



Modélisation et Commande MPPT d'un système photovoltaïque autonome en utilisant les réseaux de neurones artificiels

B.Bendib^{#1}, F. Krim^{*2}, H. Belmili^{#3}, Med. F. Almi^{#4}

[#]Unité de Développement des équipements solaires (UDES)
Route notionnel N°: 11 Bou-Ismaïl BP 365, Tipaza 42415, Algérie
¹bendib1427@yahoo.fr

³belmilih@yahoo.fr

^{*}laboratoire d'électronique de puissance et commande industriel (LEPCI), Université UFAS de Sétif.
Sétif.19000, Algérie

²krim_f@ieee.or

Résumé— En raison des caractéristiques électriques fortement non linéaires des générateurs photovoltaïques (GPV), le rendement des systèmes PV peut être amélioré par forcer le GPV à fonctionner à leur point de puissance maximum (MPP : Maximum Power Point). Dans ce présent article, on exploite les réseaux de neurones artificiels (RNA) pour l'identification et la poursuite de ce point. En premiers le modèle à une diode est utilisé pour la modélisation mathématique du GPV. Les variations du MPP en fonction de la température et de l'éclairement (telles que représentées sur les figures 3-D), construisent une base de données d'apprentissage du réseau de neurones. En final la sortie du réseau est utilisée pour commander un convertisseur DC-DC. Les résultats de la simulation obtenus, montrent une très bonne poursuite du point de puissance maximale du GPV.

Mot clés — Système Photovoltaïque (PV), Modélisation, MPPT, réseaux de neurones artificiels (RNA), Matlab.

I. INTRODUCTION

L'énergie photovoltaïque (PV) est la plus jeune des énergies renouvelables, il a l'avantage d'être non polluant, souple et fiable. Il permet alors d'éviter l'installation de groupes électrogènes qui posent des problèmes de fiabilité et d'approvisionnement en carburant. Le dispositif de base d'un système PV est la cellule solaire. La cellule solaire est composée d'un matériau semi-conducteur qui absorbe l'énergie lumineuse et la transforme directement en courant électrique. Des cellules peuvent être groupées pour former des modules ou des panneaux. La tension et le courant disponibles sur les bornes d'un dispositif PV peuvent directement alimenter de petites charges telles que des systèmes d'éclairage et des moteurs DC. Des applications plus sophistiquées exigent des convertisseurs électroniques pour traiter l'électricité du dispositif PV. Ces convertisseurs peuvent être utilisés pour régler la tension et le courant de la

charge, et pour poursuivre principalement le point de puissance maximum (MPP) du dispositif PV.

Afin d'étudier les convertisseurs électroniques (avec leurs commandes associées) des systèmes PV, en premier on a besoins de savoir modeler le GPV qui est connectée au convertisseur. Les GPV présentent une caractéristique I-V non-linéaire et varie avec les paramètres environnementaux de la température et de l'irradiance. Le modèle mathématique (à une diode) du GPV peut être utile dans l'étude des algorithmes de poursuite (MPPT), et pour simuler le système PV et ses composants à l'aide des simulateurs de circuit [1]. Plusieurs méthodes ont été utilisées pour identifier le point optimal dans lequel la puissance de sortie du GPV est maximale [2-7]. Dans ce travail, on présente l'utilisation des réseaux de neurone dans l'identification du point optimal de puissance fournie par un GPV alimentant une charge DC (batterie) à travers un convertisseur DC-DC. Le modèle de réseau de neurone proposé est un réseau MLP (Multi-Layer Perceptron), qui a comme entrées la température (T_a) et l'ensoleillement (G_a) et en sortie la tension (ou le courant) optimal correspondant à la puissance optimale (P_{max}) fournie par le GPV.

