



Modélisation du générateur photovoltaïque par réseau de neurone sur site de Ghardaia

I.HADJ MAHAMMED *¹ A. HADJ ARAB*² S. BERRAH*³ et S. HAMID OUDJANA*¹

¹Unité de recherche appliquée en Energies Renouvelables, URAER,
PB334 El atteuf ,Ghardaia , Algerie
Email: hmidriss65@yahoo.fr

²Centre de développement des Energies Renouvelables, CDER,
Email: hadjarab@hotmail.com

³Faculté d'Electronique, Université Abderrahmane Mira, Bejaia,
Email: sberrah@yahoo.fr
Email: samirethamid@yahoo.fr

Résumé : Cet article présente l'approche basé sur des réseaux de neurone pour améliorer l'estimation des paramètres du modèle de modules photovoltaïques en fonction de l'éclairement et de la température. Cette dépendance est non linéaire, et ne peut pas être exprimé facilement par des équations analytiques. Par conséquent, le réseau neurones est utilisé pour remédier à cette difficulté. Le réseau de neurones est formé à partir d'un ensemble de caractéristiques mesurées sur le site Ghardaïa. Il sera utilisé par la suite pour estimer les paramètres dans d'autres conditions climatiques sans résoudre les équations implicites non linéaires, qui sont nécessaires dans les méthodes d'estimation conventionnelles. La comparaison entre les valeurs mesurées et simulées a montré que l'approche à réseaux de neurones à six paramètres est plus précise que celle à cinq paramètres pour toutes les conditions de fonctionnement.

Mots-clé : modélisation, caractérisation, photovoltaïque, réseau de neurone

I INTRODUCTION

Les modules photovoltaïques fonctionnent sur une large gamme de conditions climatiques, et l'information donnée par les fabricants n'est pas suffisante pour déterminer leurs performances totales.

Les concepteurs ont besoin d'un outil fiable pour prédire la production d'énergie d'un panneau photovoltaïque sous toute condition pour prendre une décision saine sur l'incorporation de cette technologie dans diverses applications.

Pour cela différents modèles de module photovoltaïque ont été développés pour décrire les comportements électriques de module PV sous les conditions réelles du site d'installation.

Cet article est une étude de modélisation de module PV en comparant deux approches à réseau de neurones. La première est directe, il s'agit de déterminer les paramètres de sortie du modèle à cinq paramètres à savoir : m , I_L , I_0 , R_s et R_{sh} définies ultérieurement par réseau de neurone.

La seconde est une approche hybride entre réseau de neurone et le modèle à cinq paramètres.

En premier lieu, le modèle du générateur photovoltaïque conventionnel à cinq paramètres est décrit.

La structure et la procédure d'apprentissage pour les deux approches à réseau de neurones sont décrites en second lieu.

Ensuite, la performance de ces deux modèles du module photovoltaïque est évaluée et comparée entre eux.

Finalement, on donne les résultats et quelques remarques finales suivi d'une conclusion sur ces différentes approches de modélisation.

II. PRESENTATION DES MODELE ETUDIES

A. Modèle à cinq paramètres classique

Un module photovoltaïque est l'élément de base de chaque système photovoltaïque. Plusieurs modèles de module photovoltaïque ont été développés [1-6], mais le circuit électrique équivalent à une seule diode est communément le plus utilisé pour l'analyse des systèmes PV, le circuit électrique équivalent de ce modèle est donné par la figure 1.

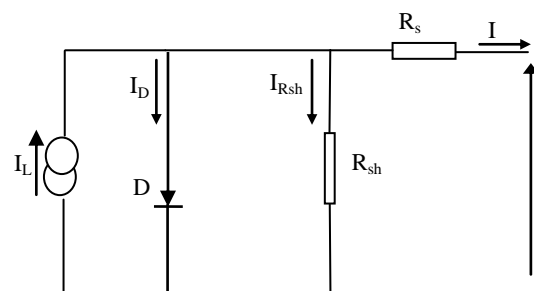


Fig.1 Circuit équivalent du module PV

La relation entre le courant (I) et la tension (V) est donnée par :

$$I = I_L - I_0 \left[\exp\left(\frac{V + IR_s}{m_i V_t}\right) - 1 \right] - \frac{V + IR_s}{R_{sh}}, \quad (1)$$

