

Etat de l'art sur les réseaux de neurones artificiels appliqués à l'estimation du rayonnement solaire

K. Dahmani ^{1*}, G. Notton ², R. Dizène ^{1†} et C. Paoli ²

¹ Laboratoire de Mécanique Avancée, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, B.P. 32, El-Alia, Bab Ezzouar, Alger, Algérie

² Laboratoire des Sciences pour l'Environnement, Université de Corse, Centre de Recherche Georges Péri, Route des Sanguinaires, F-2000, Ajaccio, France

(reçu le 11 Septembre 2012 – accepté le 30 Décembre 2012)

Résumé - *Il est inconcevable de dimensionner, de concevoir et de modéliser un système énergétique solaire sans avoir accès aux données météorologiques et plus particulièrement solaires du site d'implantation. Ces données sont souvent peu disponibles et il est important de disposer de méthodes efficaces pour les estimer. C'est l'objet de cet article qui fait une synthèse chronologique des dernières études relatives à l'utilisation des Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) appliqués à l'estimation du potentiel énergétique solaire.*

Abstract - *It is inconceivable to size, to design and to model a solar energy system without accessing to meteorological data and particularly solar one on the installation site. These data are often not available and it is important to have efficient methods to estimate them. It is the purpose of this article which presents a chronological summary of recent studies on the use of Artificial Neural Networks (ANR) applied to the estimation of solar energy potential.*

Mot clés: Estimation du potentiel solaire - Réseaux de neurones artificiels - Synthèse.

1. INTRODUCTION

L'énergie solaire est une énergie propre et gratuite disponible partout et pour de nombreuses applications, telles que: le chauffage de l'eau chaude sanitaire ou de la maison, la cuisson, le séchage, l'éclairage, etc. Un pré-requis pour toute conception et toute évaluation des performances de ces applications est de disposer de suffisamment de données de rayonnement solaire à des pas de temps variables, selon l'utilisation que l'on en fera. Or, le coût du matériel de mesures et de sa maintenance (besoin de main d'œuvre) fait que ces données ne sont pas facilement disponibles. Par conséquent, développer des manières alternatives pour produire ces données est nécessaire.

Cet aspect est présenté dans la littérature et il ressort que trois méthodologies distinctes existent pour l'évaluation de rayonnement solaire.

- La première méthodologie comporte les modèles complexes de transferts radiatifs. De tels modèles tiennent compte des interactions entre l'irradiation solaire et l'atmosphère terrestre, telles que la dispersion de Rayleigh, l'absorption radiative par l'ozone, par la vapeur d'eau et les aérosols [1, 2]. Certains auteurs, tels que Davies *et al.* [3], Gueymard [4] et Iqbal [5] ont utilisé ces modèles pour l'évaluation de l'irradiation solaire.

* dahmani_kahina@yahoo.fr , gilles.notton@univ-corse.fr

† rabah.dizene@gmail.com , christophe.paoli@univ-corse.fr

- La deuxième méthodologie est plutôt simple et exploite des relations empiriques entre l'indice de clarté (rapport du rayonnement solaire à la surface de terre et celui hors-atmosphère terrestre) d'une part, et le rapport d'insolation d'autre part. L'inconvénient de ces relations est qu'elles sont valables seulement aux endroits où elles ont été développées, on trouve par exemple le modèle d'Ångström [1], le modèle de Tiris *et al.* [7] et celui de Lopez *et al.* [8].
- La troisième méthodologie, la plus récente, consiste à utiliser des techniques d'intelligences artificielles, telles que les réseaux de neurones artificiels 'RNA'. Outre leurs utilisations déjà bien développées, parmi lesquelles on trouve l'identification des modèles, la classification, l'approximation de fonction, le contrôle automatique, on ne peut que constater une utilisation croissante de ces 'RNA' pour l'analyse des données, car ils offrent une alternative efficace à des techniques plus traditionnelles dans beaucoup de domaines scientifiques, en particulier dans le domaine météorologique et plus particulièrement solaire [1]. Les modèles basés sur les 'RNA' ont été développés avec succès pour modéliser différentes variables du rayonnement solaire. De telles techniques ont été employées pour la prédiction (qui consiste à prédire le rayonnement solaire qui arrivera sur notre capteur au temps $t + dt$ à partir de celui intervenu au temps t , voire même plus tôt ou d'estimer les données de rayonnement en un site où elles ne sont pas disponibles à partir de celles d'un site disposant de capteurs de mesure) et l'estimation du rayonnement solaire (consistant à évaluer une donnée $Y(t)$ à partir de la connaissance de n autres données $X_i(t)$ d'autres natures et souvent plus aisément mesurables).

Nous présentons dans la suite une synthèse bibliographique relative à l'utilisation des 'RNA' dans le domaine de l'énergie solaire. Mais il convient au préalable d'expliquer pourquoi l'estimation du rayonnement solaire pour des applications énergétiques est ardue. Nous présenterons également de manière succincte la structure d'un 'RNA'.

1. DE LA COMPLEXITE D'ESTIMER LE RAYONNEMENT SOLAIRE

Les énergies renouvelables se distinguent des énergies conventionnelles fossiles en particulier par leur caractère stochastique qui les rendent difficiles à gérer et à maîtriser et complique la conception et le dimensionnement des systèmes qui les utilisent. Selon le lieu d'implantation du système énergétique solaire et de l'utilisation de l'énergie électrique ou thermique qu'il génère, l'inclinaison des capteurs varie, mais est rarement horizontale. Quand elles sont disponibles, les données de rayonnement solaire sont mesurées sur des plans horizontaux, il conviendra donc de les incliner.

De plus, le pas de temps, auquel les données d'ensoleillement doivent être connues, dépend de l'utilisation que l'on veut en faire. Si des valeurs moyennes, mensuelles permettent de réaliser un pré-dimensionnement, des valeurs journalières et même mieux horaires sont nécessaires si on cherche à réaliser un dimensionnement plus précis particulièrement quand un moyen de stockage est utilisé.

Dans des logiciels commerciaux de dimensionnement de systèmes solaires thermiques ou photovoltaïques, l'inclinaison des capteurs est requise et le logiciel 'incline' les irradiances solaires globales horizontales contenues dans la base de

données avec généralement une faible précision. Il est donc inutile de développer des modèles plus précis de comportement thermique de capteurs si les données d'entrée sont trop approximatives.

Comme l'a souligné Behr [8], trois raisons principales rendent impossible le développement de modèles simples pour convertir le rayonnement solaire global horizontal en rayonnement incliné:

- La radiation incidente sur un plan incliné inclut la radiation réfléchie par l'environnement.
- Quand la surface est inclinée, seule une portion du ciel est vue et la composante diffuse du ciel dépend non seulement de l'inclinaison et de l'orientation du collecteur, de la hauteur du soleil et de son azimut mais aussi des conditions du ciel rarement isotropes. Ceci induit des effets anisotropes complexes et difficiles à quantifier.

Il y a deux problèmes essentiels liés à l'anisotropie du ciel: la brillance circumsolaire due à la diffusion du rayonnement par les aérosols et concentrée dans la zone céleste entourant le soleil et la brillance de l'horizon concentrée près de l'horizon et qui est plus importante par ciels clairs.