II. MODELISATION MATHÉMATIQUE DE GÉNÉRATEUR PHOTOVOLTAÏQUE

Les cellules solaires se composent d'une jonction p-n fabriquées dans une mince plaquette ou couche de matériaux semi-conducteurs. Ils sont comme des diodes p-n, leurs caractéristiques sont également similaires (Fig.1 (a)). Un circuit électrique équivalent de cellules solaires peut être représenté par un modèle d'une diode (one diode model) comme indiqué sur la Fig.1 (b), où R représente la charge effective de la cellule. La relation entre le courant et la tension de cellule est la suivante [1]:

$$I = I_{ph} - I_o \left(\exp \left(\frac{V + I \cdot R_s}{a \cdot V_T} \right) - 1 \right) - \frac{V + I \cdot R_s}{R_p} \quad (1)$$



Où: I et V sont le courant et la tension de sortie de la cellule photovoltaïque, I_0 est le courant de saturation inverse de la diode, a est le facteur d'idéalité de diode, R_s et R_p sont la résistance série et parallèle respectivement.

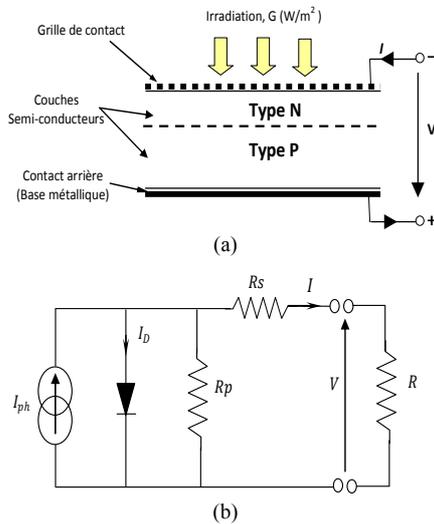


Fig. 1. La cellule photovoltaïque : (a) Structure physique
(b) le modèle de circuit électrique.

D'autres variables sont définies comme suit: $V_T (= kT/q)$ est la tension thermique de la cellule PV, q est la charge de l'électron ($1.602 \cdot 10^{-19}$ C), k est la constante de Boltzmann ($1.380 \cdot 10^{-23}$ J / K), et T est la température de la jonction p-n en Kelvin (K).

I_{ph} est le photo-courant généré, dépend principalement de l'ensoleillement G et la température de cellule T , ce qui est décrit comme,

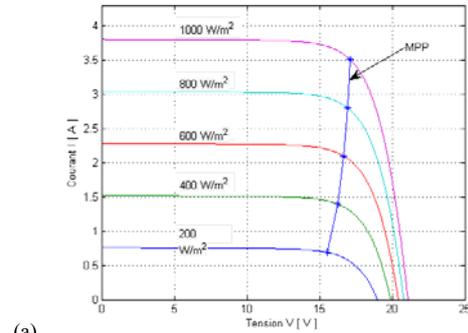
$$I_{ph} = (I_{ph,STC} + K_I(T - T_{STC})) \frac{G}{G_{STC}} \quad (2)$$

Où $I_{ph,STC}$ (en ampères, A) est le photo-courant généré dans les conditions de test standard (STC), T_{STC} (25°C) et G_{STC} (1000 W/m^2) sont la température et l'éclairement au STC. Le constant K_I est le coefficient de courant de court-circuit, normalement fourni par le fabricant.

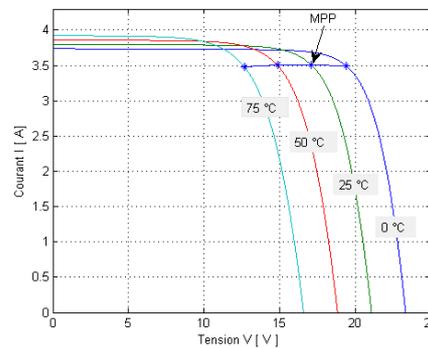
D'autre part, le courant de saturation de la cellule I_0 varie avec la température, ce qui est décrit comme [1], [2] :

$$I_0 = \frac{I_{ph,STC} + K_I(T - T_{STC})}{\exp\left(\frac{V_{oc,STC} + K_V(T - T_{STC})}{aV_T}\right) - 1} \quad (3)$$

Où $V_{oc,STC}$ (en Volt, V) est la tension en circuit ouvert dans les conditions STC; K_V est le coefficient de tension en circuit ouvert, ces valeurs sont disponibles dans la fiche technique (datasheet).

