonnement solaire et par conséquent des prédictions de puissances *PV* dans plusieurs endroits du pays (22 sites d'expérimentation). Ce travail rentre dans le contexte du programme national des énergies renouvelables.

ANNEXES

Les modèles d'estimation du rayonnement global sur une surface inclinée par rapport à l'horizontale, peuvent être classés en modèles isotropes ou anisotropes :

A.1. Modèle isotrope :

Ce modèle suppose que le rayonnement diffus (D_h) est uniformément réparti dans le voute céleste; le rapport d'inclinaison R_d (rapport du rayonnement diffus sur la surface inclinée par rapport au surface horizontale) est donné par le modèle de *Lui et Jordan* comme suit:

$$R_d = (1 + \cos\beta)/2 \quad (\text{A.1})$$

A.2. Modèles anisotropes :

Ces modèles supposent que l'anisotropie du rayonnement diffus est localisé dans la région circumsolaire; cette anisotropie est résultante de la diffusion du rayonnement solaire et elle est concentré dans une partie du ciel, tandis que le reste de la voute céleste, le rayonnement est isotrope.

A.2.1. Modèle de *Klucher*

Dans ce modèle, la condition de nébulosité du ciel a été prise en compte; le facteur R_d est obtenu à partir de la relation :

$$R_d = \frac{1}{2}(1 + \cos\beta) \left[1 + F \sin^3\left(\frac{\beta}{2}\right) \right] \left(1 + F \cos^2\theta_z \sin^3\left(\frac{\pi}{2} - \alpha\right) \right) \quad (\text{A.2})$$

$$F = 1 - \left(\frac{D_h}{G_H}\right) \quad (\text{A.3})$$

A2.2. Modèle de *Perez*

Le facteur R_d dans ce modèle est décrit comme suit :

$$R_d = \frac{1}{2}(1 + \cos\beta) (1 - F'_1) + F'_1 \frac{a}{b} + F'_2 \sin\beta \quad (\text{A.4})$$

Mois		Année		Nom de la station		Fuseau horaire	Décalage par rapport à UTC : + _____ heures
Jours	Début	Fin	Nom de l'opérateur	Poursuite Solaire OK ?	Mise à Niveau OK ?	Nettoyage effectué ?	Commentai re / Autres activités
1							
2							
3							
4							
5							
6							
7							
8							
9							
10							
11							
12							
13							
14							
15							
16							
17							
18							
19							
20							
21							
22							
23							

C.1. Publications en revue internationale

S. Benkaciali, M. Haddadi, A. Khellaf, **K. Gairaa**, M. Guermoui

Evaluation of the global solar irradiation from the artificial neural network technique. *Revue des Energies Renouvelables*, Vol.19(4), pp.617-631, 2017.

K. Gairaa, A. Khellaf, Y. Messlem, F. Chellali

Estimation of the daily global solar radiation based on Box-Jenkins and ANN models: A combined approach. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 57, pp.238-249, 2016.

K. Gairaa, A. Khellaf, F. Chellali, S. Benkaciali, Y. Bakkeli, S. Bezari

Maximisation and optimization of the total solar radiation reaching the solar collector surfaces. *Progress in clean energy: Novel systems and applications*, Vol. 2, pp.873-886, 2015.

S. Benkaciali, **K. Gairaa**

Technique de modélisation de l'irradiation solaire sur un plan incliné. *International journal of scientific research & engineering technology*, Vol.3, pp.102-108, 2015.

M. S. Mecibah, T. E. Bouqlia, R. Tahtah, **K. Gairaa**

Introducing the best model for estimation the monthly mean daily global solar radiation on horizontal surface (Case study: Algeria). *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 36, pp.194-202, 2014.

S. Benkaciali, **K. Gairaa**

Modélisation de l'irradiation solaire globale incidente sur un plan incliné. *Revue des Energies Renouvelables*, Vol.17(2), pp.245-252, 2014.

C.2. Publications en conférence internationale

K. Gairaa, A. Khellaf, S. Benkaciali, M. Guermoui

Solar radiation measurements in Algeria: Case of Ghardaïa station as member of the enerMENA meteorological network. In *Proceedings of 3rd International Conference on Renewable Energy and Development (ICRED 2017)*, Berlin, Germany, Septembre 2017.

K. Gairaa, A. Khellaf, F. Chellali, Y. Messlem, S. Benkaciali

Daily global solar radiation forecasting over a desert area using NAR neural networks: comparison with conventional methods. . In *Proceedings of 4th International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA 2015)*, Plermo, Italy, Novembre 2015.

K. Gairaa, A. Khellaf, F. Chellali, S. Benkaciali, Y. Bakkeli, S. Bezari

Maximisation and optimization of the total solar radiation reaching the solar collector surfaces. In *Proceedings of 13th International Conference on Clean Energy (ICCE 2014)*, Istanbul, Turkey, Juine 2014.



4th International Conference on Power and Energy Systems Engineering, CPESE 2017, 25-29
September 2017, Berlin, Germany

Solar radiation measurements in Algeria: case of Ghardaïa station as member of the enerMENA meteorological network

Kacem Gairaa^{a,c*}, Abdellah Khellaf^b, Said Benkacilai^a, Mawloud Guermoui^a

^aUnité de Recherche Appliquée en Energies Renouvelables, URAER, Centre de Développement des Energies Renouvelables, CDER, 47133, Ghardaïa, Algeria

^bCentre de Développement des Energies Renouvelables, CDER, BP 62 Route de l'Observatoire, Bouzaréah, 16340, Algiers, Algeria

^cLaboratoire Génie Electrique et Plasmas, Université Ibn Khaldoun, BP P 78 Zâaroura, 14000, Tيارت, Algeria

Abstract

A comprehensive knowledge of available solar energy amount in a specific location is crucial for the successful development for solar energy policies and investment. Indeed, PV or CSP systems require reliable information on solar radiation measurements. This could be obtained from solar radiation data measured by meteorostations installed in different places of the site under consideration. In this paper, an overview of solar radiation measurements assessment in Ghardaïa region has been analysed. The choice of this site is based on its membership to the enerMENA meteorological network. The investigation of the data has exposed a huge solar potential where the average annual global solar radiation received on horizontal surface is about 2149 kWh/m² and the DNI about of 2305 kWh/m². The comparison with satellite derived data has provided an error of about 4.67% for the global radiation and 0.25% for DNI solar radiation.

© 2017 The Authors. Published by Elsevier Ltd.

Peer-review under responsibility of the scientific committee of the 4th International Conference on Power and Energy Systems Engineering.

Keywords: enerMENA; global; DNI; Satellite derived data

1. Introduction

Renewable energies are considered as credible alternatives to the conventional sources. Currently, they contribute up to 10% of the world primary energy production. In this way, many countries have adopted strategies and visions for the development of these clean sources, in order to meet their energy needs and supplies. We can cite as an indication, the 2030 plan of Algeria and Tunisia for the production of 40% of their electricity needs from renewables, the 2020 plan of Morocco and Egypt for the production of 42% and 20%, respectively from clean energies [1,2].

Algeria is located in the center of the North Africa along the Mediterranean coast, between the latitudes of 19° and 38 ° North and longitudes of 8 ° West and 12 ° East. Its southern region comprises a large part of the Sahara (nearly 86% of the total area of the country). Its geographical position in the solar belt and favorable climatic

* Corresponding author. Tel.: +213-599-542-300.

E-mail address: gisol47@gmail.com

conditions make it a strategic actor in the field of solar technology. The Algerian solar potential is the most important among the MENA countries (Figure 1) where the sunshine duration is about of 7.3 hours in the North, 8.3 hours in the highlands and more than 10 hours in the southern regions. In general, the sunshine duration of whole territory exceeds 3000 hours/year and can reach 3500 hours/year in the Sahara. High accuracy solar measurements are required in the most fields of solar research. Indeed, solar data are important not only for sites identification, but also for the choice of an appropriate technology. With the launch of many solar projects in the MENA region, it is necessary to carry out detailed studies of solar potential where the PV or CSP power plants will be installed. In this perspective that the enerMENA project takes place; this project is the initiative of the German Aerospace Center (DLR) and its solar energy research institute. It aims mainly to provide knowledge and experience to CSP professionals of the MENA region. Accordingly, DLR has installed a measurement network of ten stations covering five countries (Figure 2) to evaluate the solar energy conditions in these regions [3]. Since the exploitation of solar energy is influenced by the meteorological variables, the following parameters are measurable in the enerMENA networks: solar radiation components (global, diffuse and DNI), air temperature, humidity, atmospheric pressure, and wind speed. The various studies introduced so far on the solar energy in Algeria show a considerable potential for the exploitation of this clean energy. With the initiation of solar power plants in the recent years and the ambition to obtain a solar capacity of about 22 GW by 2030 [4, 5], the assessment of the solar potential is becoming increasingly important. However, several studies have been carried out over the entire Algerian territory [6-11].

Our attempt in this work is the assessment of Ghardaïa solar potential through the analysis of global and DNI solar radiation data. A comparison with satellite derived database is also illustrated.

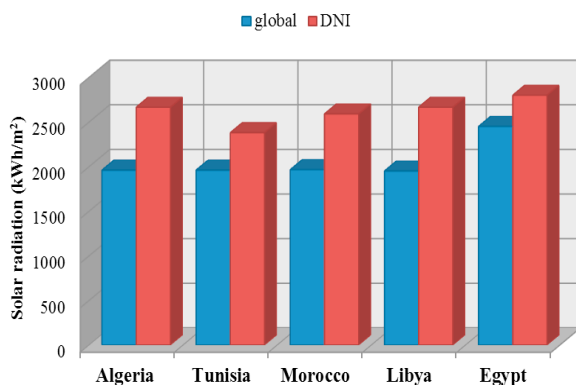


Fig. 1. Solar potential of MENA countries [1]



Fig. 2. enerMENA meteorological network and Ghardaïa station location [3]

2. Ghardaïa meteostation

Since its installation in 2012, Ghardaïa meteostation (latitude of 33.46° N, longitude of 3.78° E and altitude of 463 m) ensures the measurements of the solar radiation components (global, DNI and diffuse), in addition to the meteorological parameters (air temperature, humidity, wind speed, atmospheric pressure). Therefore, a database of more than four years, allowed us to get an overview on the local solar potential. The meteostation is equipped with CHP1 pyrhemeters for DNI measurement and CMP11 thermal pyranometers for diffuse (DHI) and global horizontal irradiance (GHI). All these instruments are mounted on Solys2 solar tracker with sun sensor (figure 3). A Campbell Scientific CR1000 data logger is used to collect the data daily as 1 minute and 10 minutes averages.



To get a better quality of measurements, maintenance of radiometers and tracker is also a fundamental step. In this context, a visual inspection of the instruments helps us to detect different errors that may occur during the measurement procedure. The points to be examined for a good operation of the meteorostations are summarized as follows [3]:

- Check if the pyrheliometer correctly follows the sun, in this case the spot that is at the lower limit of the pyrheliometer gives an indication if the solar disk is inside the spot and therefore if the pyrheliometer is well aligned.
- Check if the solar tracker and the radiometers are well leveled; in this case we observe if the bubbles of level of the different sensors are perfectly in the circle of level.
- Check whether the pyranometer measuring the diffuse component is well shaded by the shading ball; the shadow should symmetrically cover the pyranometer dome.
- If necessary, the fans installed for the pyranometers should be checked for proper operation.

However, the respect of these recommendations is paramount to obtain reliable solar data and therefore achieving better efficiency of the solar power plants.

In the aim to get an overview of the solar radiation potential in Ghardaïa region, sunshine duration, global and DNI solar radiations are discussed.

The distribution of the average monthly sunshine duration is shown in Figure 4. This distribution is slightly variable throughout the year, with a maximum of 12.8 hours recorded in July and a minimum of 7.45 hours in August. This gives an annual sunshine duration of about 3200 hour/year.

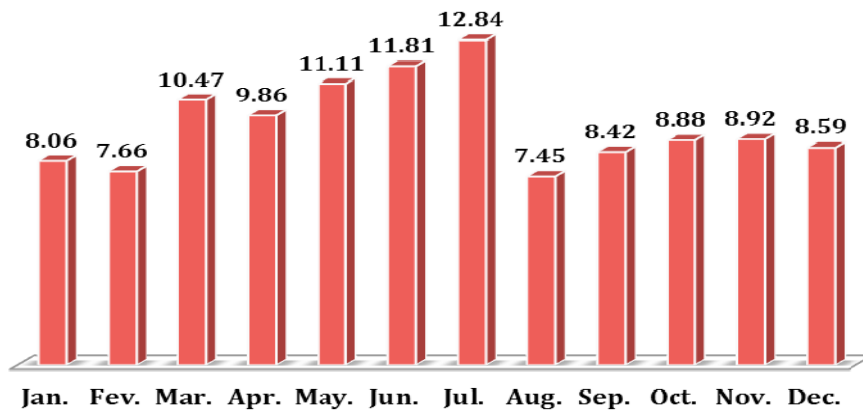


Fig. 4. Monthly mean sunshine duration (hour)

Figure 5 presents the distribution contours of the global and DNI illuminations; we can see clear sky periods practically throughout the year. Peaks of 1138 W/m^2 (red color) are recorded for the global solar radiation and a value of 1028 W/m^2 has been recorded for the DNI component.

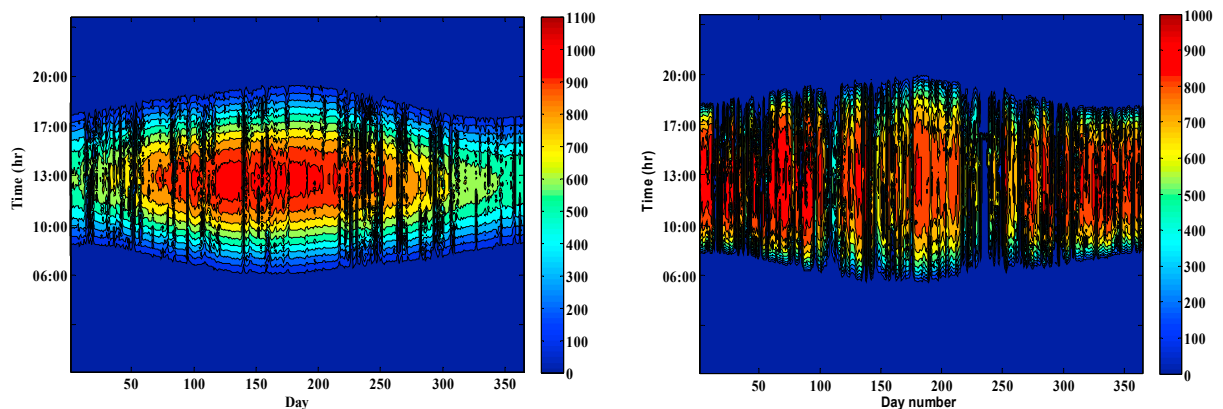


Fig. 5. Contour distribution of global and DNI solar radiation

3. Comparison with satellite derived data

resolution. In order to learn more about the conformity of our data, global and DNI solar radiations are compared with the databases derived from satellite and available with free access. Our choice is focused on SolarMedAtlas database [12]; it is a platform of solar data for the southern and eastern Mediterranean countries, and it offers an easy access to the global and DNI solar data over a period of 20 years (1991–2010). The available solar radiation is mapped from geostationary satellite images.

3.1. Monthly mean solar radiation

The comparison between data of Ghardaïa station and those of Solar-Med-Atlas are shown in Figure 6. For the monthly mean global radiation, the relative error between the two values varies from 0.17% to 11.5%, while for the DNI significant errors have been observed, especially for the months of July and August (21.2% and 25.2%). This is due to the cloud cover that characterizes the site at this time of the year.