- enfin, les données sont relativement rares.

Quand la radiation solaire entre dans l'atmosphère terrestre, une part de l'énergie incidente est renvoyée vers l'espace, une partie est diffusée et absorbée (radiation diffuse) et une partie atteint directement le sol (radiation directe). La radiation arrivant sur une surface inclinée a une composante directe (nulle par ciel nuageux) et deux composantes diffuses du ciel et du sol (Fig. 1).

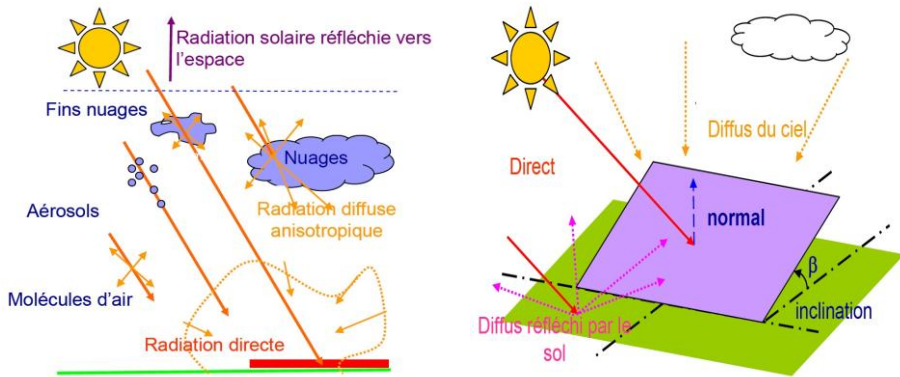


Fig. 1: Radiation incidente sur une surface horizontale et inclinée

Les relations entre la radiation horizontale et les autres composantes ne sont pas linéaires et dépendent de:

- la position du soleil;
- de l'état du ciel: densité et position des nuages, concentration en vapeur d'eau, ...

De plus, une surface inclinée ne voit qu'une partie du ciel et celui-ci n'étant pas uniforme, la radiation diffuse est anisotrope et il n'existe donc pas de relation biunivoque entre l'irradiation diffuse inclinée et horizontale.

Ainsi, si sur la figure 2, les plans horizontaux reçoivent à peu près la même quantité de rayonnement solaire, ce n'est pas le cas pour les deux plans inclinés.

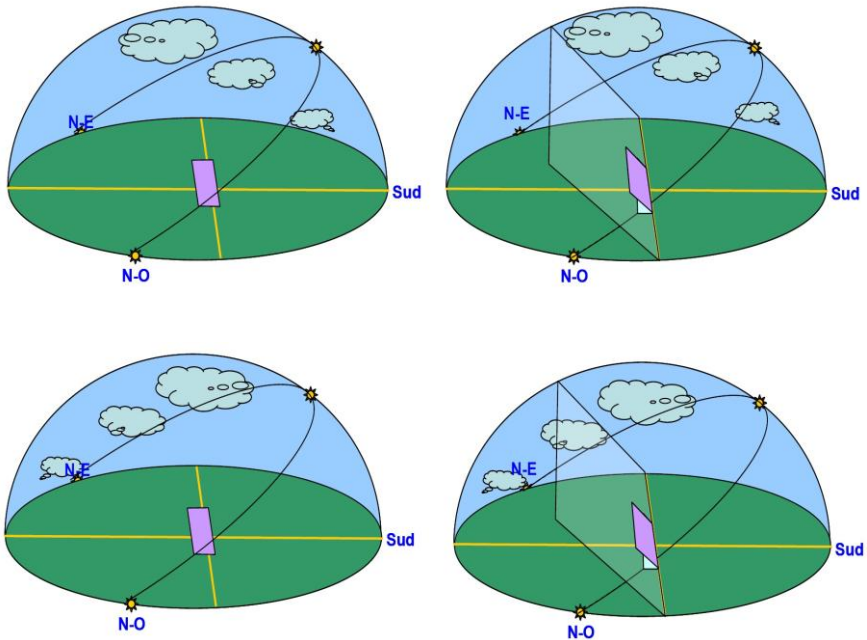


Fig. 2: Illustration de la non-bi univocité entre radiation horizontale et inclinée

Les 'RNA' sont donc particulièrement bien adaptés pour trouver des relations non linéaires entre ces composantes.

2. LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS (RNA)

Un réseau neuronal artificiel est un système basé sur le réseau neuronal biologique, tel que le cerveau. Le cerveau a environ 100 milliards de neurones qui communiquent entre eux, grâce à des signaux électrochimiques. Les neurones sont connectés entre eux par l'intermédiaire de jonctions appelées synapses (Fig. 3). Chaque neurone reçoit des milliers de connections recevant en permanence des signaux d'entrée. Si l'addition de ces signaux dépasse un certain seuil une réponse est envoyée à travers l'axone.

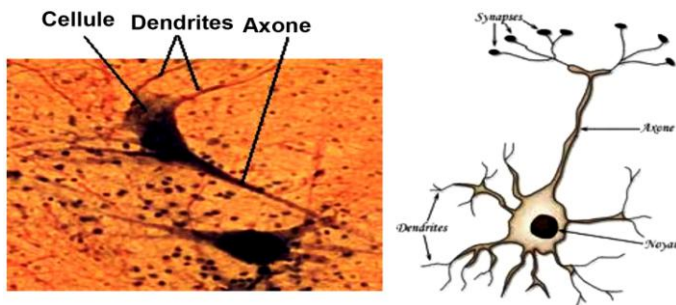


Fig. 3: Neurone biologique

Le neurone artificiel (neurone informatique) est un petit modèle statistique à lui tout seul. Il doit accomplir deux tâches: ▪ la synthèse des informations qui lui sont fournies et ▪ la transformation (souvent non linéaire) de cette information en une information nouvelle.

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 manière qu'il puisse ensuite produire des sorties quand celles-ci sont manquantes. Un 'RNA' a une structure parallèle constituée de nombreux neurones.

Il comprend: • une couche d'entrée qui reçoit les données; • une couche de sortie à laquelle sont envoyées les données calculées; • une ou plusieurs couches cachées reliant les couches d'entrées et de sortie.

Selon l'architecture choisie, tous les neurones ou une partie des neurones dans une couche sont connectés avec tous ou une partie des neurones des couches adjacentes. Le nombre de couches cachées et le nombre de neurones par couche dépend du modèle spécifique, de la vitesse de convergence, des capacités de généralisation, du processus physique et des données d'entraînement que le 'RNA' simulera [9].