Avec I , V représentent le courant et la tension aux bornes du module PV respectivement, m Facteur d'idéalité, k Constante de Boltzmann, q Charge d'électron, I_L Courant



photogénéré par le module sous éclairement, R_{sh} Résistance shunt, R_s Résistance série, T Température absolue de la cellule et I_0 courant de saturation de la diode. [7-10]. Ces paramètres sont déterminés par les équations analytiques (2-7).

$$\left(\frac{dV}{dI}\right)_{V=V_{oc}} = -R_{so} \quad (2)$$

$$\left(\frac{dV}{dI}\right)_{I=I_{sc}} = -R_{sho} \quad (3)$$

$$m = \frac{V_m + I_m R_{so} - V_{oc}}{\left[V_t \ln \left(I_{sc} - \frac{V_m}{R_{sh}} - I_m \right) - \ln \left(I_{sc} - \frac{V_{oc}}{R_{sh}} \right) + \left(\frac{I_m}{I_{sc} - \frac{V_{oc}}{R_{sho}}} \right) \right]} \quad (4)$$

$$I_0 = \left(I_{sc} - \frac{V_{oc}}{R_{sh}} \right) \exp \left(\frac{V_{oc}}{mV_t} \right) \quad (5)$$

$$R_s = R_{so} - \frac{mV_t}{I_0} \exp \left(-\frac{V_{oc}}{mV_t} \right) \quad (6)$$

$$I_L = I_{sc} \left(1 + \frac{R_s}{R_{sh}} \right) + I_0 \left(\exp \left(\frac{I_{sc} R_s}{mV_t} \right) - 1 \right) \quad (7)$$

Ces paramètres sont calculés pour différents éclairement et températures, et constituent ainsi la base de données pour le modèle à réseau de neurone RNRP à six paramètres (deuxième approche) présenté ci-dessous.

B. Modèles à réseau de neurones

Les réseaux de neurones ont la capacité de fournir une méthode améliorée pour la détermination des modèles non linéaires, ils sont complémentaires aux techniques conventionnelles.

1) Modèles à réseau de neurones rétro propagation première approche

La structure du RNRP utilisé pour modéliser le module PV est illustrée par la figure 2 selon [11-12]. Ce réseau a trois couches, i.e. couche d'entrée à deux paramètres T et E , couche cachée ayant différentes fonctions de transfert et la couche de sortie à cinq neurones avec une fonction de transfert linéaire

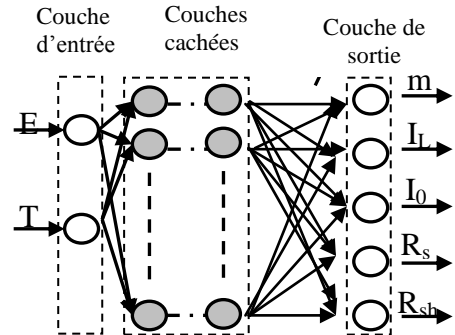


Fig. 2 Réseau de neurone rétro propagation première approche

2) Modèles à réseau de neurones rétro propagation deuxième approche

La structure du RNRP utilisé pour modéliser le générateur PV est illustrée par la figure 3 selon [12]. Ce réseau a trois couches, i.e. couche d'entrée à deux paramètres T et E , couche cachée ayant diverses fonctions de transfert et la couche de sortie à six neurones avec une fonction de transfert linéaire.

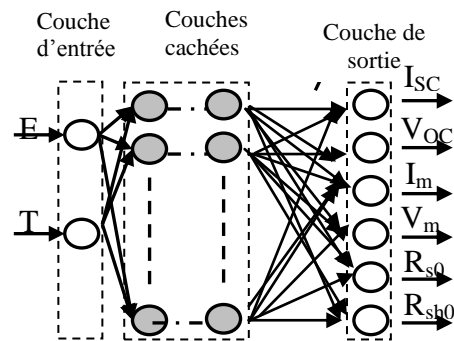


Fig. 3 Réseau de neurone rétro propagation deuxième approche

L'organigramme suivant résume les étapes de modélisation par réseau de neurone.