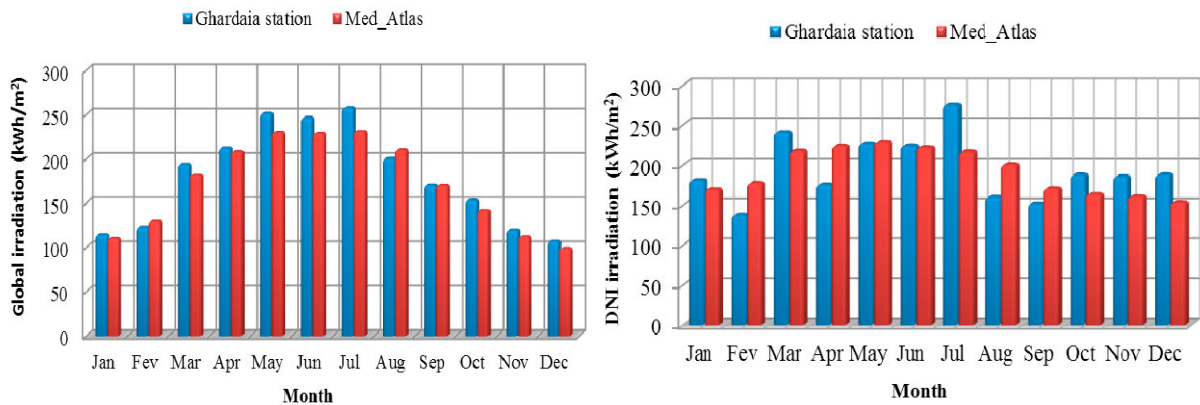


Fig. 6. Monthly mean global (left) and DNI solar radiation (right) -comparison to Solar_Med_Atlas

3.2. Annual mean solar radiation

The annual average solar radiation has a particular interest in the field of solar energy. The values obtained for the Ghardaïa station are calculated on the basis of 4 years (January 1, 2013- December 31, 2016). In fact, a value of 2149 kWh was recorded for the global solar radiation received on a horizontal surface and a value of 2303 kWh for the DNI solar radiation. However, the comparison with Solar-Med-Atlas has provided an error of about 4.67% for the global solar radiation and 0.25% for the DNI component, as illustrated in the following Figure:

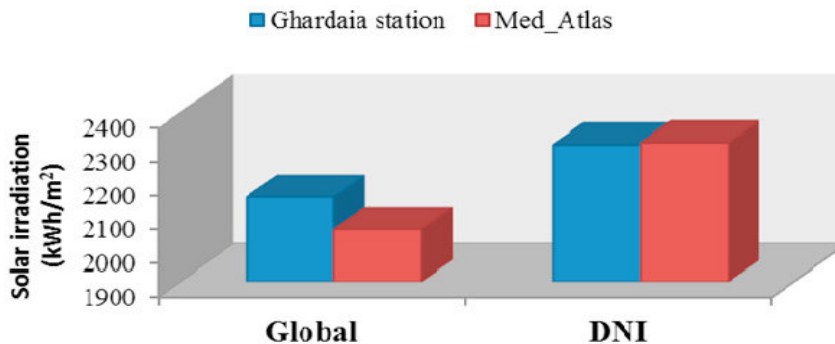


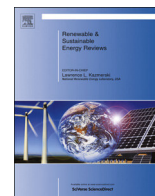
Fig. 7. Annual mean solar radiation

4. Conclusion

In this work, an overview of Ghardaïa solar potential has been carried out. The exposed data are collected by the meteorostation within the enerMENA meteorological network project. The available data are used for modeling, validation of satellite derived data, forecasting and planning of solar projects. The comparison with Solar-Med-Atlas database showed the conformity of our measurements where the relative error is about of 4.67% for the global solar radiation and 0.25% for the DNI component.

References

- [1] Othenio H, Awange J. Energy resources in Africa: Distribution, opportunities and challenges. Springer publishing; 2016. p.193-202.
- [2] Sayigh A. Comprehensive renewable energy. 1st ed. Elsevier Publishing; 2012.
- [3] Schüler D, Wilbert S, Norbert N, Affolter R, Wolfertstetter F et al. The enerMENA meteorological network-Solar radiation measurements in the MENA region. SolarPACES2015, AIP Conf. Proc. 1734, 150008-1–150008-9; doi: 10.1063/1.4949240.
- [4] www.energy.gov.dz
- [5] www.sktm.dz
- [6] Mecibah MS, Benyahia N. Management and exploitation of direct normal irradiance resources for concentrating solar collectors: Algeria as a case study. *Int J Energy Environ Eng*, 2015. 6:65-73.
- [7] Bouklia TE, Mecibah MS. Parabolic trough solar thermal power plant: Potential, and projects development in Algeria. *Renew and Sust Eng Rev*, 2013. 21:288-297.
- [8] Yaiche MR, Bouhanik A, Bekkouche SMA, Malek A, Benouaz T. Revised solar maps of Algeria based on sunshine duration. *Ener Conv and Mang*, 2014. 82:114-123.
- [9] Mefti A, Bouroubi MY, Mimouni M. Evaluation du potentiel énergétique solaire. *Bulletin des énergies renouvelables*, 2002. 2 :12.
- [10] Gairaa K, Benkaciali S. Analysis of solar radiation measurements at Ghardaïa area, south Algeria. *Energy Procedia*, 2011. 6:122-129.
- [11] Gairaa K, Bakelli Y. An overview of global solar radiation measurements in Ghardaïa area, south Algeria. *Int J Enrg Env*, 2011. 2:255-260.
- [12] www.solar-med-atlas.org



Estimation of the daily global solar radiation based on Box–Jenkins and ANN models: A combined approach



Kacem Gairaa^{a,b,*}, Abdallah Khellaf^c, Youcef Messlem^a, Farouk Chellali^b

^a Laboratoire Génie Electrique et Plasmas, Département électrotechnique, Université Ibn Khaldoun, BP P 78 Zâaroura, 14000, Tiaret, Algeria

^b Unité de Recherche Appliquée en Energies Renouvelables, URAER, Centre de Développement des Energies Renouvelables, CDER, 47133, Ghardaïa, Algeria

^c Centre de Développement des Energies Renouvelables, CDER, BP 62 Route de l'Observatoire, Bouzaréah, 16340, Algiers, Algeria

ARTICLE INFO

Article history:

Received 10 February 2015

Received in revised form

23 October 2015

Accepted 17 December 2015

Keywords:

Global radiation

Time-series

ARMA

ANNs

Combined approach

ABSTRACT

In this paper, a new combined model coupling the linear autoregressive moving average (ARMA) model and the nonlinear artificial neural network (ANN) model has been proposed in order to estimate the daily global solar radiation. The main feature of this approach lies in the fact that has the strength to capture the advantages containing in both models. The combined method have been developed and tested using global solar radiation data recorded during two years (2012–2013) for two different climate sites in Algeria. The obtained results showed an improvement of the combined model over ARMA and ANN models in term of mean absolute error (MPE) of about 18.1% and 2.7%, for the first site, of about 27.26% and 1.39% for the second site. Moreover, compared to the ARMA and ANN models, a decrease in the RMSE values of about 17.1% and 3.59% compared to the ARMA and ANN models has been observed.

© 2015 Elsevier Ltd. All rights reserved.

Contents

1. Introduction	238
2. material and methods	240
2.1. Case study and data source	240
2.2. Linear process: Box–Jenkins ARMA model	240
2.3. Non-linear process: ANNs model	241
2.4. Combined model	242
2.5. Models performance	242
3. Results and discussion	243
4. Conclusion	247
Acknowledgments	248
References	248

1. Introduction

Energy plays an important socio-economic role in modern societies. However, the current sources of energy in particular oil, exhibits several drawbacks for instance world reserve, which is falling sharply and its exploitation is pollutant. Hence, the

* Corresponding author at: Laboratoire Génie Electrique et Plasmas, Département électrotechnique, Université Ibn Khaldoun, BP P 78 Zâaroura, 14000, Tiaret, Algeria. Tel.: +213 559542300; fax: +213 29870155.

E-mail address: gisol47@gmail.com (K. Gairaa).

exploration of new energy sources is currently very required. Beyond any doubt, renewable energies are excellent candidates.

In recent years, the world is becoming increasingly more interested in renewable energy sources, mainly to reduce the greenhouse effect, caused by the exploitation of fossil sources. In this context, Algeria has proved its commitment to contribute to the world efforts to fight against global warming and protect the environment of our planet. Within this objective, Algerian government has adopted an ambitious program to develop clean and efficient source of energy. The program aims to achieve renewable power installations reaching the 22,000 (MW) between 2011 and

2030, from which 12,000 (MW) will be devoted to cover the national demand and 10,000 (MW) is for export. Hence, by the year 2030, about 40% of electricity production for domestic consumption expected to be from renewable sources [1–3].

The knowledge of solar radiation in a given site is vital to all solar energy conversion systems designer. This is why, measurements of global solar radiation reaching the surface of the earth and its two components direct and diffuse are essential to all solar energy research fields. The daily values as well as the hourly amount of solar radiation are needed to evaluate the performance of existing solar systems and to estimate the efficiency for future installations.

Unfortunately, in most cases there are no continuous local solar radiation data due to the limited number of recording stations, cost and maintenance of devices. Thus, the resort to methods and approaches for estimating and forecasting the solar radiation characteristics are more important. The intermittent character of solar energy brings serious limitations in most of its applications; therefore, accurate solar radiation predictions are needed then.

Many authors have estimated and forecasted the amount of solar radiation by adopting different models, based on time-series methods and artificial intelligence (AI) approaches in different sites around the world. Box–Jenkins (ARMA) model [4] has been successfully used to predict the global radiation due to both its simplicity and flexibility. Voyant et al. [5] discussed the solar radiation forecast at different time horizons using ARMA and ANN models. They found that if the time-series is not stationary, it is difficult to differentiate between the two methods. They concluded also, the ARMA model is more adequate for clear sky days while ANN is more convenient for cloudy days. Hassan [6] performed an ARIMA modeling for daily global solar radiation prediction in Mosul, Iraq. He found that ARIMA (2,1,1) model is the most suitable for clearness index adjustment. ARMA (2,1) model has been obtained by Hejase et al. [7] as the best one for global solar radiation estimation in Al-Ain city, UAE. They also combined ARMA method with a regression model to obtain optimal results.

Nevertheless, the mentioned methodology requires stationary data and since the solar radiation is non-stationary and has a nonlinear character, the ARMA model is not fit enough for its estimation and prediction. This shortcoming will be solved using nonlinear approaches such as AI techniques, which are considered as a powerful tool. Artificial neural network (ANN) can be found in the first rank, where, they are processed by many authors for forecasting the global solar radiation. The main advantage of such models is the need of less adjustable parameters for providing accuracy compared to those obtained by mean of classical techniques. Numerous papers dealing with the solar radiation prediction from ANN, using multiple meteorological, geographical and astronomical parameters (temperature, humidity, precipitation, wind speed, latitude, longitude, altitude, declination, hour angle, zenith angle, etc.) as input in the network. Yadav et al. [8] have reviewed different ANN techniques for solar radiation forecast. They indicated that the ANN models can predict solar radiation more accurately than conventional, linear, nonlinear and fuzzy-logic models. In addition, sunshine hour and air temperature was found to be as effective inputs for ANN with correlation coefficient can reach 97.65%. The work conducted by Voyant et al. [9] highlights the importance of exogenous meteorological parameters in solar radiation prediction when the MLP neural network is optimized. Their approach has been compared with different forecasting methods and the obtained outcomes show a decrease of nRMSE values from 0.5% until 1%, once the exogenous data are used. A new methodology for forecasting daily global radiation has been examined by Amrouche et al. [10]. This methodology is a combination of spatial modeling and ANN techniques. The enabled results indicated that the proposed model can estimate daily

global radiation with acceptable accuracy. Rehman et al. [11] have estimated the global radiation through the neural network. A combination of several input parameters were performed to see the case that gives the better prediction. It has been averred that, when the relative humidity and daily mean temperature is employed as inputs, the mean absolute error was about 4.49%. Unlike other cases, the mean absolute error was about 10.3% and 11.8%. In the study carried out by authors in [12,13], the comparison between estimated values by ANN and those predicted by conventional empirical models, concluded that the ANN technique has ability to generate accurate predictions. Gani et al. [14] used nonlinear autoregressive (NAR) neural network model to predict the daily global radiation received on a horizontal surface for seven cities in Iran, employing day of the year as unique input to the network. The validated model was compared with the adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and the achieved result shows lower values of statistical performances of NAR model against ANFIS.

Certain researchers used support vector machine (SVM), support vector regression (SVR) and genetic algorithm as new tools for developing global solar radiation predictor models. Chen et al. [15] have proposed an application of SVM for estimating the daily solar radiation using sunshine duration. A combination of seven SVM methods and five empirical sunshine based models has been evaluated. The developed approach outperforms the conventional models. Bektas [16] investigated a least squares support vector machines (LS-SVM) method in daily global solar radiation forecasting. Data of Elazig area (Turkey) have been used. Then, the obtained outcomes are compared with existing AI techniques and empirical methods. It seems that, LS-SVM model is very effective for forecasting the daily insolation through a root mean square error (RMS) of about 0.0043 and a coefficient correlation (R^2) of about 0.992. SVM methodology was applied by Wu et al. [17] to estimate the monthly mean daily solar radiation, using maximum, minimum and mean air temperature for 24 sites in China. Five SVM methods and two empirical temperature based models has been developed. Results analysis illustrates that, SVM with $(T_{max} - T_{min})$, and T_{mean} , SVM with $(T_{max} - T_{min})$, and SVM with T_{max} and T_{min} guarantees better precision than classical approaches. Kisi [18] examines the aptitude of the fuzzy-genetic approach in modeling solar radiation. The geographical coordinates of seven cities in Turkey, as well as the month number have been introduced as inputs for fuzzy-genetic model to estimate one month ahead solar radiation. The obtained results have been compared to ANN and ANFIS models according to statistical indices. It appears that, fuzzy-genetic approach performs better than ANN and ANFIS.

However, employing single model for forecasting time-series may present big errors. So, coupling several approaches to improve the model precision can offer an alternative solution. These techniques are commonly exposed by many researchers in the field of solar energy forecasting. Wu et al. [19] and Benmouiza et al. [20] proposed a novel method to forecast the hourly global solar radiation. It consists of combining both ARMA and Time Delay Neural Network (TDNN) models in the wish to improve the prediction accuracy. The use of ARMA model aimed to capture the linear component containing in the solar radiation, and the TDNN to find the nonlinear pattern lying in the residual. Results show the improvement of combined model over ARMA and TDNN. Chaabene et al. [21] consider in their study a dynamic forecasting of solar radiation, coupling ARMA, Kalman filter and neuro-fuzzy estimators. ARMA model has been performed for short-term forecasting associated with Kalman filter, whereas, a neuro-fuzzy predictor was used to forecast the daily behavior of the global solar radiation. Benmouiza et al. [22] have combined k-means clustering algorithm with the NAR model. k-means algorithm was used to extracting information from the time-series and find

Nomenclature			
<i>Abbreviations</i>		MPE	mean percentage error
ACF	autocorrelation function	N	number of data
AIC	akaike information criterion	N_t	nonlinear part of time-series
ANN	artificial neural network	NAR	nonlinear autoregressive network
ARMA	autoregressive moving average	nRMSEn	ormalized root mean square error
E_0	earth eccentricity	RMSE	root mean square error
e_t	Residuals from linear model	R^2	coefficient of correlation
H	the daily solar radiation obtained from the measurements	PACF	partial autocorrelation function
H_0	the extra-terrestrial radiation (MJ/m ² /day)	y_t	original time-series
I_{SC}	the solar constant= 1367 W/m ²	<i>Symbols</i>	
L_t	linear part of time-series	φ	latitude of the site
LM	levenberg–Marquardt algorithm	δ	solar declination
MBE	mean bias error	ε_t	random error
nMBE	normalized mean bias error	ω	hour angle
MLP	multi-layer perceptron	χ^2	Chi-square distribution
		ρ_k	autocorrelation at lag k

patterns of the input by clustering data. The new model thus found which takes the advantages of both methods, has the purpose to improve the prediction accuracy. Mellit et al. [23] described an adaptive wavelet-network model for forecasting daily total solar radiation in order to determine suitable sizing configuration of PV systems. They used data of 19 years of several meteorological stations in Algeria. The result obtained from the mentioned model gives precision within normal range (MPE of about 5%) compared to ARMA, MLP network, recurrent and radial basis network. In the Diagne et al. [24] article review, we find many solar forecast predictors namely: statistical methods, satellite based models, numerical weather prediction (NWP) model and hybrid methods. Selection of the method is carried out according to the user needs. Mellit et al. [25,26] reviewed various artificial intelligence (AI) techniques for sizing PV systems. They revealed that the use of AI methods is important when data are not available especially in isolated sites, where the use of empirical and classical methods becomes obsolete.

Adding to the recited works, the purpose of our attempt is the estimation of the daily global radiation from a hybrid approach. We have developed a combined model coupling ARMA and ANN processes, and assess its performance using observed data. Then, the accuracy of achieved model has been evaluated in comparison to ARMA and ANN models, separately, and to other some existing methods in the literature.

The paper has the following structure: Section 2 present data and the methodologies that used for estimating global radiation. Discussion of the results of the proposed models is described in the Section 3. Finally, the last section was devoted to the conclusion of the work.

2. material and methods

2.1. Case study and data source

Due to its geographical localization in the solar belt, Algeria has one of the highest solar potential in the world about 5 billion (GW h/year), with sunshine duration in the Sahara and the Highlands can reach 3600 (h/year). This huge potential allows launching several projects in order to exploit renewable resources in particular solar and wind energy. Currently, Algeria plans to produce 400 (MW) of electricity from photovoltaic technology in different regions of the country [1,2].

Two sites were taken into account in this work as case of study (Fig. 1): the first site is Bouzaréah, Algiers (latitude of 36.8°N, Longitude of 3.17°E and altitude of 345 m). It has a Mediterranean climate characterization with dry and hot summers and damp and cool in winters. The second site is Ghardaïa area which is an arid and dry area located in the south of Algeria about 600 (Km) from Algiers (latitude of 32.6°N, longitude of 3.8°E and altitude of 450 m). It is labeled by an exceptional sunshine duration (more than 3000 (hours/year)) and significant insolation where the mean daily global solar radiation measured on a horizontal plane exceeds 6000 (W h/m²). The measured data have been performed each five minutes by two Pyranometers; the first type is EKO MS-410 with sensitivity of 10.0 (μV/Wm²) installed at Bouzaréah site and the second Pyranometer is CIMEL CES-180 with sensitivity of 12.0 (μV/Wm²) installed at Ghardaïa area. We have used measurements recorded during two years (2012 and 2013), and the behavior of global solar radiations for both sites is shown in Figs. 2 and 3, respectively.