Un neurone artificiel et le modèle de réseau de neurones multi-couches sont illustrés sur la figure 4. Le signal part des entrées d'une couche k , $x_{k,1}, x_{k,2}, \dots, x_{k,p}$ sont considérés ici comme unidirectionnel (configuration feed forward). Le signal de sortie O vers le $j^{\text{ième}}$ neurone de la couche suivante ($k + 1$) est donné par [10]:

$$O = f(\text{net}) = f\left(w^T \times x_k\right) = f\left(\sum_{j=1}^p w_{k,j} \times x_{k,j}\right)$$

où $x_{k,j}$ est le poids synaptique (k est l'indice de la couche, j est l'indice du neurone) et $f(\text{net})$ est la fonction de transfert ou d'activation. La variable net est le produit scalaire du poids et des vecteurs d'entrée. T est la transposée de la matrice. Le résultat de cette somme, net , est ensuite transformé par une fonction de transfert f qui produit une sortie O d'un neurone, si la somme excède un certain seuil. La sortie est alors distribuée vers les autres neurones en tant qu'entrée.

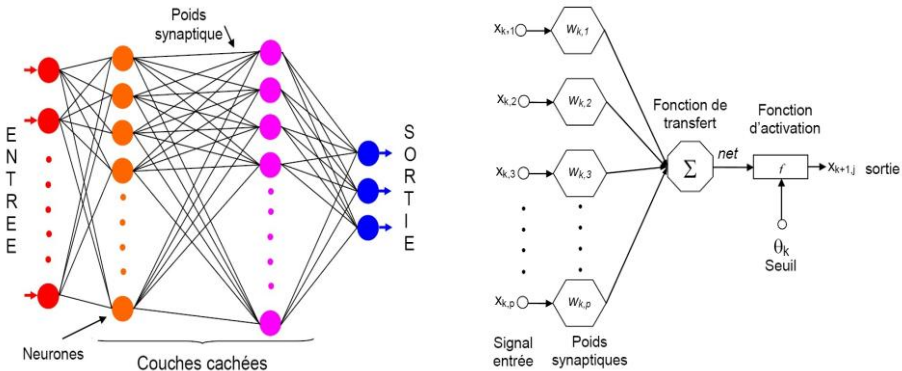


Fig. 4: Architecture d'un neurone artificiel et d'un RNA multicouche

Il y a deux problèmes essentiels concernant la mise en œuvre du ‘RNA’: le choix de sa taille (nombre de couches et nombres de neurones sur chaque couche) et l’obtention des poids synaptiques optimaux. Un nombre insuffisant de neurones cachés cause des difficultés durant la phase d’apprentissage, alors qu’un nombre excessif de neurones conduit à des temps d’apprentissage trop importants avec une amélioration marginale au niveau des résultats et l’estimation des poids synaptiques est plus difficile.

Pour déterminer la taille optimale, la méthode consiste habituellement à réaliser plusieurs essais et d’estimer à chaque fois les erreurs d’appréciation

Une des propriétés des ‘RNA’ est leur capacité à apprendre de leur environnement et à améliorer leurs performances à travers des processus d’apprentissage. L’apprentissage se traduit par des changements au niveau des poids synaptiques connectant les neurones d’une couche à l’autre.

Le but est d’atteindre une égalité entre les données de sortie estimées et mesurées. Il est donc nécessaire de choisir l’algorithme d’apprentissage et de définir la part des données qui sera utilisée dans la phase d’apprentissage par rapport au nombre total de données disponibles.

Les différentes étapes dans la mise en place d’un ‘RNA’ optimisé consistent à sélectionner: • une structure de ‘RNA’; • un type de fonction de transfert; • la taille du ‘RNA’ (nombre de couches et nombres de neurones par couche); • l’algorithme d’apprentissage; • la part de données apprentissage/test; • les données d’entrée.

3. LES RNA POUR LA PREDICTION DU RAYONNEMENT SOLAIRE

La prédiction englobe deux types d’études:

- La prédiction du rayonnement solaire au temps $t + dt$ à partir de celui connu au temps t , voire même plus;
- La prédiction des données de rayonnement en un site où elles ne sont pas disponibles à partir de celles d’un site où plusieurs disposant de capteurs de mesure.

Kalogirou [11], Mellit [12], Kalogirou *et al.* [13], Benganem [14] ont présenté un état de l’art assez complet sur la prévision des données d’ensoleillement à partir de méthodes d’intelligence artificielle et plus particulièrement par le ‘RNA’. Ils passèrent en revue: le ‘RNA’, la logique floue, les algorithmes génétiques, le système expert et la méthode hybride. Il s’agit principalement des articles de référence dans le domaine de la prévision de l’ensoleillement.

Hontoria *et al.* [15, 16] ont proposé un ‘RNA’ de type Multi-Layer-Perceptron ‘MLP’ pour générer des séries synthétiques d’irradiations solaires. Une comparaison avec deux autres méthodes conventionnelles a été réalisée et a montré de meilleurs résultats par le ‘MLP’ que par les deux autres méthodes.

Un ‘RNA’ pour générer des séries d’irradiation solaire horaire a été développé par Zufiria *et al.* [17] à partir de 9 ans de données mesurées en Espagne. L’indice de clarté journalier, les valeurs horaires de ce même indice pour les trois heures précédentes, l’écart entre ces indices et sa valeur maximale et l’heure ont été utilisés en grandeurs d’entrée du ‘RNA’.

Mihalakakou *et al.* [18] ont simulé des séries temporelles horaires de rayonnement global horizontal à Athènes à partir de données de 1984 - 1995. En outre, un modèle

autorégressif 'AR' a été développé, mais l'approche neuronale conduisait à de meilleures prédictions.

Sfetos *et al.* [19] prédisent l'irradiation horaire moyenne globale en utilisant diverses techniques d'intelligence artificielle (RNA et Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems ANFIS). Le problème est d'abord examiné dans un cas uni-variable, puis étendue à d'autres paramètres météorologiques.

Une comparaison entre les différents modèles en terme d'erreur de prédiction et de temps d'entraînement a montré que l'algorithme d'apprentissage de Levenberg Marquardt 'LM' était optimal. La performance du modèle 'LM' et la méthode 'ANFIS' est accrue, lorsque la direction du vent est incluse dans les données d'entrée. Dans l'ensemble, de meilleurs résultats sont obtenus pour le modèle 'LM', avec une amélioration de l'erreur quadratique moyenne de 74 %.

Hontoria *et al.* [20] ont appliqué un 'RNA' récurrent pour modéliser l'irradiation solaire horaire globale en Espagne avec une bonne précision.

Un 'RNA' à rétro-propagation a été appliqué à des données d'irradiation solaire globale horizontale et inclinée à Athènes de 1997 et 1999 par Gazala *et al.* [20]. L'étude fut réalisée sur la période hivernale et estivale. Le 'RNA' à 6 neurones cachés pour l'été et 10 neurones cachés pour l'hiver permettrait de déterminer l'irradiation solaire inclinée à l'instant t à partir de celle à l'instant $(t - 1)$ et des irradiations horizontales à t et $(t - 1)$.

L'erreur la plus importante observée sur la période hivernale est due à la plus grande variabilité du climat en cette période. Précisons que les résultats n'ont pas été affectés par les heures de lever et de coucher de soleil, ce qui n'est pas le cas pour les modèles conventionnelles.

Hontoria *et al.* [22] élaborèrent d'une carte solaire pour l'Espagne à l'aide d'un MLP à partir des données horaires de 07 stations. Les méthodes classiques sont incapables de générer des séries de rayonnement solaire dans des endroits où aucune information solaire n'est disponible.