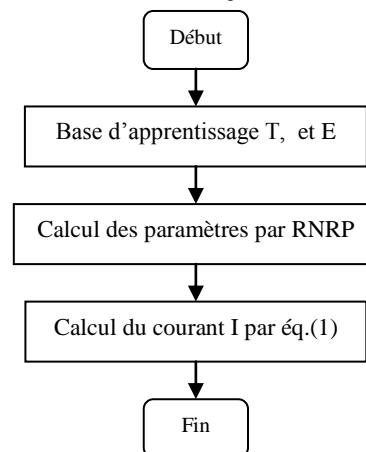


Fig. 4 Organigramme du modèle à réseau de neurone



III CALCUL D'ERREUR

Les indicateurs statistiques utilisés sont la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et l'erreur relative moyenne absolue (MAPE) donnés par les équations (8) et (9) respectivement :

$$RMSE = \left[\frac{\sum (I_{cal} - I_{exp})^2}{N} \right]^{0.5}, \quad (8)$$

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum \frac{|I_{cal} - I_{exp}|}{I_{cal}} \quad (9)$$

Où I_{cal} et I_{exp} sont les courants calculés et mesurés respectivement et N le nombre de points de mesure.

IV RESULTATS ET DISCUSSION

A. Modèle à cinq paramètres par RNRP

Nous avons appliqué les différents modèles étudiés à un module PV monocristallin du type Sharp 175, pour différents éclairagements et différentes températures, soit 235 caractéristiques expérimentales. Pour valider les résultats de calcul nous avons adopté une approche à différentes tailles de la base d'apprentissage. A savoir 80%, 85% et 90% respectivement, les performances des modèles sont données en termes de l'erreur relative MAPE. L'erreur sur la valeur du courant des différentes caractéristiques est validée par RMSE, comme il est reporté dans le Tableau I.

TABLEAU I
PERFORMANCES DU MODELE A CINQ PARAMETRES PAR RNRP

Validation	m	I_0	I_L	Rsh	R_s	RMSE
189-235	4.12	46.29	3.28	51.91	14.20	0.3018
201-235	4.71	38.89	2.27	60.04	16.49	0.3424
213-235	3.44	42.12	1.72	60.10	15.06	0.1617

D'après le tableau I le modèle à cinq paramètres réalisé par le réseau de neurone RNRP à grande base d'apprentissage (90%) modélise la caractéristique I-V Avec des erreurs faibles relativement aux autres cas (80% et 85%).

La figure 5 représente les caractéristique IV obtenues en se basant sur une base d'apprentissage d'une taille de 90% des données expérimentales.

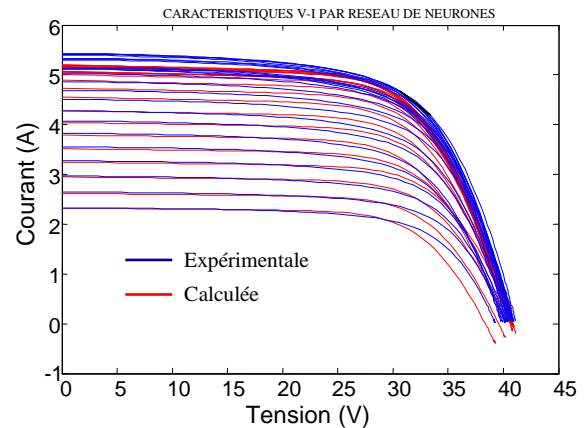


Fig. 5 Caractéristiques I-V du modèle à cinq paramètres par RNRP

B. Modèle à six paramètres par RNRP

Dans ce modèle les paramètres d'entrées sont I_{SC} courant de court-circuit, V_{OC} tension à circuit ouvert, I_m et V_m courant tension au point de puissance maximale respectivement, R_{sh0} et R_{s0} .

Le tableau II résume les résultats obtenues par ce modèle.

TABLEAU II
PERFORMANCES DU MODELE A SIX PARAMETRES PAR RNRP

Base de données	I_{SC}	V_{OC}	I_m	V_m	R_{sh}	R_{s0}	RMSE
189-235	1.47	0.94	2.43	1.15	51.22	5.10	0.155
201-235	1.46	0.98	2.68	1.26	69.79	7.75	0.154
213-235	0.58	0.59	2.03	1.27	57.82	7.31	0.120

D'après le tableau II le modèle à six paramètres réalisé par le réseau de neurone RNRP à grande base d'apprentissage (90%) modélise la caractéristique I-V Avec des erreurs faibles relativement aux autres cas (80% et 85%). Et ce modèle est plus précis que le modèle RNRP à cinq paramètres.

La figure 6 représente les caractéristique IV obtenues en se basant sur une base d'apprentissage d'une taille de 90% des données expérimentales.