2.2. Linear process: Box–Jenkins ARMA model

The Box–Jenkins methodology for time-series is approved to establish the autoregressive moving average (ARMA) model. ARMA is usually applied to auto correlated time-series data. It is based on two parts: autoregressive (AR) part and moving average (MA) part. Also, this model is commonly referred to as ARMA (p, q), where p and q are the order of AR and MA respectively. The general form of the model is given below:

$$Y_t = \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-1} - \sum_{j=1}^q \theta_j e_{t-j} + e_t \quad (1)$$

where ϕ_i is the autoregressive parameters, θ_i are the moving average parameters and e_t is the white noise with zero mean and variance σ_e^2 .

The model building is done in three main phases: firstly, the identification phase consists by choosing a model which gives the best fit referred on the autocorrelation function (ACF) and partial autocorrelation function (PACF) of time-series. In general, if the ACF of the data value either dies down fairly quickly, then the time-series values should be considered stationary. On the other hand, if the ACF dies down extremely slowly then the values of time series may be considered non-stationary. The choice of ARMA model based on the behavior of ACF and PACF is reported in Table 1.

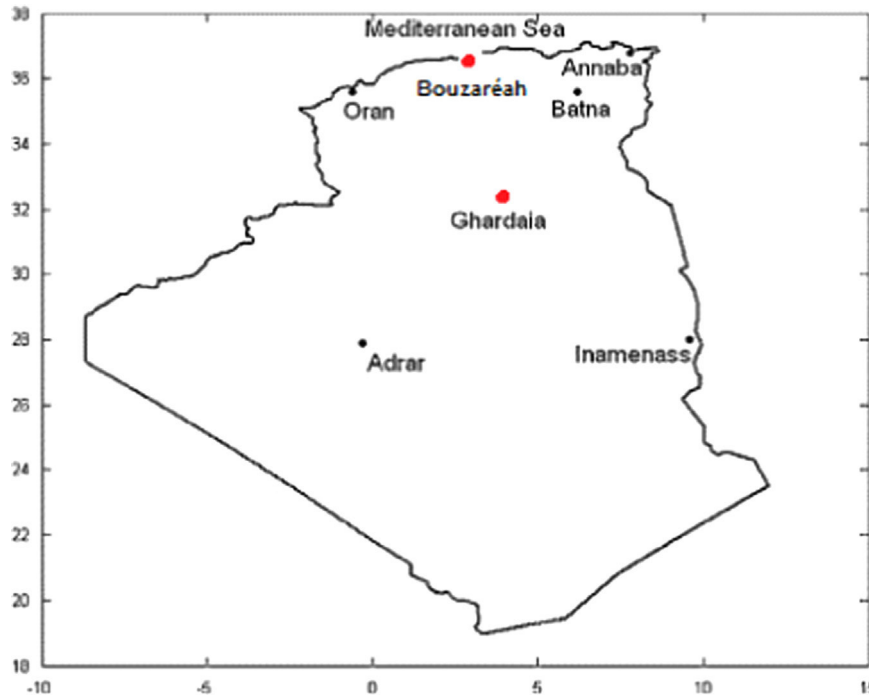


Fig. 1. Location of the studied sites [27].

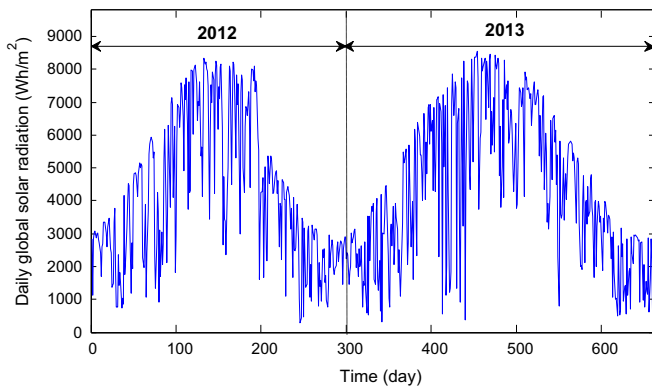


Fig. 2. Evolution of daily global radiation (Bouzaréah site).

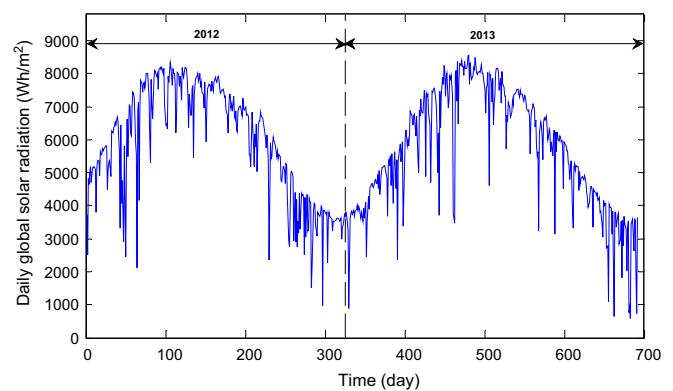


Fig. 3. Evolution of daily global radiation (Ghardaia site).

Once the model has been specified, its parameters need to be estimated. This is dedicated in the second phase. The final step of Box–Jenkins method consists of verifying the statistical validity of the estimated model. Thus, it has been examined through the Ljung–box portmanteau test, where the null hypothesis specifies that there are no residual autocorrelations for k lags. The mentioned test is given as:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^h \frac{\rho_k^2}{n-k} \quad (2)$$

where ρ_k is the autocorrelation at lag k . The null hypothesis is rejected when Q is superior to 95% of the Chi-square (χ^2) distribution with h degree of freedom. The flowchart of Box–Jenkins method is recapped in Fig. 4.

2.3. Non-linear process: ANNs model

Inspired from human brain function, the artificial neural network (ANN) approach is relatively a novel technique that substitutes a mathematical model for approximating relationships between variables. Unlike traditional approaches, this operation

Table 1
Behavior of ACF and PACF for ARMA model decision.

Model	ACF	PACF
AR(p)	Spikes decay towards zero, coefficients may oscillate	Spikes decay to zero after lag p
MA(q)	Spikes decay to zero after lag p	Spikes decay towards zero, coefficients may oscillate
ARMA (p,q)	Spikes decay to zero beginning after lag q	Spikes decay to zero beginning after lag p

is performed without imposing a particular form to data, and without making any assumptions about the distribution of the variables. A neural network (Fig. 5) has an input layer to receive data and an output layer to send information out to users. Layers that linked between the input and output layers are called hidden layers. All or a part of the neurons in a layer are connected with all or a part of the neurons of the previous and next layer [13].

According to the bibliographic review, multilayer perceptron (MLP) feed-forward neural network architecture based on back-propagation learning procedure is the most appropriate for estimating global solar radiation. It consists of an input layer, one or

more hidden layers and output layer. In our study, we adopt a NAR neural network model which is a recurrent dynamic network based on a linear autoregressive model with feedback connections [19,28]. It includes several layers of the network and uses past values of the actual time series to estimate and predict next values as determined by the following equation:

$$Y_t = f(Y_{t-1} + Y_{t-2} + \dots + Y_{t-d}) \quad (3)$$

The NAR model was trained under Matlab2013a [32] neural network toolbox and the weights adjustment was performed by the Levenberg–Marquardt (LM) algorithm.

2.4. Combined model

Different hybridization methodologies have been proposed aiming to improve the model estimation outcomes. Among combined method, we can cite the fuzzy inference-ANN, the wavelet-ANN, the Markov-MLP and ARMA-ANN as most used. Our choice is focused on the ARMA-ANN approach with stationary time-series. Authors in [19,20], [29–31] have proposed to link together the

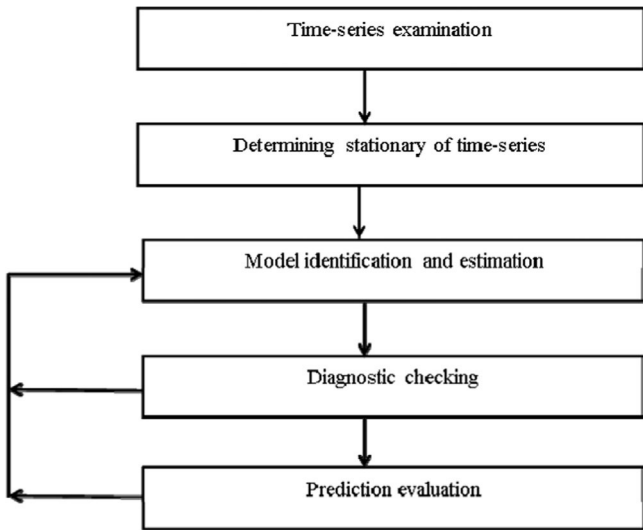


Fig. 4. Box-Jenkins methodology.

linear ARIMA model and the nonlinear ANN model in order to capture different patterns in time-series data.

By referring to the Zhang [31] methodology, ARMA model is employed to capture linearity information including in the time-series, because it is unable to capture the nonlinear characteristics of the data. In such cases, nonlinear modeling methods such as ANN are most adequate to accomplish this goal. A combine procedure that is able to capture both linear and nonlinear patterns is a good approach for time-series estimation. It is expressed as:

$$y_t = L_t + N_t \quad (4)$$

where y_t denotes original time series, L_t denotes the linear part and N_t denotes the nonlinear component.

In the first step, ARMA is performed to model the linear part of the daily global radiation data. Then, the residuals obtained will only contain the nonlinear component. Let e_t denote the residuals from the linear fitting, so:

$$e_t = y_t - \hat{L}_t \quad (5)$$

where \hat{L}_t is the estimating value by ARMA.

In the second step, an MLP neural network is used to model the ARMA residuals; the NAR model for the residuals will be:

$$e_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-d}) + \varepsilon_t \quad (6)$$

where f is a nonlinear function determined by the NAR method and ε_t is the random error.

Finally, the hybrid model which combines together linear and nonlinear estimating values is:

$$\hat{y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t \quad (7)$$

The flowchart of combined model is summarized in Fig. 6.

2.5. Models performance

The performance of obtained models was judged by the statistical indicators in terms of root mean square error (RMSE) and its normalized value ($nRMSE$), mean bias error (MBE) and its normalised value ($nMBE$), the mean percentage error (MPE) and the correlation coefficient (R^2). These indices are usually applied in the comparison of solar radiation models. They are defined as

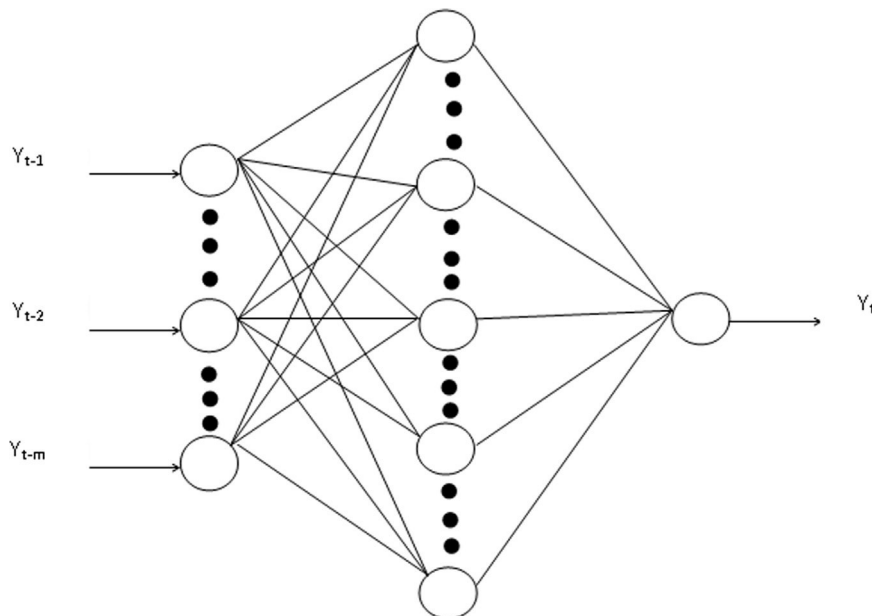


Fig. 5. ANN for solar radiation estimation.

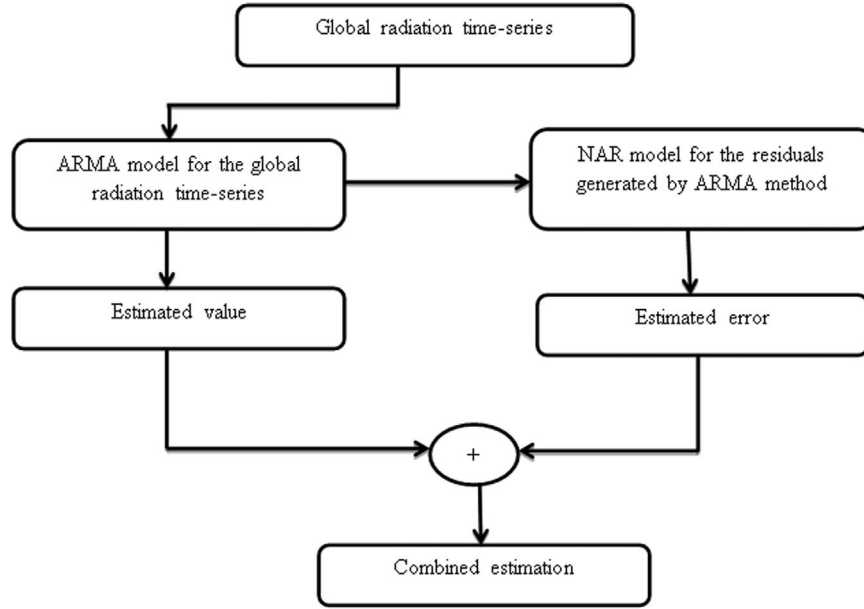


Fig. 6. Combined approach flowchart.

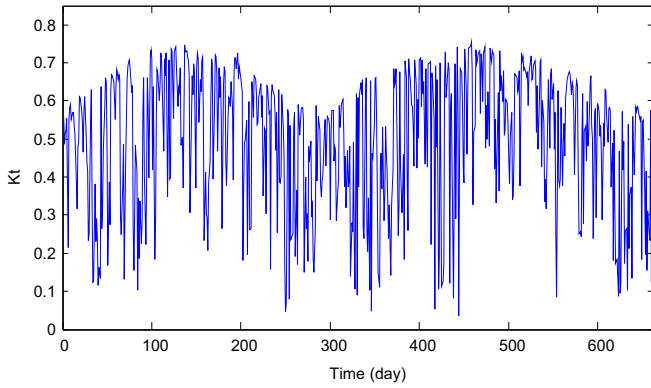


Fig. 7. Behavior of clearness index for Bouzaréah site.

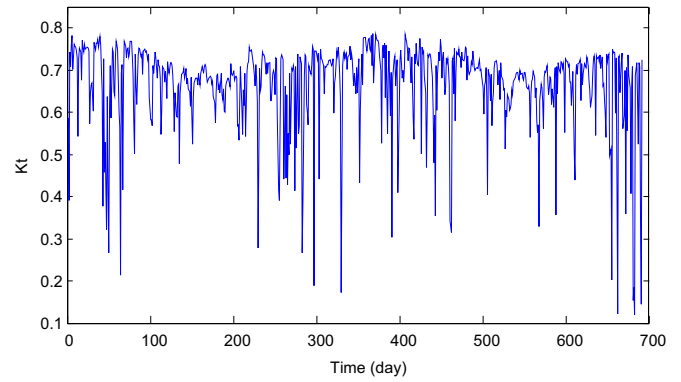


Fig. 8. Behavior of clearness index for Ghardaïa site.

follows:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{(y_i - x_i)^2}{N}} \quad (8)$$

$$nRMSE = \left[\sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2 / N \right] / x \quad (9)$$

$$MBE = \sum_{i=1}^N (y_i - x_i) / N \quad (10)$$

$$nMBE = \sum_{i=1}^N (y_i - x_i) / N\bar{x} \quad (11)$$

$$MPE = \sum_{i=1}^N (y_i - x_i) / Nx_i 100 \quad (12)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (13)$$

where: y_i and x_i are the estimated and the measured values, \bar{y} and \bar{x} are the average of estimated and measured values and N is data number.

3. Results and discussion

The implementation of ARMA model requiring the time-series should be stationary. As it is well known, the solar radiation

received on earth's surface is non-stationary and is perturbed by the atmospheric phenomena periodicity. In order to make time-series stationary, the clearness index process, which induces randomness effect caused by of atmospheric components diversity (dust, aerosols, clouds... etc.) is studied. It is defined as the ratio between the global solar radiation on ground surface and extraterrestrial solar radiation. Its equation is given below [33,34]:

$$K_t = \frac{H}{H_0} \quad (14)$$

where: H is the global ground radiation received on a horizontal surface and H_0 is the extraterrestrial global radiation expressed as:

$$H_0 = I_{sc} E_0 (\sin \delta \sin \varphi + \cos \delta \cos \varphi \cos \omega) \quad (15)$$

Figs. 7 and 8 illustrate typical behavior of the daily clearness index for both sites. The ACF and PACF for this index are plotted in Figs. 9 and 10, respectively. It can be observed from ACF plot, the curve decays after the first lag, which explain the stationary of obtained data. The PACF plot cuts-off just after few lags and it is into confidence interval at 95%. Consequently, the stationary time-series satisfy an AR process; the non-zero number of the PACF for an AR model should correspond to the order of the process. Otherwise, AR (1) or higher order would be more appropriate.