Néanmoins, la méthodologie proposée est capable de les générer et d'obtenir des cartes à n'importe quel endroit, pour peu que l'on connaisse l'irradiation solaire horaire d'un seul site de la zone où la carte est établie.

Mellit *et al.* [23] ont développé un modèle hybride permettant de générer des irradiations solaires globales horizontales en combinant un 'RNA' et une librairie de matrices de transition de Markov à partir de la latitude, la longitude et l'altitude du lieu. Cette étude a été réalisée sur la base de 60 stations en Algérie sur la période 1991-2000.

La précision est bonne, puisque l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM), quel que soit le site n'excède pas 8 % et permet d'obtenir rapidement et avec un nombre réduit de paramètres des données d'irradiations solaires journalières en des lieux ne disposant pas de mesures.

Mellit *et al.* [24] ont utilisé des 'RNA' pour prédire l'irradiation solaire sur 24 h à partir de l'irradiation solaire globale moyenne journalière et de la température de l'air. Les données utilisées ont été mesurées à Trieste en Italie sur une période de 14 mois.

Différentes configurations de perceptron multicouche ont été testées et la plus performante possède 3 neurones d'entrée, deux couches cachées de 11 et 17 neurones, et 24 neurones en sortie. Cette approche peut facilement être adaptée à la prévision de

l'éclairement solaire 24 h à l'avance en ajoutant en entrée la couverture nuageuse, la pression, la vitesse du vent, la durée d'ensoleillement et les coordonnées géographiques.

Voyant *et al.* [25] prédirent l'irradiation solaire journalière horizontale à partir de données météorologiques endogènes et exogènes en entrée d'un réseau 'MLP'. Ils comparèrent ce réseau optimisé avec d'autres approches: processus 'ARMA' et 'RNA' avec seulement des données endogènes en entrée (modèle univariable). L'utilisation des données exogènes génère une 'EQM' comprise entre 0,5 % et 1 % pour deux stations corses sur la période 2006 - 2007.

4. LES RNA POUR L'ESTIMATION DES COMPOSANTES DU RAYONNEMENT SOLAIRE

L'estimation du rayonnement solaire consiste à évaluer une donnée $Y(t)$ à partir de la connaissance de n autres données $X_i(t)$ d'autres natures et souvent plus aisément mesurables. Ainsi, il est possible, par exemple, d'estimer le rayonnement global sur une surface horizontale à partir de la température ambiante, de la vitesse du vent, de la nébulosité et d'autres paramètres.

4.1 *Dans la plupart des articles, l'objectif consiste à déterminer les valeurs moyennes mensuelles des irradiances solaires globales sur des plans horizontaux ce qui permet d'avoir une vision du potentiel énergétique disponible.*

Alawi *et al.* [26] utilisèrent un 'MLP' à boucle fermée de 15 neurones en couche cachée pour estimer les valeurs moyennes mensuelles de l'irradiation journalière globale horizontale au Sultanat d'Oman à partir des valeurs moyennes de pression, température, pression de vapeur, humidité relative et durée d'ensoleillement ainsi que du mois et de la latitude.

Le modèle a été testé sur les données de Seeb et a montré de bons résultats avec une erreur moyenne relative de 5,43% et un coefficient de corrélation de 95%.

Mohandes *et al.* [27, 28] prédirent la moyenne mensuelle de l'irradiation journalière globale pour 41 stations d'Arabie Saoudite par un 'MLP' et une 'RBF' (Radial Basis Function). Ils ont utilisé en entrée: la longitude, l'altitude et la durée d'insolation. Trente et une (31) stations permettaient d'entraîner le réseau et 10 autres de le tester. Le pourcentage d'erreur moyenne était 12.61 % pour le 'MLP' contre 10.09 % pour la 'RBF'.

Dorvlo *et al.* [29] utilisèrent une 'RBF' et un 'MLP' pour déterminer la moyenne mensuelle journalière de l'indice de clarté pour huit stations d'Oman. La couche entrée comportait le mois, la latitude, la longitude, l'altitude et la fraction d'insolation. L'EQM variait entre 0.89 % et 10.08 % pour la 'RBF' et entre 1.01 % et 9.4 % pour le 'MLP'. L'avantage de la 'RBF', outre ses meilleures performances, est de nécessiter moins de ressource mémoire et un plus faible temps d'exécution.

Kalogirou *et al.* [30] ont appliqué un 'RNA' récurrent pour prédire l'irradiation solaire maximale à partir de l'humidité relative et de la température. Onze (11) mois ont été utilisés pour l'entraînement et un mois pour la validation. Les résultats sont obtenus avec un coefficient de corrélation compris entre 98.58 % et 89.75 %.

Al-Lawati *et al.* [31] ont utilisé des 'RNA' pour estimer la moyenne mensuelle de l'irradiation journalière globale horizontale pour 25 stations en Oman. La méthode 'RBF' est utilisée en premier lieu pour estimer la durée d'insolation à partir du mois, de

la latitude, longitude et altitude et en second lieu pour estimer l'indice de clarté avec en entrée la fraction d'insolation, le mois, la latitude, la longitude et l'altitude.

Reddy *et al.* [32] estimèrent les moyennes mensuelles d'irradiations globales horizontales horaires pour 13 stations de l'Inde à partir d'un 'RNA' à deux couches cachées de 8 et 7 neurones. Les variables d'entrée étaient: longitude, latitude, altitude, mois, heure, température, humidité, vitesse de vent et précipitation. L'EQM était de 4.07 %, bien inférieure à celle des autres modèles empiriques testés.

Sözen *et al.* [33, 34] ont développé un 'RNA' pour estimer la moyenne mensuelle de l'irradiation globale horizontale à partir de la latitude, longitude, altitude, mois, durée d'insolation et température. Les données de 17 stations en Turquie (2000-2002) ont été utilisées. Différents algorithmes ont été testés et celui de Levenberg-Marquart a montré les meilleurs résultats avec une erreur de l'ordre de 6.37% pour un coefficient de corrélation de 0.9996.

Mubiru *et al.* [35] estimèrent la moyenne mensuelle de l'irradiation journalière globale horizontale pour quatre stations de l'Ouganda en utilisant un 'RNA' à rétro-propagation (couche cachée de 15 neurones et fonction de transfert tangente-sigmoïde). Ils prirent pour données d'entrée: la durée d'insolation, la température maximale, la couverture nuageuse, la latitude, la longitude et l'altitude. L'erreur obtenue est de 0.3 %.

Jiang [36] calcula la moyenne mensuelle de l'irradiation solaire globale journalière pour 8 stations en Chine à partir de la latitude, l'altitude et de la fraction d'insolation. Les performances sont meilleures que celles de modèles empiriques.

Fadare [37] a utilisé 10 ans de données de 195 stations au Nigéria provenant de la base géo-satellitaire de la NASA. Plusieurs architectures de 'RNA' à rétro-propagation ont été testées, les valeurs mensuelles de la durée d'insolation, de la température moyenne, de l'humidité relative, ainsi que la latitude, la longitude, l'altitude et le mois étaient en entrée du modèle.