Le 2^{ème} Séminaire International sur les Energies Nouvelles et Renouvelables

The 2nd International Seminar on New and Renewable Energies

Unité de Recherche Appliquée en Energies Renouvelables,
Ghardaïa – Algérie 15, 16 et 17 Octobre 2012

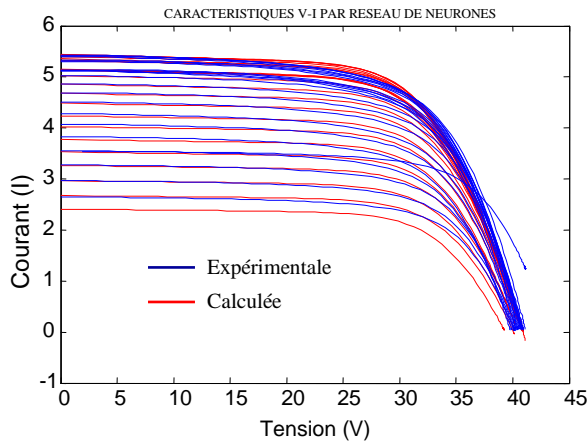


Fig. 6 Caractéristiques I-V du modèle à six paramètres par RNRP

V CONCLUSIONS

La caractérisation des modules photovoltaïque est une tâche importante pour la modélisation du générateur photovoltaïque sous conditions réelles de fonctionnement d'éclairement et de température.

Cet article propose deux approches à réseau de neurones à retro propagation pour l'estimation des paramètres du modèle à une diode, l'une se base sur la détermination de cinq paramètres et l'autre sur la détermination de six paramètres. Cette dernière est plus précise selon l' RMSE trouvée. L'amélioration de la précision dépend de la réduction de l'erreur relative absolue sur les deux paramètres R_{sh0} et R_{s0} en utilisant d'autres types de réseaux neurones ou une autre technique d'optimisation d'erreur.

REFERENCES

- [1] G. Blaesser, W. Zaaiman, "On site power measurements on large PV arrays," 10th E. C. Photovoltaic Solar Energy Conference. Held, Lisbon, Portugal, 8-12 April 1991.
- [2] J. A. Gow, C. D. Manning, "Development of a photovoltaic array model for use in power-electronics simulation studies," IEE Proc. Electr. Power Appl., Vol. 146, No. 2, 1999, pp. 193-200.
- [3] F. Lasnier, T.G. Ang, Photovoltaic Engineering Handbook, Adam Hilger, Bristol and New York, 1990.
- [4] J.C. Mayor, W. Durisch, "Application of Generalized Model for the electrical Characterization of a Commercial Solar Cell," World Renewable Energy Congress VI, WREC 2000, Brighton, UK, July 1-7, 2000. Renewable Energy, First edition, ELSEVIER, 2000, pp.2081-2084.
- [5] W. Durisch, J.C. Mayor, "Application of a Generalized Current Voltage Model for Solar Cells to outdoor Measurements on a Siemens

- [6] D. S. H. Chan, J. R. Phillips, et J. C. H. Phang, "A comparative study of extraction methods for solar cell model parameters," Solid-State Electronics, vol. 29, no. 3, p. 329-337, 1986.
- [7] M.A. de Blas *, J.L. Torres, E. Prieto, A. Garcia, "Selecting a suitable model for characterizing photovoltaic devices," Renewable Energy 25 (2002) 371-380
- [8] Ali Naci Celik *, Nasir Acikgoz, "Modelling and experimental verification of the operating current of mono-crystalline photovoltaic modules using four- and five-parameter models," Applied Energy 84 (2007) 1-15.
- [9] Wei Chena,b, Hui Shenc, Bifen Shuc, Hong Qind, Tao Deng , "Evaluation of performance of MPPT devices in PV systems with storage batteries," Renewable Energy 32 (2007) 1611-1622.
- [10] K. Bouzidi, M. Chegaar, et A. Bouhemadou, "Solar cells parameters evaluation considering the series and shunt resistance," Solar Energy Materials and Solar Cells, vol. 91, no. 18, p. 1647-1651, nov. 2007.
- [11] F. Almonacid, C. Rus, L. Hontoria, M. Fuentes, et G. Nofuentes, "Characterisation of Si-crystalline PV modules by artificial neural networks," Renewable Energy, vol. 34, no. 4, p. 941-949, avr. 2009.
- [12] E. Karatepe, M. Boztepe, et M. Colak, "Neural network based solar cell model," Energy Conversion and Management, vol. 47, no. 9-10, p. 1159-1178, juin 2006.