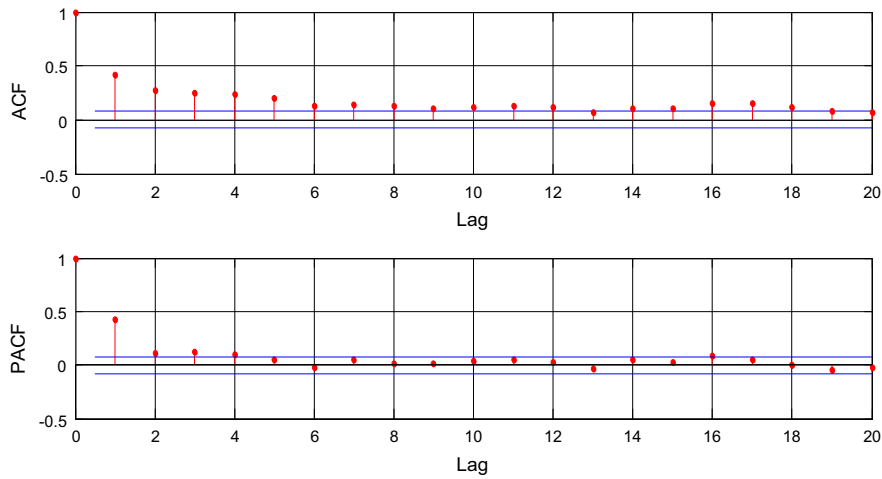


Fig. 9. ACF and PACF of clearness index time-series (Bouzaréah site).

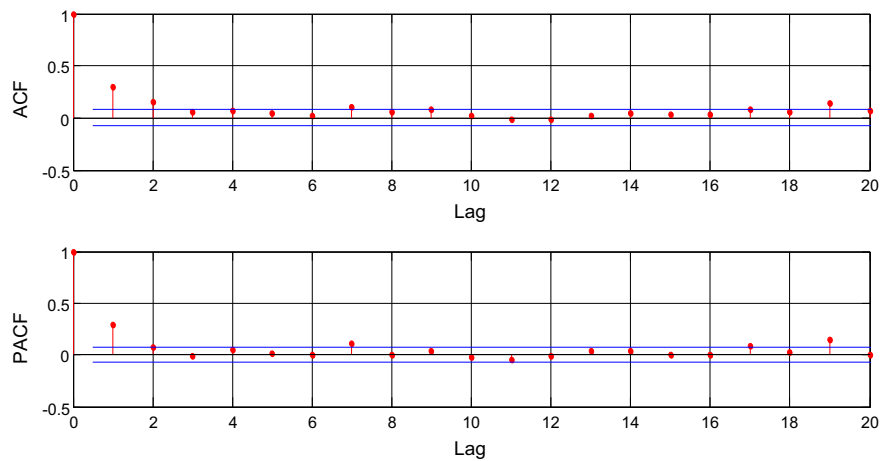


Fig. 10. ACF and PACF of clearness index time-series (Ghardaïa site).

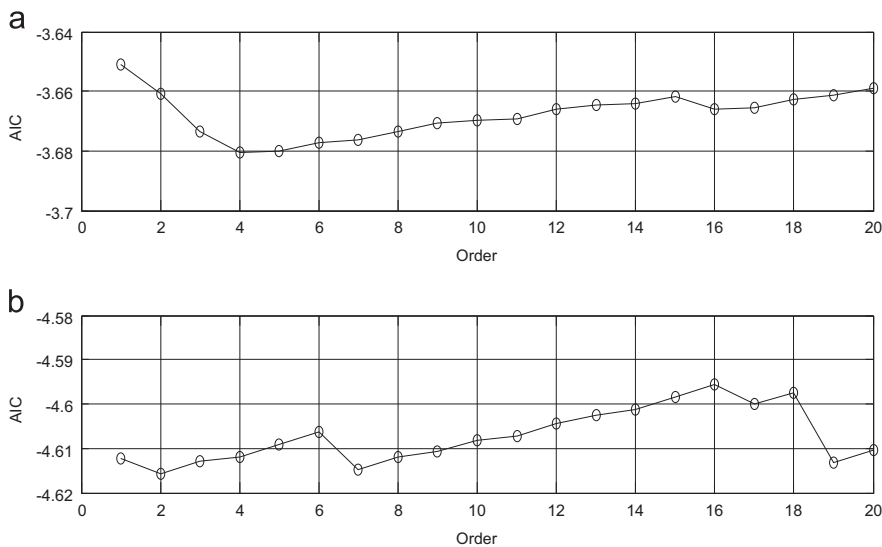


Fig. 11. AIC criterion for (a) Bouzaréah and (b) Ghardaïa.

In the Box–Jenkins technique, the model order determination based only on the PACF is not enough for model identification; additional procedure to select the appropriate order is then required. Different criterions has been used to choose the optimal order,

among them we can mention Akaike Information Criterion (AIC) which is described as the most widely used. It is expressed as:

$$AIC = \log(v) + \frac{2m}{N} \tag{16}$$

where $m = p + q$ and v is the likelihood function. The calculation results of the AIC are demonstrated in Fig. 11.

Several ARMA (p, q) models have been tested in the purpose to determine the best one. It can be seen from Fig. 11, the AIC values decrease when the model order increases then it reach its minima when the order is equal to 4 in the case of Bouzaréah site and 2 in the case of Ghardaïa site, then the model order continue increasing. Therefore, the best models for the cited areas are ARMA (4, 0)

Table 2
ARMA (4, 0) model parameters.

Parameter	Estimate	Standard error	<i>t</i> -Statistic	<i>P</i> value
AR(1)	0.3468	0.0387	8.96	0.000
AR(2)	0.0594	0.0409	1.45	0.145
AR(3)	0.0877	0.0410	2.14	0.003
AR(4)	0.1022	0.0389	2.36	0.001

Table 3
ARMA (2, 0) model parameters.

Parameter	Estimate	Standard error	<i>t</i> -Statistic	<i>P</i> value
AR(1)	0.2720	0.0381	7.14	0.000
AR(2)	0.0789	0.0388	2.03	0.007

and ARMA (2, 0) and obtained model parameters are reported in Tables 2 and 3.

When an appropriate model is chosen and its parameters are estimated, the diagnostic test for the residues is applied to verify if the model fits well the data-series. Among this diagnostic we control whether residuals of selected model from ACF and PACF graphs are independent and normally distributed. Figs. 12 and 13 present ACF and PACF plots of residuals for the achieved ARMA (4, 0) and ARMA (2, 0); most of the spikes are within the 95% confidence interval bound are found. This suggested that the model residuals are uncorrelated. The Ljung-box test of model residuals has been checked also and the results are shown in Tables 4 and 5. As seen from the Tables, all the *p*-values for selected lag numbers are greater than 0.05 and all *Q*-statistics are smaller than Chi-squares (χ^2), thus indicating the test is not significant and residual appear to be uncorrelated and resembles to random white noise.

The scatter plot of observed and estimated data from ARMA modeling is shown in Figs. 14 and 15. The dispersion between estimated and observed values is strong in the case of Bouzaréah where the correlation coefficient is 0.716, whereas in the case of Ghardaïa it is low with a correlation coefficient of 0.882.

As we discussed above, a three-layer non-linear autoregressive neural network has been designed for clearness index estimation using back-propagation learning procedure. 80% of the data have been taken for training phase and the rest (20%) were taken for test and validation. The number of input neurons corresponds to

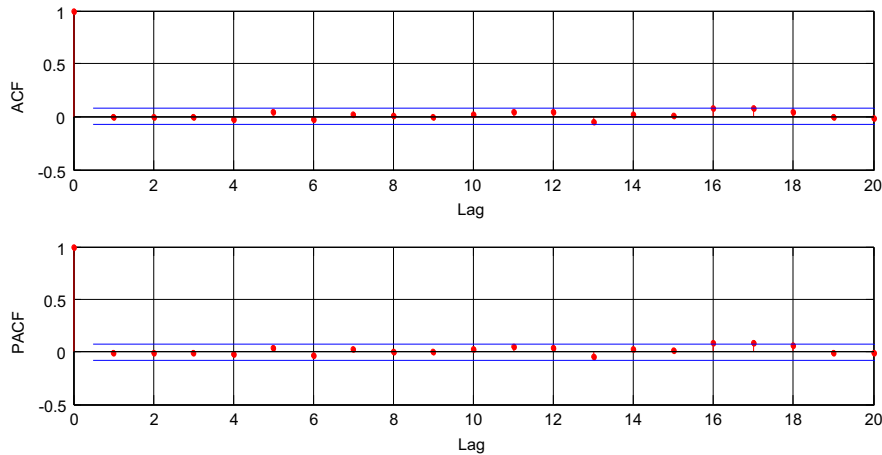


Fig. 12. ACF and PACF of the ARMA (4, 0) residuals.

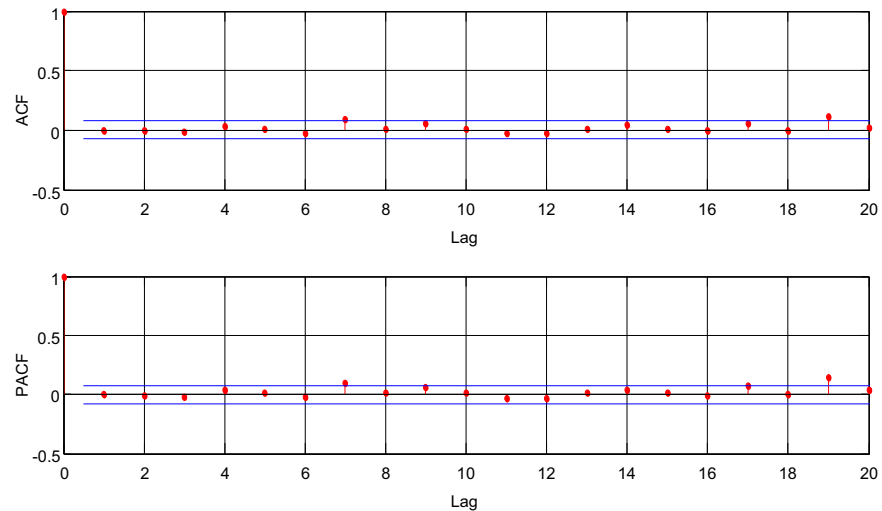


Fig. 13. ACF and PACF of the ARMA (2, 0) residuals.

Table 4
Ljung–Box test for ARMA (4, 0) model.

Lag (k)	12	24	36	48
DF	8	20	32	44
Q-Statistic	5.1	22.5	33.5	43.5
Chi-square	21.02	36.41	50.99	65.17
p-Value	0.648	0.258	0.348	0.452

Table 5
Ljung–Box test for ARMA (2, 0) model.

Lag (k)	12	24	36	48
DF	10	22	34	46
Q-Statistic	11.2	28.3	39.6	43.7
Chi-square	21.02	36.41	50.99	65.17
p-Value	0.261	0.132	0.199	0.528

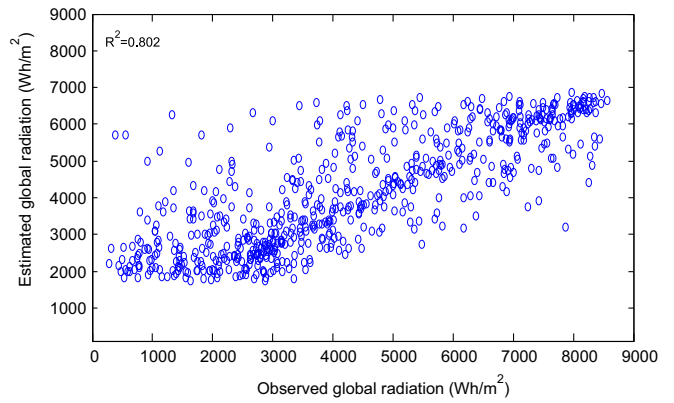


Fig. 16. Observed global radiation versus NAR model (Bouzaréah).

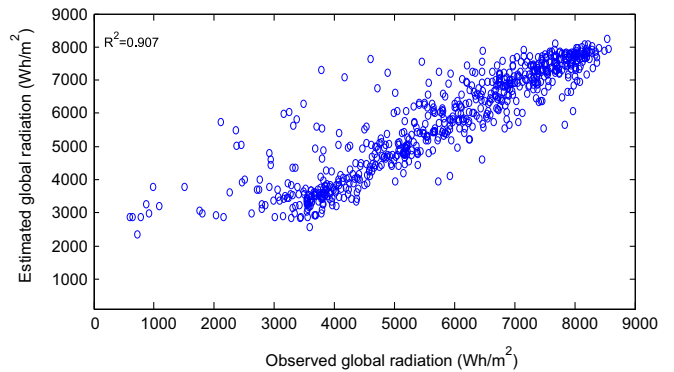


Fig. 17. Observed global radiation versus NAR model (Ghardaïa).

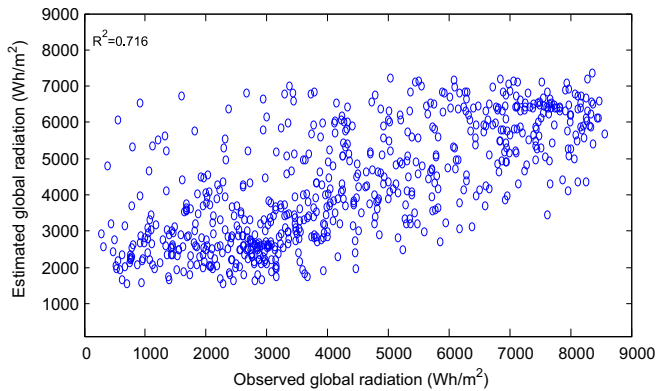


Fig. 14. Observed global radiation versus ARMA (4,0) model.

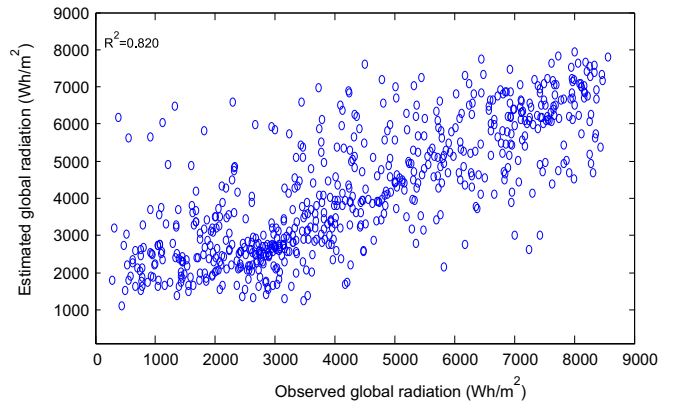


Fig. 18. Observed global radiation versus combined model (Bouzaréah).

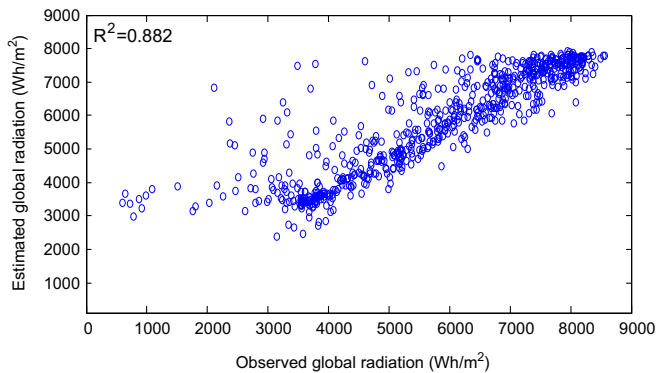


Fig. 15. Observed global radiation versus ARMA (2,0) model.

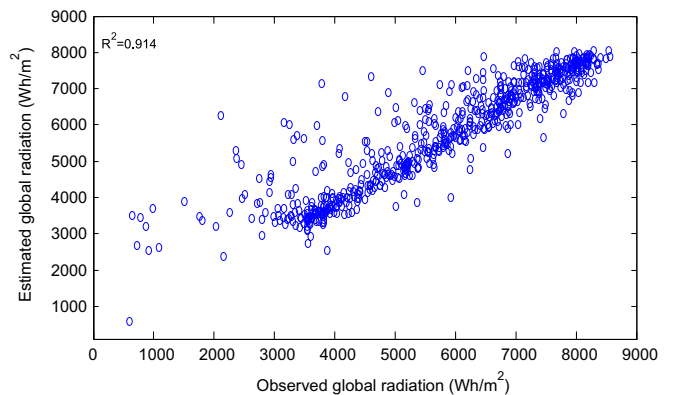


Fig. 19. Observed global radiation versus combined model (Ghardaïa).

the number of lagged observations and it can be determined by the partial autocorrelations function [10,35]. By analyzing the PACF plots of Figs. 9 and 10, it seems that that the number of delays to take into account is 4 and 2. These can be considered as the input neurons in the MLP architecture. After several trials, it was found that a network with four inputs, one hidden layer with four neurons and one output (4 × 4 × 1) is the best one for Bouzaréah and a network with two inputs, one hidden layer with two neurons and one output (2 × 2 × 1) is adequate for Ghardaïa. The scatter diagram between observed values and those estimated by NAR model is illustrated in Figs. 16 and 17. We can observe that, there is improvement compared to the ARMA model estimation; the correlation coefficient reach 0.802 and 0.907 for Bouzaréah and Ghardaïa areas, respectively.

Table 6
Statistical comparison between observed and estimated values.