De même, Senkal *et al.* [38] appliquèrent les 'RNA' à 12 stations turques en utilisant des données satellitaires.

Karora *et al.* [39] estimèrent les moyennes mensuelles de l'irradiation journalière globale horizontale pour Kampala en Ouganda à partir de la seule durée d'insolation et d'un 'RNA' à rétro-propagation avec une couche cachée de 65 neurones et une fonction d'activation tangente sigmoïde. Un coefficient de corrélation de 96.3 % a été obtenu.

4.2 *Connaître les valeurs moyennes mensuelles de l'irradiation globale d'un site est important mais il est parfois nécessaire de connaître ces mêmes valeurs pour les deux composantes qui constituent l'irradiation globale horizontale, à savoir les irradiations directes et diffuses horizontales.*

Alam *et al.* [40] estimèrent la moyenne mensuelle de l'irradiation directe normale en déterminant un indice de clarté de référence {rapport de l'irradiation directe normale mesurée sur irradiation directe normale par ciel clair calculée par le modèle de Hottel} pour 11 stations en Inde. Ils utilisèrent comme données d'entrée: la longitude, la latitude, l'altitude, mois, durée d'insolation, humidité relative et précipitation. La configuration optimale était d'une couche cachée de 9 neurones avec une fonction d'activation tangente sigmoïde.

Mishra *et al.* [41] ont présenté une étude proche de la précédente réalisée sur 14 stations en Inde en utilisant 23 ans de données. Deux structures de 'RNA' ont été développées 'MLP' et 'RBF' avec en entrée: latitude, longitude, altitude, fraction

d'insolation, fraction d'humidité relative, fraction de précipitation. Les résultats montrent une EQM entre 0.8 et 5.4 % pour le 'MLP' contre 7 à 29 % pour la 'RBF'.

Jiang [42] estima la moyenne mensuelle de l'irradiation journalière diffuse en Chine. Les données de neuf stations sur la période 1995 - 2004 ont été utilisées. Le 'RNA' était de type rétro-propagation avec une couche cachée de 5 neurones et en entrée l'indice de clarté et la fraction d'insolation. Ce modèle montrait de meilleurs résultats que ceux des autres modèles empiriques testés sur Zhengzhou.

Mubiru [44] calcula la moyenne mensuelle de l'irradiation journalière directe normale pour quatre stations d'Ouganda en partant de la durée d'insolation, de la température maximale, de l'irradiation globale ainsi que de la longitude, latitude et altitude. Il s'agit d'un 'RNA' à rétro-propagation à boucle fermée formé d'une couche cachée et d'une fonction d'activation tangente sigmoïde. Le coefficient de corrélation était de 0.998 pour une erreur moyenne de 0.197 MJ/m².

4.3 Les moyennes mensuelles ne sont pas suffisantes pour calculer les performances énergétiques d'un système solaire. Il est alors nécessaire de disposer de valeurs journalières et encore mieux horaires de rayonnement solaire.

Elizondo *et al.* [45] ont prédit l'irradiation solaire quotidienne à partir des valeurs journalières de température maximum et minimum, des précipitations, de la durée du jour et de l'irradiation par ciel clair. L'EQM variait de 2,92 à 3,63 MJ/m² et le coefficient de corrélation est compris entre 0.52 à 0.74.

Soares *et al.* [46] ont estimé les irradiances horaires diffuses à Sao-Paulo, Brésil, en utilisant le rayonnement global et d'autres paramètres météorologiques. L'ajout de l'irradiation solaire de grandes longueurs d'onde en *entrée* a amélioré la performance de réseau, par contre les grandeurs telles que température et pression n'ont pas une influence aussi importante. Il ressort également que le rayonnement solaire diffus est mieux estimé par les 'RNA' que par les modèles conventionnels.

Des techniques d'intelligences artificielles, telles que FL (Fuzzy Logic) et RNA ont été utilisés pour estimer l'irradiation horaire globale à partir d'image satellites par Zarzalejo *et al.* [47] pour 15 stations espagnoles. La précision des différents modèles est similaire, mais les modèles d'intelligence artificielle fournissent de bien meilleurs résultats.

López *et al.* [48] ont étudié comment sélectionner les paramètres d'entrée pour modéliser l'irradiation solaire directe horaire en utilisant les 'RNA'. La méthode Bayésienne a été utilisée pour obtenir la pertinence relative d'un ensemble important de variables atmosphériques et radiométriques. Cette méthodologie peut être utilisée dans des conditions défavorables, en termes de quantité limitée de données disponibles, tout en obtenant de bons résultats.

Krishnaiah *et al.* [49] calculèrent l'irradiation horaire globale en Inde (sept stations pour l'entraînement et deux pour le test). Le 'MLP' avait une couche d'entrée de 10 neurones (latitude, longitude, altitude, température, mois, heure, humidité relative, précipitation, vitesse du vent et qualité de l'air), 3 couches cachées de respectivement 9, 8, 7 neurones. L'erreur moyenne maximale était de 4.09 % contre 6.81 % pour les modèles conventionnels.

Elminir *et al.* [50] comparèrent l'utilisation d'un 'RNA' et de deux régressions linéaires pour estimer la fraction diffuse horaire et journalière en Egypte. Une étude de sensibilité a montré que la meilleure configuration de RNA contient 40 neurones dans la

couche cachée. A l'échelle horaire, les cinq données d'entrée sont: le mois, le jour, l'heure, l'irradiation horaire globale horizontale et horaire extraterrestre. A l'échelle journalière, seules 3 données d'entrée sont utilisées: les irradiances journalières globales et extraterrestres et la fraction d'insolation.

Tymvios *et al.* [1] ont comparé les performances de différentes structures de 'RNA' et de trois corrélations de type Ångstrom liant indice de clarté à fraction d'insolation pour déterminer les irradiances journalières globales horizontales. Le 'RNA' optimal composé de deux couches cachées de 46 et 23 neurones avec en entrée les paramètres suivants: la durée d'insolation, la durée théorique et la température maximale présentait une EQM de 5.67 %

Lopez *et al.* [51] ont estimé les trois composantes lumineuses sous conditions de ciel clair. La complexité des phénomènes atmosphériques dans l'estimation de ces composantes a poussé les auteurs à délaisser les modèles traditionnels pour utiliser un 'RNA'. En effet, ceux-ci permettent de modéliser les effets non-linéaires des divers variables atmosphériques qui interviennent comme le coefficient de turbidité d'Ångstrom, la concentration d'ozone ou de dioxyde d'azote.

Dans le modèle développé, trois combinaisons différentes des paramètres (angle zénithal, hauteur d'eau condensable, transmittance directe et diffuse) sont testées. Les résultats obtenus sont comparés avec ceux d'un modèle SMART radiatif bien connu. L'EQM était respectivement de 1.8 %, 2.4 % et 1.7 % pour les illuminances directes, diffuses et globales. Ces valeurs ne s'améliorent que faiblement si on ne prend pas en compte les périodes de lever et de coucher du soleil (angle zénithal > 85°), puisqu'elles passent à 1.6 %, 2.3 % et 1.6 %.

Zervas *et al.* [51] ont utilisé les 'RNA' pour déterminer la distribution de l'irradiation solaire journalière globale en fonction des conditions météorologiques et du jour à Athènes.

Bosch *et al.* [52] ont estimé l'irradiation journalière globale horizontale pour 12 stations en Espagne. Différentes combinaisons des données d'entrée ont été testées (jour, irradiation journalière extraterrestre, indice de clarté, longitude, altitude, inclinaison, azimut). La meilleure configuration comprenait en entrée l'indice de clarté et le jour, 14 neurones dans la couche cachée pour une EQM de 6 %.

Un modèle de 'RNA' a été développé par Lam *et al.* [53] pour estimer l'irradiation journalière globale horizontale pour 40 villes couvrant 9 zones climatiques en Chine à partir du jour, de la latitude, de la longitude, de l'altitude, de la température moyenne et de la fraction d'insolation.

Rehman *et al.* [54] appliquèrent un 'RNA' pour estimer l'irradiation journalière globale horizontale à Adha en Arabie Saoudite à partir de la température, de l'humidité relative et du jour. Le meilleur 'RNA' comprenait une couche cachée de 24 neurones et avait une précision de 4,49 %.

Benghanem *et al.* [55] ont estimé l'irradiation globale journalière à partir de la température, de l'humidité relative, de la durée d'insolation et du jour. Ils obtinrent des coefficients de corrélation supérieurs à 97 %.

Behrang *et al.* [56] estimèrent l'irradiation journalière globale horizontale à Dezful en Iran en utilisant une 'RBF' et un 'MLP' avec en entrée: température, humidité relative, durée d'insolation, évaporation et vitesse du vent. Six combinaisons de ces variables ont été comparées et l'architecture optimale pour la 'RBF' et le 'MLP' avait pour entrées jour, température, humidité relative, durée d'insolation et vitesse du vent.

L'erreur moyenne (MAE) était de 5.21,%, 5.56,% et 10.03 % pour respectivement le 'MLP', la 'RBF' et les modèles conventionnels.

Benghanem *et al.* [57] calculèrent l'irradiation journalière globale horizontale à Al-Madinah en Arabie Saoudite à l'aide d'un 'RNA' à structure RBF. Différentes combinaisons de paramètres d'entrée ont été testées: température, durée d'insolation et humidité relative. Une étude comparative entre une 'RBF', un 'MLP' et d'autres modèles de régression a montré que la 'RBF' était plus performante. Ce modèle a été appliqué au dimensionnement d'un système PV.

Khatib *et al.* [58] appliquèrent un 'MLP' à l'estimation de l'irradiation journalière diffuse à cinq sites de Malaisie à partir de la longitude, la latitude, l'indice de clarté et le jour. Les données de 1975 à 2004 ont été utilisées pour l'entraînement et celles de 2005 pour le test. L'erreur moyenne (MAPE) était de 1.53 %, 4.35 % et 3.74 % pour le 'RNA', les modèles linéaires et non linéaires respectivement.

4.4 *Estimer l'irradiation solaire sur une surface horizontale est utile, mais pas suffisant puisque la majorité des systèmes solaires sont inclinés par rapport au sol selon le site d'implantation et l'utilisation faite de l'énergie produite. Il convient donc de pouvoir estimer le mieux possible l'irradiation solaire globale sur des plans inclinés.*

Mehlerer *et al.* [59] ont présenté une étude comparative de différents modèles empiriques pour estimer l'irradiation horaire globale inclinée à Athènes. Un 'RNA' à structure RBF a été aussi développé et comparé avec les modèles sélectionnés. Des données d'irradiation directe, diffuse, globale horizontale et globale inclinée mesurées à l'Université Technique National d'Athènes (année 2004) ont été utilisées.

Les données d'entrée du 'RNA' étaient: l'irradiation globale horizontale, l'angle zénithal, l'irradiation extraterrestre et l'angle d'incidence pour une surface inclinée. Les résultats ont montré que le 'RNA' prédit d'une façon plus réaliste l'irradiation globale inclinée que les modèles empiriques avec une EQM de 15.36 % pour le 'RNA' contre 20.90 % pour le modèle isotrope de Tian.

Notton *et al.* [60] ont développé un modèle de 'RNA' pour estimer l'irradiation horaire globale inclinée à Ajaccio, France pour deux angles d'inclinaisons (45° et 60°) en utilisant en entrée la déclinaison, l'heure, l'angle zénithal, l'irradiation horaire extraterrestre et l'irradiation horaire globale sur la période 2006-2010. Différentes architectures de perceptron simple et multicouche ont été testées.

Une étude de sensibilité a montré que les performances du 'RNA' s'amélioraient lorsque l'heure était retirée des données d'entrée. L'EQM était de 5.28 % à 45° et de 6.24 % à 60°, donc bien inférieure à celle obtenue avec des méthodes conventionnelles (8.11 % à 45° et 10.71 % à 60°) pour le même site. La même étude a été répétée en utilisant des données d'irradiations au pas de temps de 10 minutes [62].

5. CONCLUSION

Les 'RNA' ont été développés avec succès pour modéliser l'irradiation solaire au sol (à différentes échelles, c'est-à-dire, moyennes, mensuelles, journalières et horaires) et permettent d'estimer des données sur des lieux ne disposant pas d'instruments de mesure.

Souvent, ce sont des valeurs moyennes mensuelles et journalières qui sont estimées à partir de données géographiques et météorologiques comme la température, l'humidité, la fraction solaire, la vitesse du vent, etc. Elles ne permettent que d'avoir un aperçu du potentiel énergétique d'un lieu.

Le rayonnement global horizontal est le plus souvent calculé et beaucoup plus rarement les composante directe, diffuse, moins encore l'irradiation globale ou diffuse sur des plans inclinés.

L'architecture la plus utilisée des 'RNA' est le perceptron multicouche qui donne de bons résultats. Cette étude bibliographique forte de plus de 60 références met en exergue l'utilité des RNA dans l'estimation et la prédiction de l'irradiation solaire.