Site	Approach	RMSE (W h/m ²)	nRMSE	MBE (W h/m ²)	nMBE	MPE (%)	R ²
Bouzaréah	ARMA	1553	0.361	−60.514	−0.0141	28.611	0.716
	ANN	1334	0.310	−82.459	−0.0192	24.062	0.802
	Combined	1286	0.298	−48.591	−0.0113	23.408	0.820
Ghardaïa	ARMA	813.33	0.141	−7.493	−0.0013	5.626	0.882
	ANN	726.65	0.126	−29.364	−0.0051	4.150	0.907
	Combined	701.18	0.119	−31.458	−0.0054	4.092	0.914

Table 7
Comparison between the combined ARMA–ANN model and some existing methods in the literature

Reference number	Approach	Country	R ²
[9]	ANN	France	0.78
[14]	NN-ARX	Turkey	0.91
[14]	ANFIS	Turkey	0.90
[36]	Angstrom	Algeria	0.785
[36]	Abdallah	Algeria	0.898
[36]	Ojosu	Algeria	0.892
[37]	ANFIS	Nigeria	0.854
[38]	ELMAN	UK	0.80
[38]	NN-ARX	UK	0.69
[38]	MLP	UK	0.90
[39]	Angstrom	Iran	0.88
[39]	Hargreaves	Iran	0.79
[40]	ANN	Iran	0.799
[40]	SVR-rbf	Iran	0.79
[40]	SVR-poly	Iran	0.786
Present study	ARMA–ANN	Algeria	0.914

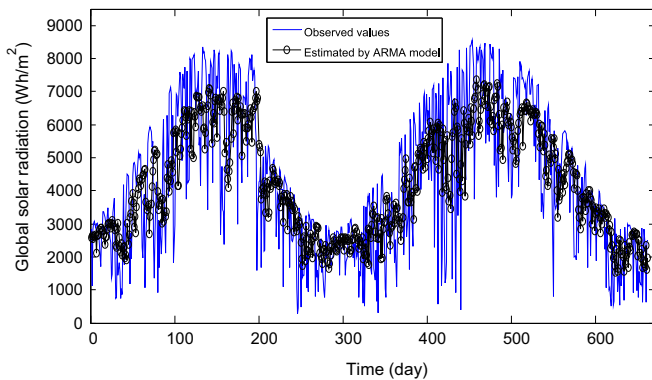


Fig. 20. Measured daily global radiation against estimated values by ARMA (4, 0).

To build the combined model, the residual issued from ARMA model which has a nonlinear aspect has been used as input to the new MLP network and also trained with the Levenberg–Marquardt algorithm; the inputs and outputs were normalized to the range of [0, 1]. The combined model has the particularity to use both the strength of the ARMA model as well as NAR network in determining different patterns. The correlation coefficient between the estimated values by hybrid model and observed data is 0.820 and 0.914. It has provided a better precision compared to ARMA and ANN methods; the scatter plot of the combined model is clarified in Figs. 18 and 19.

Using statistical performance, the estimated data of the daily global solar radiation from ARMA, NAR and combined models were compared with observed values to determine the performed one. The predicted data employing ARMA model was found to be in disagreement with the measured values, while the NAR method gives acceptable precisions. However, hybrid model guarantees the best accuracies. Table 6 summarizes the statistical comparison

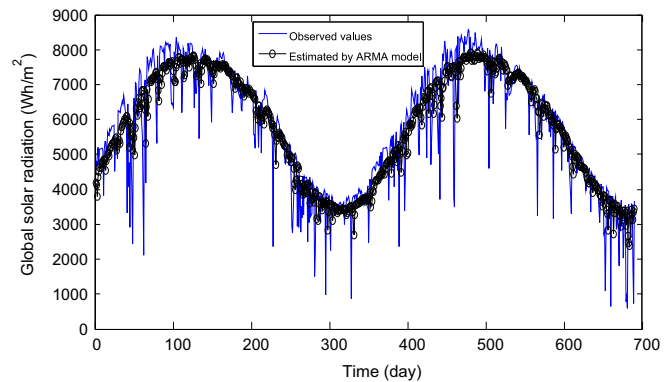


Fig. 21. Measured daily global radiation against estimated values by ARMA (2, 0).

between observed and estimated values from different approaches used in this study.

In the ARMA modeling, the RMSE and its normalized values (nRMSE) between measured data and those estimated were computed as 1553 (W h/m²) and 0.361 for Bouzaréah, and these indicators were calculated as 813.33 (W h/m²) and 0.141 for Ghardaïa. Applying the NAR method, results give 1334 (W h/m²) and 0.31 as values of RMSE and nRMSE for Bouzaréah, and 726.65 (W h/m²) and 0.126 for Ghardaïa area. In the case of combined approach, there were a decrease of 17.1% in the RMSE values over ARMA and 3.59% over NAR (Bouzaréah site) and these decreases were in the range of 13.29% over ARMA and 3.17% over NAR (Ghardaïa site). Moreover, the comparison between models in term of MBE and nMBE performance has given lower values for the combined approach. In addition, and referring to MPE, the improvements of the combined method against ARMA and ANN models were 18.1% and 2.7% (Bouzaréah site), 27.26% and 1.39% (Ghardaïa site).

The accuracy of the achieved method is compared with some empirical and AI approaches existing in the literature, as illustrated in Table 7. The comparison is carried out according to the correlation coefficient (R²). It is clearly seen that, the proposed model (ARMA–ANN) ensure a satisfactory precision (R² of about 0.914), among the other considered methods.

The daily global radiation estimated by different modeling is compared with observed data, as exposed in Figs. 20–25. The combined model has revealed its effectiveness and it is in agreement with the experimental values.

4. Conclusion

A new combined ARMA–ANN approach for estimating daily global solar radiation has been proposed. We have used data from two meteorological stations located in two different climate sites in Algeria. This approach has proved the potential to harness the unique features and strengths to capture different patterns containing in both models.

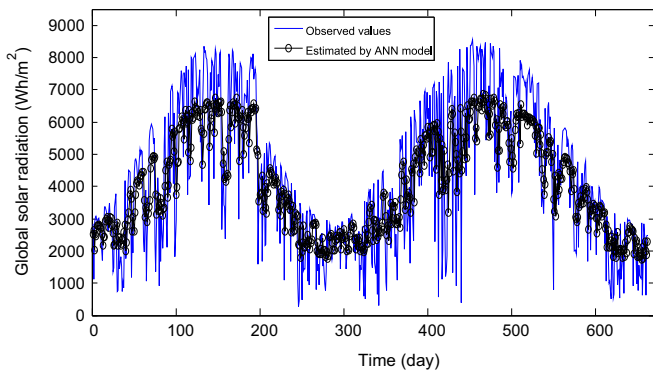


Fig. 22. Measured daily global radiation against estimated values by NAR model (Bouzaréah).

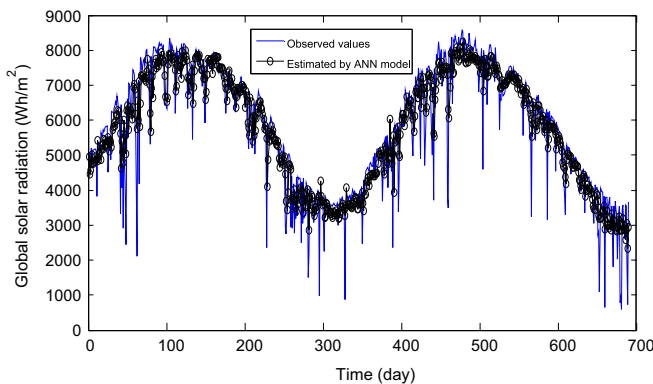


Fig. 23. Measured daily global radiation against estimated values by NAR model (Ghardaïa).

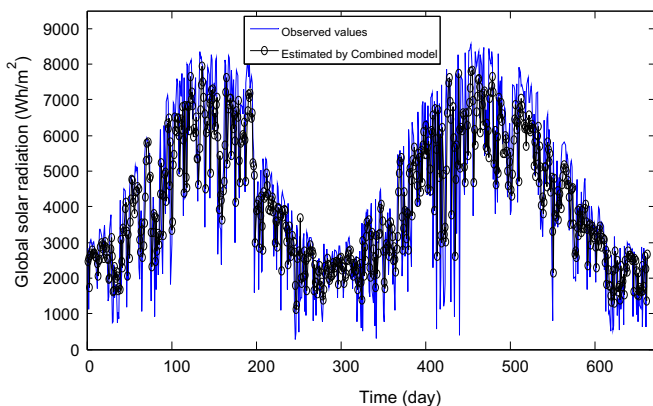


Fig. 24. Measured daily global radiation against estimated values by combined model (Bouzaréah).

Prior to implementing ARMA and ANN modeling, the global solar radiation has been transferred into clearness index in the aim to make data stationary. From these stationary data, the best ARMA and ANN models were developed. The behavior of ACF and PACF and AIC criterion allows identifying an ARMA (4, 0) and ARMA (2, 0) as appropriate models.

The statistical indices (RMSE, n RMSE, MBE, n MBE, MPE, R^2) proved that the combined approach gives best accuracies when compared to the ARMA and ANN methods separately. However, the improvement of the combined model over ARMA was 18.1% and 27.26%, while it was found to be 2.7% and 1.39% over ANN model in term of mean absolute error. The comparison between observed and estimated values by different methods, suggested

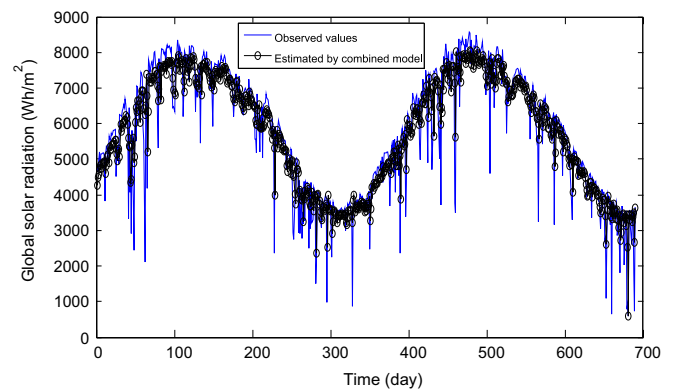


Fig. 25. Measured daily global radiation against estimated values by combined model (Ghardaïa).

that the combined model is the better one that can fit experimental data with satisfactory precisions.

Acknowledgments

The first author address special thanks to Mr. Redha Yaiche from CDER for providing dataset of Bouzaréah site used throughout this work, and for the reviews for their comments which improved the paper quality.

References

- [1] (www.mem-algerie.org).
- [2] (www.sktm.dz).
- [3] Gairaa K, Bakelli Y. Solar energy potential assessment in the Algerian south area: Case of Ghardaïa region. *J Renew Energy* 2013;11. <http://dx.doi.org/10.1155/2013/496348> Article ID 496348.
- [4] Box GEP, Jenkins GM. *Time series analysis, forecasting and control*. San Francisco, CA; 1976.
- [5] Voyant C, Paoli C, Muselli M, Nivet ML. Multi-horizon solar radiation forecasting for Mediterranean locations using time series models. *Renew Sustain Energy Rev* 2013;28:44–52.
- [6] Hassan J. ARIMA and regression models for prediction of daily and monthly clearness index. *Renew Energy* 2014;68:421–7.
- [7] Hejase HAN, Assi AH. Time-series regression model for prediction of mean daily global solar radiation in Al-Ain, UAE. *ISRN Renew Energy* 2012. <http://dx.doi.org/10.5402/2012/412471>.
- [8] Yadav AK, Chandel SS. Solar radiation prediction using artificial neural network techniques: a review. *Renew Sustain Energy Rev* 2014;33:772–81.
- [9] Voyant C, Muselli M, Paoli C, Nivet ML. Optimization of an artificial neural network dedicated to the multivariate forecasting of daily global radiation. *Energy* 2011;36:348–59.
- [10] Amrouche B, Le Pivert X. Artificial neural network based daily local forecasting for global solar radiation. *Appl Energy* 2014;130:333–41.
- [11] Rehman S, Mohandes M. Artificial neural network estimation of global solar radiation using air temperature and relative humidity. *Energy Policy* 2008;36:571–6.
- [12] Benghanem M, Mellit A, Alamri SN. ANN-based modelling and estimation of daily global solar radiation data: a case study. *Energy Convers Manag* 2009;50:1644–55.
- [13] Krishnaiah T, Srinivasa Rao S, Madhumurthy K, Reddy KS. Neural network approach for modelling global solar radiation. *J Appl Sci Res* 2007;3(10):1105–11.
- [14] Gani A, Mohammadi K, Shamshirband S, Khorasanizadeh H, Danesh AS, Piri J, Ismail Z, Zamani M, Day of the year-based prediction of horizontal global solar Radiation by a neural network auto-regressive model. *Theor Appl Climatol* 2015. <http://dx.doi.org/10.1007/s00704-015-1533-8>.
- [15] Chen JL, Li GS, Wu SJ. Assessing the potential of support vector machine for estimating daily solar radiation using sunshine duration. *Energy Convers Manag* 2013;75:311–8.
- [16] Bektas EB. A least squares support vector machine model for prediction of the next day solar insolation for effective use of PV systems. *Measurement* 2014;50:255–62.
- [17] Wu W, Liu HB. Assessment of monthly solar radiation estimates using support vector machines and air temperatures. *Int J Climatol* 2012;32:274–85.
- [18] Kisi O. Modeling solar radiation of Mediterranean region in Turkey by using fuzzy genetic approach. *Energy* 2014;64:429–36.

- [19] Wu J, Chee KC. Prediction of hourly solar radiation using a novel hybrid model of ARMA and TDNN. *Sol Energy* 2011;85:808–17.
- [20] Benmouiza K, Chekneane A. Small-scale solar radiation forecasting ARMA and nonlinear autoregressive neural network models. *Theor Appl Climatol* 2015. <http://dx.doi.org/10.1007/s00704-015-1469-z>.
- [21] Chaabene M, Ben Ammar M. Neuro-fuzzy dynamic model with Kalman filter to forecast irradiance and temperature for solar energy systems. *Renew Energy* 2008;33:1435–43.
- [22] Benmouiza K, Chekneane A. Forecasting hourly global solar radiation using hybrid k-means and nonlinear autoregressive neural network models. *Energy Convers Manag* 2013;56:1–9.
- [23] Mellit A, Benghaneim M, Kalogirou SA. An adaptive wavelet-network model for forecasting daily total solar-radiation. *Appl Energy* 2006;83:705–22.
- [24] Diagne M, David M, Lauret P, Boland J, Schmutz N. Review of solar irradiance forecasting methods and a proposition for small-scale insular grids. *Renew Sustain Energy Rev* 2013;27:65–76.
- [25] Mellit A, Kalogirou SA, Hontoria L, Shaari S. Artificial intelligence techniques for sizing photovoltaic systems: a review. *Renew Sustain Energy Rev* 2009;13:406–19.
- [26] Mellit A, Kalogirou SA. Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications: a review. *Prog Energy Combust Sci* 2008;34:574–632.
- [27] Chellali F, Khellaf A, Belouchrani A, Khanniche R. A comparison between wind speed distributions derived from the maximum entropy principal and Weibull distribution. Case of study; six regions of Algeria. *Renew Sustain Energy Rev* 2012;16(1):379–85.
- [28] Haddad S, Benghaneim M, Mellit A, Daffallah KO. ANNs-based modelling and prediction of hourly flow rate of a photovoltaic water pumping system: experimental validation. *Renew Sustain Energy Rev* 2015;43:635–43.
- [29] Khashei M, Bijari M. A novel hybridization of artificial neural networks and ARIMA models for time series forecasting. *Appl Soft Comput* 2011;11:2664–75.
- [30] Valenzuela O, Rojas I O, Rojas F, Pomares H, Herrera LJ, Guillen A, Marquez L, Pasadas M. Hybridization of intelligent techniques and ARIMA models for time series prediction. *Fuzzy Sets and Syst* 2008;159:821–45.
- [31] Zhang GP. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing* 2003;50:159–75.
- [32] <<www.mathworks.com>>.
- [33] Duffie JP, Beckman WA. *Solar engineering of thermal process*. 2nd ed.. New York: John-Wiley; 1991.
- [34] Iqbal M. *An Introduction to solar radiation*. Canada: Academic Press; 1983.
- [35] Voyant C, Muselli M, Paoli C, Nivet ML. Hybrid methodology for hourly global radiation forecasting in Mediterranean area. *Renew Energy* 2013;53:1–11.
- [36] Gairaa K., Bakelli Y. A comparative study of some regression models to estimate the global solar radiation on a horizontal surface from sunshine duration and meteorological parameters for Ghardaïa site, Algeria; 2013. 11 pages. Article ID 754956. <http://dx.doi.org/10.1155/2013/754956>.
- [37] Olatomiwa L, Mekhilef S, Shamshirband S, Petković D. Adaptive neuro-fuzzy approach for solar radiation prediction in Nigeria. *Renew Sustain Energy Rev* 2015;51:1784–91.
- [38] Moghaddamnia A, Remesan R, Hassanpour KM, Mohammadi M, Han D, Piri J. Comparison of LLR, MLP, Elman, NNARX and ANFIS models with a case study in solar radiation estimation. *J Atmos Sol Terr Phys* 2009;71:975–82.
- [39] Piri J, Kisi O. Modelling solar radiation reached to the Earth using ANFIS, NN-ARX, and empirical models (Case studies: Zahedan and Bojnurd Stations). *J Atmos Sol Terr Phys* 2015;123:39–47.
- [40] Ramedani Z, Omid M, Keyhani A, Shamshirband S, Khoshnevisan B. Potential of radial basis function based support vector regression for global solar radiation prediction. *Renew Sustain Energy Rev* 2014;39:1005–11.

Chapter 57

Maximisation and Optimisation of the Total Solar Radiation Reaching the Solar Collector Surfaces

Kacem Gairaa, Abdallah Khellaf, Farouk Chellali, Said Benkaciali, Yahia Bakelli, and Salah Bezari

Abstract The performance of solar conversion systems is affected by its orientation and tilt angle with the horizontal plane. This is because both of these parameters change the amount of solar energy received by the collector surfaces.

In this study, the optimum tilt angle of solar systems is determined in order to increase the solar radiation amount reaching the collector plane. Mathematical models have been used for estimating the total (global) solar radiation on a sloped surface and to determine the optimum tilt and surface azimuth angles in Ghardaïa area, southern Algeria, on a daily basis, as well as for a specific period of the year. Then, these models are compared with experimental data for choosing the best one, through the statistical test calculation.

For this purpose, a database for one complete year of solar radiation components (global, diffuse and direct) has been used.

The results obtained show that the optimum angle for each month allows us to collect the maximum solar radiation; the annual tilt angle is approximately equal to the latitude of the site and the surface azimuth is due south. The loss in the amount of energy between a fixed plane of 32.6° and another one adjustable according to the monthly optimum tilt angle is around 10 %.

Keywords Solar collector • Inclined surface • Solar radiation • Optimum angle

K. Gairaa (✉)

Unité de Recherche Appliquée en Energies Renouvelables, URAER, Centre de Développement des Energies Renouvelables, CDER, 47133 Ghardaïa, Algeria

Department of Electrical Engineering, Faculty of Applied Science, Ibn Khaldoun University, BP P 78, Zaaroura 14000, Tiaret, Algeria

e-mail: giso147@gmail.com

A. Khellaf

Centre de Développement des Energies Renouvelables, CDER, BP 62 Route de l'Observatoire, Bouzaréah 16340, Algiers, Algeria

F. Chellali • S. Benkaciali • Y. Bakelli • S. Bezari

Unité de Recherche Appliquée en Energies Renouvelables, URAER, Centre de Développement des Energies Renouvelables, CDER, 47133 Ghardaïa, Algeria

Nomenclature

A_1	Anisotropy index in HDKR model
B_n	Beam solar irradiance W/m^2
D_h	Diffuse solar irradiance on horizontal surface W/m^2
f	Modulating factor in HDKR model
F	Modulating function in Klucher model
f_1	Circumsolar brightening coefficient in Perez model
f_2	Horizon brightening coefficient in Perez model
G_h	Global solar irradiance on horizontal surface W/m^2
G_β	Global solar irradiance on inclined surface W/m^2
$G_{\beta,e}$	Estimated global irradiation on inclined surface $kWh/m^2/day$
$G_{\beta,m}$	Measured global irradiation on inclined surface $kWh/m^2/day$
I_{on}	Extraterrestrial solar irradiance W/m^2
MBE	Mean bias error
MPE	Mean relative percentage error
R_b	Ratio of the beam radiation on the tilted surface to that on horizontal surface
R_d	Ratio of the diffuse radiation on the tilted surface to that on horizontal surface
RMSE	Root mean square error

Greek Letters

A	Solar elevation angle $^\circ$
ρ	Ground albedo
β	Tilt angle $^\circ$
θ	Incidence angle $^\circ$
θ_z	Zenith angle $^\circ$
δ	Sun declination angle $^\circ$
\emptyset	Latitude $^\circ$
γ	Azimuth angle $^\circ$
ω	Hour angle $^\circ$

57.1 Introduction

In the recent years, the world is interested by the renewable energies more than before to reduce the greenhouse effect, caused by the absurd exploitation of conventional sources. This interest is resulted in the launch of several ambitious programs in order to develop cleaner energy sources and energy efficiency.

Measurements of global solar radiation reaching the surface of the earth and its two components direct and diffuse are essential in the most research fields of solar energy. The daily values as well as the monthly ones are needed to evaluate the

performance of existing solar devices, and to estimate the efficiency of the future installations [1].

The optimum design of photovoltaic or thermal solar systems for any application is important to determine their performance at the site of installation. The amount of power produced by a solar energy conversion system depends upon the amount of sunlight reaching the collector. So, more light means more power; the performance of a solar collector is highly influenced by its orientation and its angle of tilt with the horizontal. This is due to the fact that both the orientation and tilt angle change the solar radiation reaching the collector surfaces. The best way to collect maximum daily energy is the use of tracking systems, but in most practical cases, the tracker cannot be used due to its expensive cost and for the complication of some requested PV or thermal configuration systems.

In the literature, many researchers in different sites of the world have determined the optimum tilt angle and orientation of solar collectors. In general, the obtained results suggested that the yearly optimum tilt angle is found to be around the latitude of the site, while the optimum azimuth is full south in the hemisphere north (due north in the hemisphere south). A brief state of the art of some works regarding optimum tilt angle is cited below:

Benghanem [2] has optimised the tilt angle for solar panel in Madinah (Saudi Arabia); he has used measurements of daily global and diffuse solar radiation on a horizontal surface; the results gotten showed that the optimum tilt angle for each month allows to collect the maximum solar energy. He found too the loss in the amount of collecting energy when using the yearly average fixed angle of around 8 % compared with the monthly optimum tilt angle.

Ghosh et al. [3] have used isotropic and anisotropic models for estimating the global solar radiation on an inclined plane. They found that the anisotropic model of Perez gives the best result based on a statistical test with an RMSE of 0.09. Thereafter, with this model they determined the optimum tilt and orientation angles for Dhaka (Bangladesh) site. Koray et al. [4] performed the optimum tilt angle in Izmir (Turkey), in order to maximise the solar radiation reaching solar collectors. He has employed the isotropic model of Liu and Jordan to calculate the total solar radiation on inclined surface. His obtained results indicated that the seasonal tilt angle should be 55.7° in winter, 18.3° in spring, 4.3° in summer and 43° in autumn. Murat et al. [5] have examined the optimum tilt angle and orientation of PV panels in Sanliurfa (Turkey); they found that the monthly optimum tilt angles change throughout the year with the minimum values obtained in June and the maximum ones achieved in December. Mohd et al. [6] have determined the collector optimum tilt angle and orientation in Brunei Darussalam; they revealed that changing tilt angle 12 times in a year maintains approximately the total solar radiation near the maximum value that is found by changing the tilt angle daily to its optimum value. The yearly gain is 5 % more than the case of collector fixed on a horizontal surface. Morcos [7] studied the optimum tilt angle and orientation in Assiut (Egypt); he noted that changing the tilt angle eight times in a year is necessary to maintain the global solar radiation near its maximum values. He has also found that the gain in global solar radiation is 6.85 % more than the case of collector fixed at the latitude of the site.

The goal of this study is the determination of the optimum tilt angle and orientation in order to increase the amount of solar radiation reaching the collector surfaces on a daily and on a monthly basis as well as for a specific period of the year. Four mathematical models have been tested to calculate the global solar radiation on inclined surface. A case study of a Ghardaïa site (south Algeria) has been taken as an example of application.

57.2 Description of the Site and Data Source

Ghardaïa site is considered an arid and dry area, located in the south of Algeria, about 600 Km south of the capital city (Fig. 57.1); it is framed by the following geographical coordinates: latitude of $32^{\circ}36'$ N, longitude of $3^{\circ}48'$ E and altitude of 450 m above mean sea level [8].

The measured data on solar radiation used in this study were collected by a radiometric station presented in Fig. 57.2 with high precision, installed on the roof of solar radiation laboratory. The station has two parts:

- A fixed part consists of two *EKO MS-64* pyranometers for the measurement of global solar radiation on a horizontal surface (its short-wave sensitivity is 7.0 (mV/kW/m^2)) and on inclined surface at the latitude of the site.
- A moving part, which is able to track the path of the sun from sunrise to sunset.



Fig. 57.1 Ghardaïa site location



Fig. 57.2 Radiometric station

The last one consists of an *EKO MS-101D* pyrheliometer with short-wave sensitivity of $6.71 \text{ (mV/kW/m}^2\text{)}$, which is pointed at the sun disc for measuring the DNI component. Another *EKO MS-64* pyranometer with short-wave sensitivity of $7.0 \text{ (mV/kW/m}^2\text{)}$ for the measurement of diffuse solar radiation on the horizontal plane is equipped with a shadow band for hiding the radiant flux coming directly from the sun. All solar components are made with an interval of five minutes for each one. Figure 57.3 illustrates the monthly average daily solar radiation components measured in Ghardaïa area.

57.3 Global Solar Radiation on Inclined Surface (G_{β})

Several models have been proposed by various researchers to calculate global solar radiation on tilt surfaces from the available data on a horizontal surface. The only difference among the models appears in the assessment of sky diffuse components; the global solar radiation on sloped surface is the sum of three components, direct, diffuse and reflected radiation (Fig. 57.4), and can be expressed as

$$G_{\beta} = (G_h - D_h)R_b + D_hR_d + G_hR_r \quad (57.1)$$

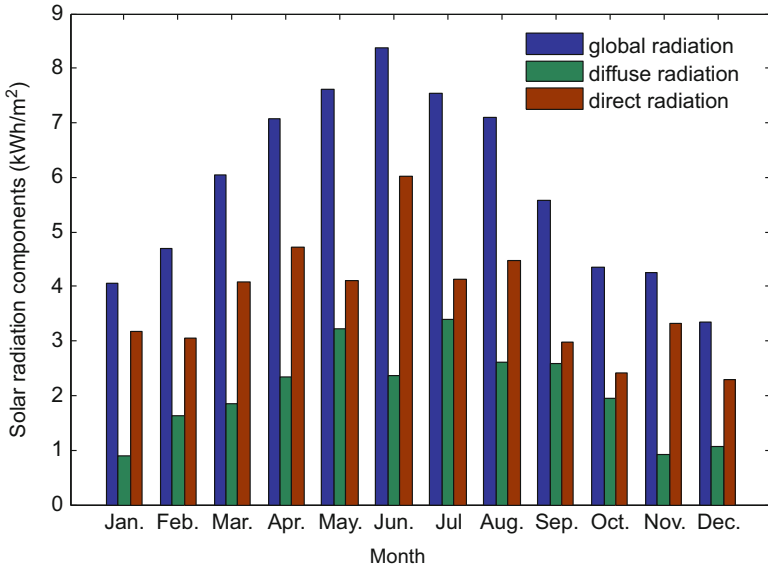


Fig. 57.3 Monthly average global, diffuse and direct solar radiation falling on horizontal surface measured in Ghardaia site

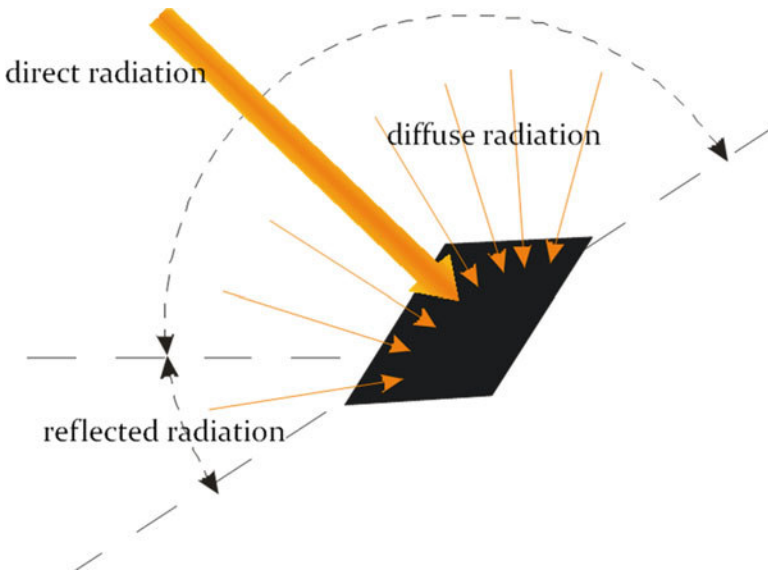


Fig. 57.4 Composition of the global solar radiation on a tilted surface

where R_r is ground reflection term

$$R_r = \rho \left(\frac{1 - \cos \beta}{2} \right) \quad (57.2)$$

R_b is the ratio of the beam radiation on the tilted surface to that on horizontal surface calculated as

$$R_b = \frac{\cos \theta}{\cos \theta_z} \quad (57.3)$$

θ and θ_z are calculated by the following equations:

$$\cos \theta = A + B \quad (57.4)$$

$$A = \sin \delta \sin \varnothing \cos \beta - \sin \delta \cos \varnothing \sin \beta \cos \gamma + \cos \delta \cos \varnothing \cos \beta \cos \omega \quad (57.5)$$

$$B = \cos \delta \sin \varnothing \sin \beta \cos \omega \cos \gamma + \cos \delta \sin \gamma \sin \beta \sin \omega \quad (57.6)$$

$$\cos \theta_z = \sin \delta \sin \varnothing + \cos \varnothing \cos \delta \cos \omega \quad (57.7)$$

Based on the suppositions made by Iqbal [9] and Duffie et al. [12], the estimation models can be classified into isotropic or anisotropic models.

57.3.1 Isotropic model

57.3.1.1 Liu and Jordan model [9]

This model assumes that the diffuse radiation is uniformly distributed over the sky dome; the radiation tilt factor (ratio of the diffuse radiation on inclined surface to that on horizontal surface) is given by

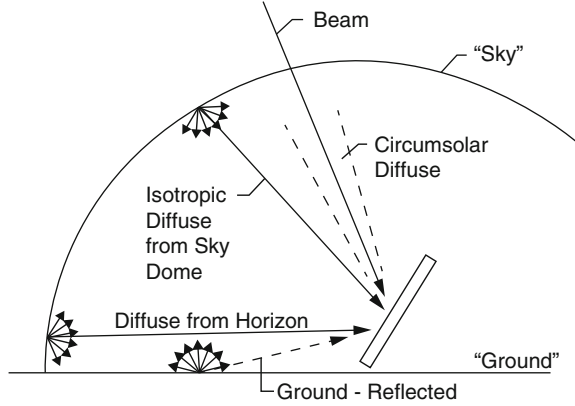
$$R_d = (1 + \cos \beta)/2 \quad (57.8)$$

57.3.2 Anisotropic Model

These models assume that the anisotropy of the diffuse radiation is in the circumsolar region resulting from forward scattering of solar radiation and concentrated in the part of the sky, while it is isotropically distributed in the rest of the sky dome.

Figure 57.5 shows the schematic distribution of the diffuse solar radiation for both isotropic and anisotropic models.

Fig. 57.5 Isotropic and anisotropic diffuse solar radiation [9, 12]



57.3.2.1 Klucher Model [10]

In this model, the condition of cloudiness of the sky has been taken into account; the diffuse radiation tilt factor is obtained from the relation

$$R_d = \frac{1}{2}(1 + \cos \beta) \left[1 + F \sin^3(\theta_z) \right] (1 + F \cos^2 \theta_z \sin^3 \left(\frac{\pi}{2} - \alpha \right)) \tag{57.9}$$

while

$$F = 1 - \left(\frac{D_h}{G_h} \right)^2 \tag{57.10}$$

57.3.2.2 Perez Model [11]

The diffuse tilt factor in this model is described as

$$R_d = \frac{1}{2}(1 + \cos \beta) \left(1 - F'_1 \right) + F'_1 \left(\frac{a}{b} \right) + F'_2 \sin \beta \tag{57.11}$$

where F'_1 and F'_2 are circumsolar and horizon brightness coefficients and the values are presented in a table given by Perez using data for nine stations having various climatic conditions. a and b are terms that account for the angles of incidence of the cone of circumsolar radiation on the tilted and horizontal surfaces ($a = \max(0, \cos \theta)$ and $b = \max(0.087, \cos \theta_z)$).

57.3.2.3 HDKR Model [12]

The diffuse tilt factor in the HDKR model is given as follows:

$$R_d = (1 - A_l) \left(\frac{1 + \cos \beta}{2} \right) \left(1 + f' \sin^3 \left(\frac{\beta}{2} \right) \right) + A_l R_b \quad (57.12)$$

The modulating factor f' accounts for the effect of the cloudiness, while the coefficient A_l is the anisotropy index and it defines the portion of horizontal diffuse radiation to be treated as circumsolar:

$$A_l = \frac{B_n}{I_{on}} \quad (57.13)$$

$$f' = \sqrt{\frac{B_h}{G_h}} \quad (57.14)$$

57.4 Statistical Test

The accuracy of the estimated models will be judged by the statistical indicators, such as the mean bias error (MBE), root mean square error (RMSE) and mean relative percentage error (MPE). These indicators are usually applied in the comparison of solar radiation models. The mean square error provides information about the performance of correlations, which enable comparison of the real differences between the estimated values and the measured ones; a low RMSE is desirable. The MBE provides the long-term performance of the model; in general, the positive MBE shows overestimation while the negative MBE indicates underestimation. The expression of each statistical indicator is given below:

$$RMSE = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{G_{\beta,e} - G_{\beta,m}}{G_{\beta,m}} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (57.15)$$

$$MBE = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n \frac{G_{\beta,e} - G_{\beta,m}}{G_{\beta,m}} \right) \quad (57.16)$$

$$MPE = \left[\left(\frac{G_{\beta,m} - G_{\beta,e}}{G_{\beta,m}} \right) \right] 100 \quad (57.17)$$

57.5 Results and Discussion

Using the equations described above, the global solar radiation falling on an inclined surface has been calculated for different angles of inclination. A program written in Matlab is used for the calculation of G_p for the isotropic and anisotropic models as well as the statistical errors. Measurements of global and diffuse solar radiation on a horizontal surface and the direct normal components with an interval of 5 min for the whole year are used as input parameters. Table 57.1 summarises the results of the statistical comparison obtained from the four tested models. It is clear that the anisotropic *HDKR* model gives least errors monthly and annually. Hence, this model is used therefore for determining the different tilt angles.