REFERENCES

- [1] F.S Tymvios, C.P. Jacovides, S.C. Michaelides and C. Scouteli, 'Comparative Study of Angstroms and Artificial Neural Networks Methodologies in Estimating Global Solar Radiation', Solar Energy, Vol. 78, N°6, pp. 752 – 762, 2005.
- [2] J. Mubiru, 'Using Artificial Neural Networks to Predict Direct Solar Irradiation', Advances in Artificial Neural Systems, Vol. 2011, Article ID 142054, 6 p., 2011.
- [3] J.A Davies and D.C. McKay, 'Estimating Solar Irradiance and Components', Solar Energy, Vol. 29, N°1, pp. 55 - 64, 1982.
- [4] C. Gueymard, 'Critical Analysis and Performance Assessment of Clear Sky Solar Irradiance Models using Theoretical and Measured Data', Solar Energy, Vol. 51, N°2, pp. 121 – 138, 1993.
- [5] M. Iqbal, 'An Introduction to Solar Radiation', Academic Press; Canada, 1983.
- [6] M. Tiris, C. Tiris and E. Ture, 'Correlations of Monthly-Average Daily Global, Diffuse and Beam Radiations with Hours of Bright Sunshine in Gebze, Turkey', Energy Conversion and Management, Vol. 37, N°9, pp. 1417 - 1421, 1996.
- [7] G. Lopez, M.A. Rubio and F.J. Batlles, 'Estimation of Hourly Direct Normal from Measured Global Solar Irradiance in Spain', Renewable Energy, Vol. 21, N°2, pp. 175 – 186, 2000.
- [8] H.D. Behr, 'Solar Radiation on Tilted South-Oriented Surfaces: Validation of Transfer-Models', Solar Energy, Vol. 61, N°6, pp. 399 – 413, 1997.
- [9] T. Krishnaiah, S. Srinivasa Rao, K. Madhumurthy and K.S. Reddy, 'Neural Network Approach for Modelling Global Solar Radiation', Journal of Applied Sciences Research, Vol. 3, N°10, pp. 1105 - 1111, 2007.
- [10] A. Abraham, 'Artificial Neural Networks, Handbook for Measurement Systems Design', P. Sydenham and R. Thorn (Eds.), John Wiley and Sons Ltd., London, pp. 901 - 908, 2005.
- [11] S.A. Kalogirou, 'Artificial Neural Networks in Renewable Energy Systems Applications: A Review', Renewable and Sustainable Energy Reviews, Vol. 5, N°4, pp. 373 - 401, 2001.
- [12] A. Mellit, 'Artificial Intelligence Technique for Modelling and Forecasting of Solar Radiation Data: A Review', International Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing, Vol. 1, N°1, pp. 52 - 76, 2008.
- [13] S.A. Kalogirou and A. Şencan, 'Artificial Intelligence Techniques in Solar Energy Applications', Solar Collectors and Panels, Theory and Applications, Book edited by RI Manyala, 444 p., October 2010.
- [14] M. Benganem, 'Artificial Intelligence Techniques for Prediction of Solar Radiation Data: A Review', International Journal of Renewable Energy Technology, Vol. 3, N°2, pp.189 - 219, 2012.
- [15] L. Hontoria, J. Riesco, P. Zufiria and J. Aguilera, 'Improved Generation of Hourly Solar

- Radiation Artificial Series using Neural Networks*, In Proceeding of Engineering Applications of Neural Networks, EANN'99, Warsaw, Poland, 1999.
- [16] L. Hontoria, J. Aguilera and P. Zufiria, '*Generation of Hourly Irradiation Synthetic Series using the Neural Network Multilayer Perceptron*', Solar Energy, Vol. 72, N°5, pp. 441 - 446, 2002.
- [17] P. Zufiria, A. Vázquez-Lopez, J. Riesco-Prieto, J. Aguilera and L. Hontoria, '*A Neural Network Approach for Generating Solar Radiation Artificial Series*', In Proceeding of International Work-Conference on Artificial Neural and Natural Networks, IWANN'99, Vol. 1607, pp. 874 – 883, Alicante, Spain, 2–4 June 1999.
- [18] G. Mihalakakou, M. Santamouris and D.N. Asimakopoulos, '*The Total Solar Radiation Time Series Simulation in Athens, using Neural Networks*', Theoretical and Applied Climatology, Vol. 66, pp. 185–197, 2000.
- [19] A. Sfetos and A.H. Coonick, '*Univariate and Multivariate Forecasting of Hourly Solar Radiation with Artificial Intelligence Techniques*', Solar Energy, Vol. 68, N°2, pp. 169 – 178, 2000.
- [20] L. Hontoria, J. Aguilera, J. Riesco and P. Zufiria, '*Recurrent Neural Supervised Models for Generating Solar Radiation Synthetic Series*', Journal of Intelligent and Robotic Systems, Vol. 31, N°1-3, pp. 201 - 221, 2001.
- [21] M. Gazela and T. Tambouratzis, '*Estimation of Hourly Average Solar Radiation on Tilted Surface via ANNs*', International Journal of Neural Systems, Vol. 12, N°1, pp. 1 - 13, 2002.
- [22] L. Hontoria, J. Aguilera and P. Zufiria, '*An Application of the Multilayer Perceptron: Solar Radiation Maps in Spain*', Solar Energy, Vol. 79, N°5, pp. 523 - 530, 2005.
- [23] A. Mellit, M. Benganem, A. Hadj Arab and A. Guessoum, '*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, Vol. 79, N°5, pp. 469 - 482, 2005.
- [24] A. Mellit and A.M. Pavan, '*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, Vol. 84, N°5, pp. 807–821, 2010.
- [25] 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, N°1, pp. 348 – 359, 2010.
- [26] S.M. Alawi and H.A. Hinai, '*An ANN-Based Approach for Predicting Global Radiation in Locations with no Direct Measurement Instrumentation*', Renewable Energy, Vol.14, N°1-4, pp. 199 - 204, 1998.
- [27] M. Mohandes, S. Rehman and T.O. Halawani, '*Estimation of Global Solar Radiation using Artificial Neural Networks*', Renewable Energy, Vol. 14, N°1-4, pp. 179 -184, 1998.
- [28] M. Mohandes, A. Balghonaim, M. Kassas, S. Rehman and T.O. Halawani, '*Use of Radial Basis Functions for Estimating Monthly Mean Daily Solar Radiation*', Solar Energy, Vol. 68, N°2, pp. 161 - 168, 2000.
- [29] A.S.S. Dordvlo, J.A. Jervase and A. Al-Lawati, '*Solar Radiation Estimation using Artificial Neural Networks*', Applied Energy, Vol. 71, N°4, pp. 307 - 319, 2002.
- [30] S.A. Kalogirou, S.C. Michaelides and F.S. Tymvios, '*Prediction of Maximum Solar Radiation using Artificial Neural Networks*', In Proceedings of World Renewable Energy Congress VII, WREC'2002, 29 June – 5 July, Cologne, Germany, 2002.
- [31] A. Al-Lawati, A.S.S. Dordvlo and J.A. Jervase, '*Monthly Average Daily Solar Radiation and Clearness Index Contour Maps over Oman*', Energy Conversion and Management, Vol. 44, N°5, pp. 691 - 705, 2003.
- [32] K.S. Reddy and R. Manish, '*Solar Resource Estimation using Artificial Neural Networks and Comparison with Other Correlation Models*', Energy Conversion and Management, Vol. 44,

N°15, pp. 2519 - 2530, 2003.