In order to determine the yearly optimum tilt angle in Ghardaia site, the tilt angle has been varied from 0° to 90° in steps of 1° , when the azimuth angle has been varied from -90 to $+90$ covering all orientations. The optimum tilt angle is corresponding to the maximum of energy; the obtained results show that the yearly angle is around the latitude of the site ($\beta = 32.6^\circ$) and the azimuth angle is due full south ($\gamma = 0^\circ$); this result indicates an optimum fixed tilt throughout a year. Figure 57.6 illustrates the contour of global solar radiation on a sloped surface for

Table 57.1 Statistical comparison for the four studied models

Model	Statistical indicators		
	RMSE	MBE	MPE
Liu and Jordan	0.021	-0.0189	2
<i>HDKR</i>	0.0216	0.0013	0.212
Klucher	0.0344	0.0284	2.69
Perez	0.109	0.0518	5.54

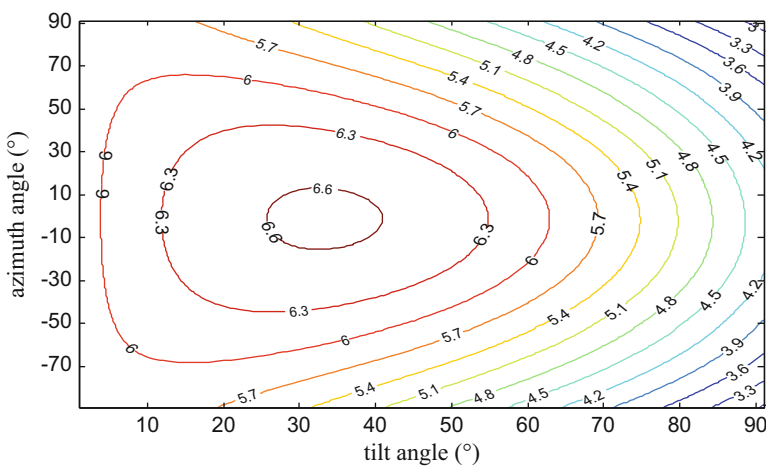


Fig. 57.6 Contour of global solar radiation (kWh/m^2) falling on inclined surface

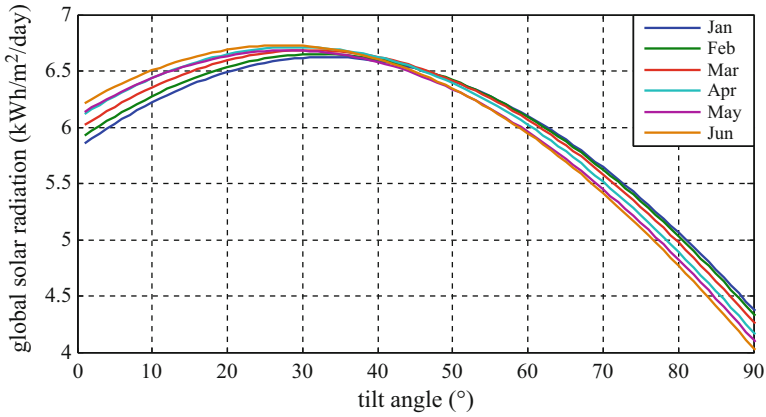


Fig. 57.7 Monthly average daily global solar irradiancies for different tilt angles (January–June)

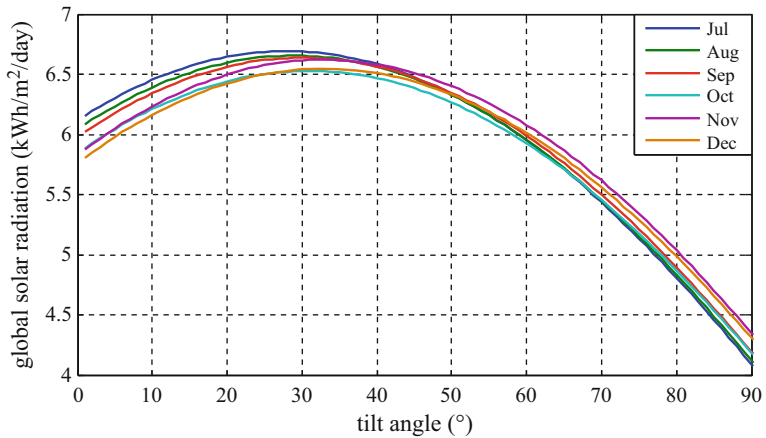


Fig. 57.8 Monthly average daily global solar irradiancies for different tilt angles (July–December)

different tilt and azimuth angles; the area of energy peak is found around the latitude tilt angle and the maximum yearly energy in this tilt angle is 6.6 (kWh/m²/day).

Figures 57.7 and 57.8 present the monthly average daily global solar irradiation on a south-facing surface. It is clear from the figures that a unique optimum tilt angle exists for each month of the year that corresponds to the maximum point of each curve. Optimum tilt angle and monthly average daily total solar radiation on an optimum tilted surface are given in Table 57.2. The optimum tilt angle was changing between a minimum of 1° in June and a maximum of 61° in December throughout a year. The loss in the amount of energy between a fixed collector tilted at the latitude of the site and another one adjustable according to the monthly

Table 57.2 Optimum tilt angle and daily average total solar radiation for each month of the year in Ghardaïa site

Month	β ($^{\circ}$)	G_{β} (kWh/m ² /day)	G_h (kWh/m ² /day)
January	60	7.27	4.07
February	52	7.24	4.69
March	38	7.16	6.04
April	20	7.4	7.08
May	6	7.88	7.61
June	1	8.31	8.38
July	4	7.7	7.68
August	14	6.7	7.17
September	28	6.34	6.06
October	43	5.39	4.36
November	58	7.08	4.24
December	61	5.93	3.34

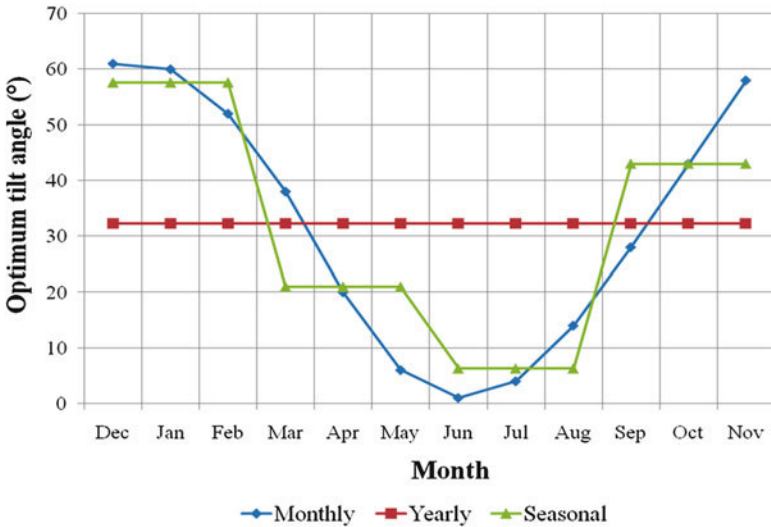


Fig. 57.9 Variation of optimum tilt angle for Ghardaïa site

optimum tilt angle is around 10 %, while the loss is 37 % if the fixed collector tilted at the latitude of the site is compared with another one placed on a horizontal surface, mainly in the winter months.

The seasonal optimal tilt angle was calculated by the same method as the monthly tilt, by looking for the maximum energy for the four seasons of the year. This requires that the collector angle must be changed four times a year, as shown in Fig. 57.9. In winter the optimum tilt angle should be 57.6°, in spring 21°, in summer 43° and in Autumn 6.3°. Figure 57.10 gives the average solar energy collected when the angle of the tilt is optimum, and when the seasonal and yearly average angles are used.

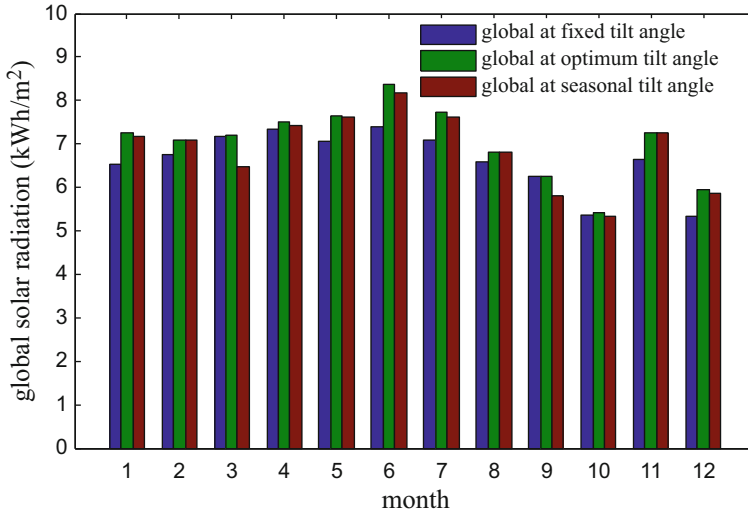


Fig. 57.10 Monthly average daily global solar radiation for optimum, seasonal and yearly tilt angles

57.6 Conclusions

In this study, the optimum tilt angle has been determined in order to increase the amount of total solar radiation reaching solar collectors. Four models have been tested for calculating the global solar radiation on inclined surfaces. The statistical radiation test allowed identifying the HDKR model for the calculation of global solar radiation on inclined surface with the least errors monthly and annually.

The yearly optimum tilt angle is found to be 32.6° and the optimum azimuth is full south which permit to collect the yearly solar energy of $2,424.5 \text{ (kWh/m}^2\text{/day)}$. The monthly optimum tilt angle has a minimum value of 1° in June and the monthly average total solar radiation at this angle is $8.34 \text{ (kWh/m}^2\text{/day)}$. Then, the optimum tilt angle reaches its maximum in winter months and has a value of 61° in December which collects $5.93 \text{ (kWh/m}^2\text{/day)}$ of solar energy monthly; the average optimum tilt angle for the summer months is 6.3° and for the winter months 57.6° . With the seasonally adjusted tilt angles, the yearly collected solar energy was $2,539.69 \text{ (kWh/m}^2\text{/day)}$.

In the light of the obtained results, users are advised to set their collectors optimally to improve efficiency and get better output of solar collectors.

References

1. Gairaa K, Benkaciali S (2011) Analysis of solar radiation measurements in Ghardaïa area, south Algeria. *Energy Procedia* 6:122–129
2. Benghanem M (2011) Optimization of tilt angle for solar panel: case study for Madinah, Saudi Arabia. *Appl Energy* 88:1427–1433
3. Ghosh HR, Bhowmik NC, Hussain M (2010) Determining seasonal optimum tilt angles, solar radiation on variously oriented, single and double axis tracking surfaces at Dhaka. *Renew Energy* 35:1292–1297
4. Koray U (2006) Optimum tilt angle for solar collectors. *Energy Source A* 28:1171–1180
5. Murat K, Mehmet S, Yunus B, Sedat D (2004) Determining optimum tilt angles and orientations of photovoltaic panels in Sanliurfa, Turkey. *Renew Energy* 29:1265–1275
6. Mohd AH, Malik AQ (2001) Optimum tilt angle and orientation for solar collector in Brunei Darussalam. *Renew Energy* 24:223–234
7. Morcos VH (1994) Optimum tilt angle and orientation for solar collectors in Assiut, Egypt. *Renew Energy* 4:291–298
8. Gairaa K, Bakelli Y (2013) A comparative study of some regression models to estimate the global solar radiation on a horizontal surface from sunshine duration and meteorological parameters for Ghardaïa site, south Algeria. *ISRN Renew Energ: Article ID 754956*, 11 pages
9. Iqbal M (1983) *An introduction to solar radiation*. Academic, Toronto, Canada
10. Klucher TM (1979) Evaluation of models to predict insolation on tilted surfaces. *Sol Energy* 23:111–114
11. Perez R, Steward R, Arbogast C, Seals R, Scott J (1986) An anisotropic hourly diffuse radiation model for sloping surfaces: description, performance, validation, site dependency evaluation. *Sol Energy* 36:481–497
12. Duffie JA, Beckman WA (2006) *Solar engineering of thermal process*, 3rd edn. Wiley, New York, NY

Daily Global Solar Radiation Forecasting Over a Desert Area Using NAR Neural Networks

Comparison with Conventional Methods

Kacem Gairaa, Farouk Chellali, Said Benkaciali

Unité de Recherche Appliquée en Energies Renouvelables,
URAER, Centre de Développement des Energies
Renouvelables, CDER, 47133, Ghardaïa, Algeria
gisol47@gmail.com

Youcef Messlem

Laboratoire Génie Electrique et Plasmas
Université Ibn Khaldoun BP P 76 Zâaroura, 14000,
Tiaret, Algeria

Khellaf Abdallah

Centre de Développement des Energies Renouvelables,
CDER, BP 62 Route de l'Observatoire, Bouzaréah, 16340,
Algiers, Algeria

Abstract—This paper presents a solar radiation forecasting method using nonlinear autoregressive neural networks (NAR). NAR predicts a clearness index that is used to forecast global solar radiations. The NAR model is based on the feed forward multilayer perception model with two inputs and one output. Data of three years (2012-2014) of global solar radiation time-series for Ghardaïa site (desert area), south Algeria have been used to develop the model. A comparison with Box-Jenkins (ARMA) method was done, and the proposed approach was found to be more efficient and accurate. The forecasted values are compared with the measured data and the accuracy of the models is judged based on the statistical analysis such as root mean square error (RMSE) and his normalized value (nRMSE), mean bias error (MBE) and his normalized value (nMBE) and the mean percentage error (MPE). The obtained results showed an improvement of the NAR model over ARMA in term of mean absolute error (MAE) of 23.89% and a decrease in RMSE values of about 15.50% while the coefficient correlation was found to be 0.91.

Keywords- Solar radiation, Horizontal surface, ANN, ARMA

I. INTRODUCTION

Energy became a vital issue for people and modern societies. However, human behaviour is strongly induced by its availability or its non-availability, its abundance or its shortage. From these compartments will stem new challenges especially for environmental and socio-economic balances. The awareness of the importance of these defies (global warming, resource depletion, healthcare costs, etc...) should allow tending towards a more rational of energy use. The sun is the source of all energy on the planet such as oil, coal and gas. This kind of sources is exhaustible and pollutant. Obviously, these energies must be conserved for future generations and seek for

other sources. Thus, renewable energies especially solar energy appeared as potential alternative solutions [1-2]. Forecasts of solar energy are a point for a successful integration of the solar power into the existing electricity grid and helping for managing energy sales and grid operations. Therefore, the knowledge of solar radiation at ground level is crucial for all solar energy conversion systems. This key information can be collected by different manners including: ground measurements by Pyranometers and reference cells or by satellite measurements. The best way to quantify the amount of solar energy at a given site is the installation of many Pyranometers in several places on the site and keeps to their maintenances and their records. Unfortunately, for many developing countries, there are no continuous local solar radiation data due to the limited number of measuring stations, cost and maintenance of devices. Nevertheless, the use of approaches and methods for forecasting and estimating the solar radiation amount and its characteristics is paramount.

In the last decades, artificial neural networks (ANN's) are considered as a powerful tool for solar radiation forecasting. The main advantage of such approach is the need of less adjustable parameters to provide accuracy compared to that obtained with classical techniques. We find in the literature many papers dealing forecasting of global solar radiation for various forecast horizon (long-term, short-term and very short-term) using multiple meteorological, geographical and astronomical parameters (temperature, humidity, precipitation, wind speed, latitude, longitude, altitude, declination, hour angle, zenith angle, etc.) as input in the network [3-7].

The purpose of our work is the forecasting of the daily global radiation from nonlinear autoregressive (NAR) neural network. A case study of a desert area (Ghardaïa site) has been taken as an example of application. This site is very favourable for solar applying due to its huge insolation.

II. MATERIAL AND METHODS

A. Site description and data source

Ghardaia site is considered an arid area, located in the south of Algeria, about 600 Km south of the capital city (Fig. 1); the following geographical coordinates frame it: latitude of 32°36' N, longitude of 3°48' E and altitude of 450 m above mean sea level. The site is labeled by a desert character with an exceptional solar potential where the sunshine duration is more than 3000 (hours/year) [8-9]. Data of global radiations were measured each five minutes by a CIMEL CES-180 Pyranometer with sensitivity of 12.0 (μV/Wm²) installed on the roof of solar radiation laboratory of URAER. The measurements recorded during three years (2012-2014) have been used and the global solar radiations behavior is shown in Fig. 2.



Figure 1. Ghardaia site position.

B. NAR neural network model

Inspired from human brain function, the artificial neural networks (ANN's) approach is relatively a novel technique that constitutes a mathematical model for approximating relationships between variables. Unlike classical approaches, this operation is performed without imposing a particular form to data, and without making any assumptions about the distribution of the variables. Numerous types of artificial neural networks were presented in the bibliographic review among them Multi-Layer Perceptron (MLP), where the neurons are grouped into an input layer, one or more hidden layers and an output layer, Recurrent Neural Networks (RNN) such as layer recurrent networks, Time Delay Neural Networks (TDNN) and nonlinear autoregressive (NAR). The last type of ANN's model is adopted in our work (Fig. 3); it is a recurrent dynamic network based on a linear autoregressive model with feedback connections [10]. It includes several layers of the network and it is commonly used in multi-step ahead time series forecasting and uses past values of the actual observation to forecast and predict next values as determined by the following equation:

$$Y_{t+1} = f(Y_{t-1} + Y_{t-2} + \dots + Y_{t-d}) \tag{1}$$

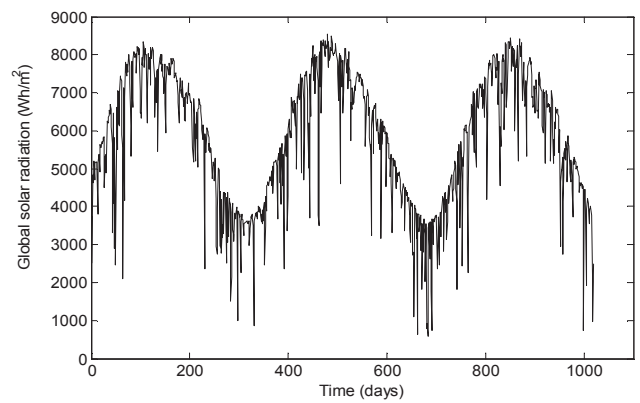


Figure 2. Evolution of global solar radiation for three years.

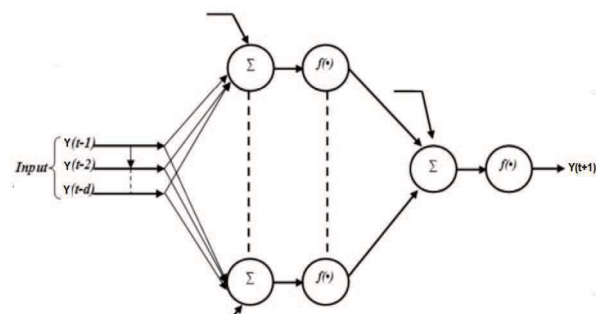


Figure 3. NAR structure for daily global radiation forecasting

C. Model performance

The performance of obtained models was judged by the statistical indicators in terms of root mean square error (RMSE) and his normalized value (nRMSE), mean bias error (MBE) and his normalized value (nMBE), the mean percentage error (MPE) and the correlation coefficient (R2). These indices are usually applied in the comparison of solar radiation models. They are defined as follows:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2 / N} \tag{2}$$

$$nRMSE = \left[\sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2 / N \right] / \bar{x} \tag{3}$$

$$MBE = \sum_{i=1}^N (y_i - x_i) / N \tag{4}$$

$$nMBE = \sum_{i=1}^N (y_i - x_i) / N \bar{x} \tag{5}$$

$$MPE = \sum_{i=1}^N ((y_i - x_i) / Nx_i) * 100 \tag{6}$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \tag{7}$$

Where: y_i and x_i are the estimated and the measured values, \bar{y} and \bar{x} are the average of forecasted and measured values and N is data number.

D. Data stationnarization

Before optimizing the NAR model, our time-series data need to be stationary. Indeed, the solar radiation received on the earth’s surface is not stationary and it is perturbed by several phenomena such as absorption and scattering by the molecules suspended in the atmosphere. So, we have used the clearness index (K_t) approach in order to make data stationary. However, it is defined as the ratio between the global solar radiation on ground surface and extraterrestrial solar radiation. Its equation is given below [11, 12]:

$$K_t = \frac{H}{H_0}$$

Where: H is the global ground radiation received on a horizontal surface and H_0 is the extraterrestrial global radiation expressed as:

$$H_0 = I_{SC} E_0 (\sin \delta \sin \varphi + \cos \delta \cos \varphi \cos \omega)$$

Where I_{SC} is solar constant ($1367W/m^2$), E_0 is the earth eccentricity, δ is solar declination ($^\circ$), φ is the site latitude ($^\circ$) and ω is the solar angle ($^\circ$).

Figure. 4 presents typical evolution of daily clearness index in Ghardaia site.

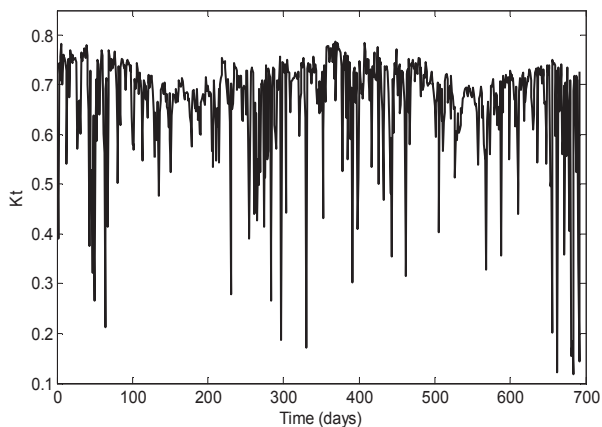


Figure 4. NAR structure for daily global radiation forecasting

III. RESULTS AND DISCUSSION

The NAR neural network optimization has been done by the following way:

Choice of the input lags number: past values of time series are added as inputs of the network architecture. This can be

determined by analysing the partial autocorrelation function (PACF) of clearness index;

Choice of hidden layer, hidden neurons number, parameters of the learning algorithm, etc.

The activation function in the hidden layer is sigmoid and in the output layer is linear function. The NAR was trained using the neural network toolbox of Matlab2013a [13].The weights were identified with the Levenberg–Marquardt (LM) algorithm. The number of lags to be considered as input neurons in the NAR network is determined by partial autocorrelation function (PACF). We have found two lags. After several trials, it was found that a network with two inputs, one hidden layer with two neurons and one output ($2 \times 2 \times 1$) is adequate for forecasting global solar radiation in Ghardaia area.

The prediction of the NAR performance parameters are reported in Table 1. The correlation coefficient is found as 91% with testing dataset. For the forecasting error, it has been found about 11.3% for normalised root mean square error (nRMSE) and 7.55% for mean absolute error (MPE).

TABLE I. PERFORMANCE PARAMETERS OF DEVELOPPED NAR

Performance	Validation	Test
RMSE (Wh/m ²)	773.58	666.18
nRMSE (%)	0.1313	11,3
MBE (Wh/m ²)	-25.148	-26.74
nMBE	-0.0043	-0.0046
MPE (%)	9.673	7.55
R ²	0.899	0.91

We have chosen to compare the solar radiation forecasting obtained by the NAR model with the most well-known by Box-Jenkins methodology which is approved to establish the autoregressive moving average (ARMA) model. The ARMA (p,q) is usually applied to auto correlated time-series data. It is based on two parts: autoregressive (AR) part and moving average (MA) part, where p and q are the order of AR and MA respectively. It is given by the following expression [14]:

$$Y_{t+1} = \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} - \sum_{j=1}^q \theta_j e_{t-j} + e_t \tag{8}$$

Where ϕ_i is the autoregressive parameters, θ_i are the moving average parameters and e_t is the white noise with zero mean and variance σ_e^2 . Several ARMA (p, q) models have been tested in the purpose to determine the best one. It was found that ARMA (2,0) is the most appropriate that fit our data. The scatter plots of observed and forecasted data from ARMA and NAR model are shown in Figs. 5 and 6. The dispersion between estimated and observed values is strong in the case of ARMA modelling where the correlation coefficient is 87.2%, whereas NAR forecasting provides a good insight.

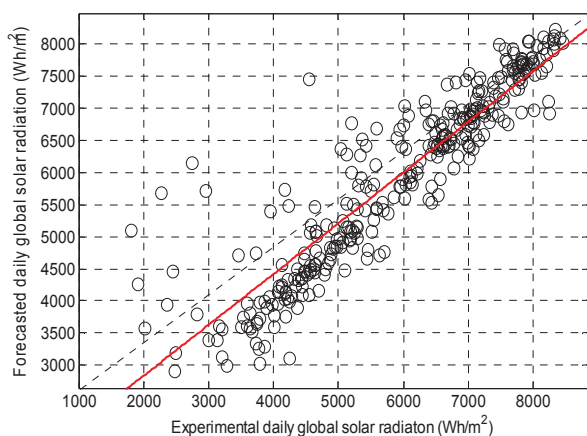


Figure 5. Scatter plot of NAR model

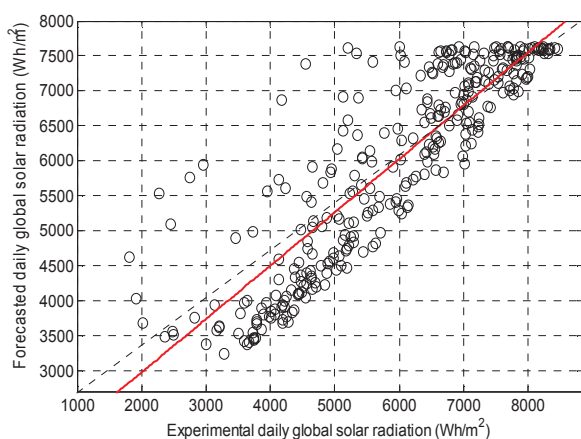


Figure 6. Scatter plot for ARMA (2,0) model

Using statistical test, the forecasted data of the daily global solar radiation from NAR and ARMA models were compared with observed values to determine the performed one. The predicted data employing ARMA model was found to be in disagreement with the measured values, while the NAR method guarantees acceptable precisions. The statistical comparison indicates a decrease in RMSE values of about 15.50% while there is an improvement of the NAR model over ARMA in term of mean absolute error (MPE) of 23.89%. Moreover, the comparison between models in term of mean bias error (MBE) performance has given lower values for the NAR approach. Fig. 7 compare data of daily global solar radiation forecasted by NAR model with actual measurements for Ghardaïa site. As shown in plot, the model has proved its effectiveness for daily global solar radiation forecasting and it is in agreement with the experimental values.

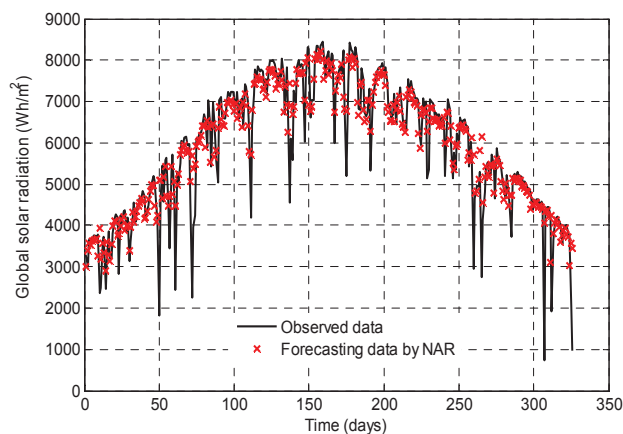


Figure 7. Comparison between forecasted and measured global solar radiation

IV. CONCLUSION

In this study, the forecasting of daily global solar radiation received on a horizontal surface from NAR neural network has been performed. Data from desert area have been used to establish the model. Prior to implementing NAR modeling, the global solar radiation has been transferred into clearness index in the aim to make data stationary. From these stationary data, the best model was developed. We have also compared the obtained NAR with ARMA model. Therefore, the statistical indices proved that the NAR approach gives best accuracies when compared to the ARMA method. However, the improvement of the NAR model over ARMA was 23.89% in term of mean absolute error and it was observed a decrease in RMSE values of about 15.50%. Comparison between predicted and observed values suggested that NAR model can forecast daily global solar radiation with acceptable precisions.

REFERENCES

- [1] B. Alain and D. Laurent, "Les énergies fossiles et renouvelables," Fondation Polaire Internationale, 2003.
- [2] K. Gairaa and S. Benkacali, "Analysis of solar radiation measurements at Ghardaïa area, south Algeria," *Energy Procedia*, Vol. 6, pp. 122-129, 2011.
- [3] C. Voyant, M. Muselli, C. Paoli and M.L. Nivet, "Optimization of an artificial neural network dedicated to the multivariate forecasting of daily global radiation," *Energy*, Vol. 36, pp. 348-359, 2011.
- [4] B. Amrouche and X. Le Pivert, "Artificial neural network based daily local forecasting for global solar radiation," *Applied Energy*, Vol. 130, pp. 333-341, 2014.
- [5] S. Rehman and M. Mohandes, "Artificial neural network estimation of global solar radiation using air temperature and relative humidity," *Energy Policy*, Vol. 36, pp. 571-576, 2008.
- [6] M. Benghanem, A. Mellit and S.N. Alamri, "ANN-based modelling and estimation of daily global solar radiation data: A case study," *Energy Conversion and Management*, Vol. 50, pp. 1664-1655, 2009.
- [7] T. Krishnaiah, S. Srinivasa, K. Madhumurthy and K.S. Reddy, "Neural network approach for modelling global solar radiation," *Journal of Applied Sciences Research*, Vol. 3(10), pp.1105-1111, 2007.
- [8] K. Gairaa and Y. Bakelli, "Solar energy potential assessment in the Algerian south area: Case of Ghardaïa region," *Journal of Renewable Energy*, 2013.

<http://dx.doi.org/10.1155/2013/496348>.

- [9] K. Gairaa and Y. Bakelli, "An overview of global solar radiation measurements in Ghardaia area, south Algeria," *International Journal of Energy and Environment*, Vol. 2, pp. 255–260, 2011.
- [10] K. Benmouiza, A. Cheknane, "Forecasting hourly global solar radiation using hybrid k-means and nonlinear autoregressive neural network models," *Energy Conversion and Management*, Vol. 75, pp. 561-569, 2013.
- [11] J. P. Duffie and W. A. Beckman, "Solar Engineering of Thermal Process," 1991, John-Wiley.
- [12] M. Iqbal, "An Introduction to Solar Radiation," 1983, Academic Press, Canada.
- [13] www.mathworks.com
- [14] G.E.P. Box and G.M. Jenkins, "Time-series analysis, forecasting and control," 1976, San Francisco CA.

Résumé : L'énergie solaire est à l'origine de la plupart des énergies disponibles sur Terre. Elle est appelée à jouer un rôle important dans le proche avenir, en particulier dans les pays en voie de développement. Néanmoins, son exploitation soulève des défis techniques comme l'intermittence et le caractère aléatoire et son intégration dans les réseaux électriques, pose des problèmes pour le maintien de l'équilibre production-consommation. Donc, le recours aux techniques de prédiction est principalement utile pour les opérateurs de réseaux afin de mieux tenir en compte de la production variable dans leur programmation, dispatching et dans la régulation de puissance.

Dans ce travail, un modèle hybride a été développé pour la prédiction du rayonnement solaire global journalier reçu sur un plan horizontal. À cette fin, et en premier lieu les méthodologies de **Box-Jenkins** et les **réseaux de neurones artificiels (RNA)** ont été utilisées. Les résultats ainsi obtenus sont comparés avec les mesures au sol. Les données de deux sites à savoir : Bouzaréah (Alger) et Ghardaïa sont employées pour l'établissement des modèles.

Mots clés : prédiction, rayonnement global, plan horizontal, séries temporelles, ARMA, RNA, modèles hybrides

Abstract- Solar energy consist the main source of any needed energy to survive. It is expected to be the promising renewable energy source for humanity in the future, in particular for the developing countries. Nevertheless, its exploitation causes different technical challenges, related to intermittence and randomness character. The grid connected solar energy raises also big problems in the production-consumption balance. Therefore, the use of prediction techniques is mainly helpful for network operators, in the way to take into account the variable production when they are programmed, dispatched and regulated in the power.

In this work, a hybrid model has been developed for the prediction of daily global solar radiation received on a horizontal plane. Accordingly, **Box-Jenkins** and **Artificial Neural Networks (ANN)** methodologies have been adopted. The obtained results were compared to those recorded through the ground measurements. The developed models were established upon the Data sets which were acquired from two different climatic sites: Bouzaréah (Algiers) on Mediterranean coast and Ghardaïa, in the southern part.

Keywords: prediction, global radiation, horizontal surface, time series, ARMA, ANN, hybrid models

ملخص- تعتبر الطاقة الشمسية المصدر الرئيسي لمختلف مصادر الطاقة الاخرى الموجودة على سطح الأرض. من المتوقع أن تلعب هذه الطاقة دورا واعدة في المستقبل القريب خاصة في البلدان النامية. إن استغلال هذه الطاقة يرفع بعض التحديات التقنية كالتابع العشوائي والتقطع، كما أن ادماجها في الشبكة الكهربائية يثير مشكل التوازن بين الإنتاج والاستهلاك. لذلك، يعد استخدام تقنيات التنبؤ مفيدا أساسا لمشغلي الشبكات الكهربائية في مختلف مراحل الإنتاج (البرمجة، تنظيم الطاقة المدمجة، إلخ).

في هذه الدراسة، قمنا بتطوير نموذج هجين لتنبؤ الإشعاع الشمسي الكلي اليومي الملتقط على سطح أفقي. لهذا الغرض، استخدمنا نموذجي **بوكس جنكنز** و**الشبكات العصبية الاصطناعية** ثم قمنا بدمج النموذجين لتحسين دقة التنبؤ. لإنشاء النماذج، قمنا باستخدام بيانات موقعين مناخيين مختلفين هما: بوزريعة (الجزائر العاصمة) وغرداية جنوب الجزائر، بعدها قارنا النتائج المتحصل عليها مع القياسات الملتقطة على سطح الأرض.

الكلمات المفتاحية: التنبؤ، الإشعاع الكلي، مستوى أفقي، السلاسل الزمنية، أرما، شبكة عصبية، نموذج هجين