- [33] A. Sözen, E. Arcaklioglu. and M. Özalp, '*Estimation of Solar Potential in Turkey by Artificial Neural Networks using Meteorological and Geographical Data*', Energy Conversion and Management, Vol. 45, N°18-19, pp. 3033 - 3052, 2004.
- [34] A. Sözen, E. Arcaklioglu, M. Özalp. and E.G. Kanit, '*Use of Artificial Neural Networks for Mapping the Solar Potential in Turkey*', Applied Energy, Vol. 77, N°77, pp. 273 - 286, 2004.
- [35] J. Mubiru. and E.J.K.B Banda, '*Estimation of Monthly Average Daily Global Solar Irradiation using Artificial Neural Networks*', Solar Energy, Vol. 82, N°2, pp. 181 - 187, 2008.
- [36] Y. Jiang, '*Computation of Monthly Mean Daily Global Solar Radiation in China using Artificial Neural Networks and Comparison with other Empirical Models*', Energy, Vol. 34, N°9, pp. 1276 - 1283, 2009.
- [37] D.A. Fadare, '*Modelling of Solar Energy Potential in Nigeria using an Artificial Neural Network Model*', Applied Energy, Vol. 86, N°9, pp. 1410–1422, 2009.
- [38] O. Senkal and T. Kuleli, '*Estimation of Solar Radiation Over Turkey using Artificial Neural Network and Satellite Data*', Applied Energy, Vol. 86, N°7-8, pp. 1222 - 1228, 2009.
- [39] A. Karoro, T. Ssenyonga and J. Mubiru, '*Predicting Global Solar Radiation using an Artificial Neural Network Single-Parameter Model*', Advances in Artificial Neural Systems, Volume 2011, Article ID 751908, 7 p., 2011.
- [40] S. Alam., S.C. Kaushik. and S.N. Garg. '*Computation of Beam Solar Radiation at Normal Incidence using Artificial Neural Network*', Renewable Energy, Vol. 31, N°10, pp. 1483–1491, 2006.
- [41] A. Mishra, N.D. Kaushika, G. Zhang. and J. Zhou, '*Artificial Neural Network Model for the Estimation of Direct Solar Radiation in the Indian Zone*', International Journal of Sustainable Energy, Vol. 27, N°3, pp. 95 - 103, 2008.
- [42] Y. Jiang, '*Prediction of Monthly Mean Daily Diffuse Solar Radiation using Artificial Neural Networks and Comparison with other Empirical Models*', Energy Policy, Vol. 36, N°10, pp. 3833 - 3837, 2008.
- [43] S. Alam, S.C. Kaushik and S.N. Garg, '*Assessment of Diffuse Solar Energy under General Sky Condition using Artificial Neural Network*', Applied Energy, Vol. 86, N°4, pp. 554 – 564, 2009.
- [44] D. Elizondo, G. Hoogenboom and R.W. McClendon, '*Development of a Natural Network Model to Predict Daily Solar Radiation*', Agricultural and Forest Meteorology, Vol. 71, N°1-2, pp. 115 - 132, 1994.
- [45] J. Soares, A.P. Oliveira, M.Z. Boznar, P. Mlakar, J.F. Escobedo and A.J. Machado '*Modeling Hourly Diffuse Solar-Radiation in the City of Sao Paulo using a Neural-Network Techniques*', Applied Energy, Vol. 79, N°2, pp. 201 - 214, 2004.
- [46] L.F. Zarzalejo, L. Ramirez and J. Polo, '*Artificial Intelligence Techniques Applied to Hourly Global Irradiance Estimation from Satellite-Derived Cloud Index*', Energy, Vol. 30, N°9, pp. 1685 - 1697, 2005.
- [47] G. Lopez, F.J. Battles and J. Tovar-Pescador, '*Selection of Input Parameters to Model Direct Solar Irradiance by using Artificial Neural Networks*', Energy, Vol. 30, N°9, pp. 1675 – 1684, 2005.
- [48] T. Krishnaiah, S. Srinivasa Rao, K. Madhumurthy and K.S. Reddy, '*Neural Network Approach for Modelling Global Solar Radiation*', Journal of Applied Sciences Research, Vol. 3, N°10, pp. 1105 - 1111, 2007.
- [49] H.K. Elminir, Y.A. Azzam and F.I. Younes, '*Prediction of Hourly and Daily Diffuse Fraction using Neural Network, as Compared to Linear Regression Models*', Energy, Vol. 32, N°8, pp. 1513 – 1523, 2007.

- [50] G. Lopez and C.A. Gueymard, 'Clear-Sky Solar Luminous Efficacy Determination using Artificial Neural Networks', *Solar Energy*, Vol. 81, N°7, pp. 929 – 939, 2007.
- [51] P.L. Zervas, H. Sarimveis, J.A. Palyvos and N.C.G. Markatos, 'Prediction of Daily Global Solar Irradiance on Horizontal Surfaces Based on Neural-Network Techniques', *Renewable Energy*, Vol. 33, N°8, pp. 1796 - 1803, 2008.
- [52] J.L. Bosch, G. Lopez and F.J. Batlles, 'Daily Solar Irradiation Estimation over a Mountainous Area using Artificial Neural Networks', *Renewable Energy*, Vol. 33, N°7, pp. 1622 - 1628, 2008.
- [53] J.C. Lam, K.K.W. Wan and L. Yang, 'Solar Radiation Modelling using ANNs for Different Climates in China', *Energy Conversion and Management*, Vol. 49, N°5, pp. 1080 - 1090, 2008.
- [54] S. Rehman. and M. Mohandes, 'Artificial Neural Network Estimation of Global Solar Radiation using Air Temperature and Relative Humidity', *Energy Policy*, Vol. 36, N°2, pp. 571 - 576, 2008.
- [55] M. Benghanem, A. Mellit and S.A. Alamri, 'ANN-Based Modelling and Estimation of Daily Global Solar Radiation Data: A Case Study', *Energy Conversion and Management*, Vol. 50, N°7, pp. 1644 – 1655, 2009.
- [56] M.A. Behrang, E. Assareh, A. Ghanbarzadeh and A.R. Noghrehabadi, 'The Potential of Different Artificial Neural Network (ANN) Techniques in Daily Global Solar Radiation Modeling Based on Meteorological Data', *Solar Energy*, Vol. 84, N°8, pp. 1468 – 1480, 2010.
- [57] M. Benghanem and A. Mellit, '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*, Vol. 35, N°9, pp. 3751-3762, 2010.
- [58] T. Khatib, A. Mohamed, M. Mahmoud and K. Sopian, 'An Assessment of Diffuse Solar Energy Models in Terms of Estimation Accuracy', *Energy Procedia*, Vol. 14, pp.2066 - 2074, 2012.
- [59] E.D. Mehleri, P.L. Zervas, H. Sarimveis, J.A. Palyvos and N.C. Markatos, 'A New Neural Network Model for Evaluating the Performance of Various Hourly Slope Irradiation Models: Implementation for the Region of Athens', *Renewable Energy*, Vol. 35, N°7, pp. 1357–1362, 2010.
- [60] G. Notton, C. Paoli, S. Vasileva., M.L. Nivet., J.L. Canaletti and C. Cristofari, 'Estimation of Hourly Global Solar Irradiation on Tilted Planes from Horizontal one Using Artificial Neural Networks', *Energy*, Vol. 39, N°1, pp. 166 - 179, 2012.
- [61] G. Notton; C. Paoli, L. Ivanova, S. Vasileva and M.L. Nivet, 'Neural Network Approach to Estimate 10-Min Solar Global Irradiation Values on Tilted Plane', *Renewable Energy*, Vol. 50, pp. 576 - 584, 2013.