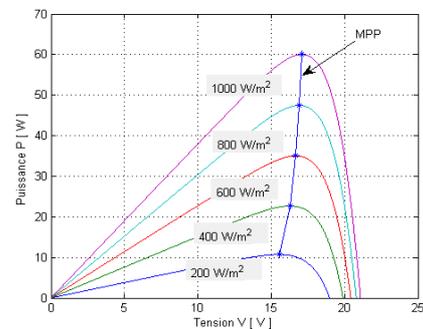


(a)

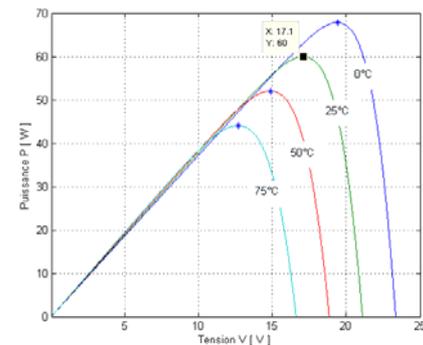


(b)

Fig. 2. Caractéristiques I-V d'un GPV: (a) pour différentes valeurs d'irradiance G à une température de 25°C ; (b) pour différentes valeurs de température T à une irradiance de 1000 W/m^2



(a)



(b)

Fig. 3. Caractéristiques P-V d'un GPV: (a) pour différentes valeurs d'irradiance G à une température de 25°C ; (b) pour différentes valeurs de température T à une irradiance de 1000 W/m^2 .

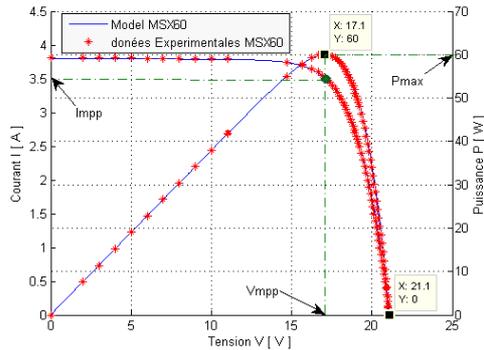


Fig. 4. Courbes I-V, P-V du modèle et des données expérimentales du module solaire MSX60 aux conditions STC, 25 ° C, 1000 W/m².

La cellule (ou module) photovoltaïque a un point de puissance maximale (MPP) qui varie aussi en fonction de l'irradiation et de la température.

Les équations ci-dessus sont employées pour simuler le modèle du GPV (MSX60) qui se compose de 36 cellules en série. La simulation est effectuée en utilisant le logiciel Matlab. Les caractéristiques simulées sont validées par les caractéristiques pratiques [1]. Les caractéristiques courant-tension (I-V) et puissance-tension (P-V) pour différents ensoleillements et différentes températures sont montrées sur Fig.2 et Fig.3 respectivement et la validation pratique du modèle de GPV est montrée sur fig. 4.

III. MPPT A BASE DES RESEAUX DE NEURONE ARTIFICIELS

A. Principe et Définition

The entire document should be in Times New Roman or Times font. Type 3 fonts must not be used. Other font types may be used if needed for special purposes.

En général, un neurone formel (fig.5) est un élément de traitement possédant n entrées x_1, x_2, \dots, x_n (qui sont les entrées externes ou les sorties des autres neurones) et une seule sortie. Son traitement consiste à affecter à sa sortie y_i le résultat d'une fonction de seuillage f (dite aussi la fonction d'activation).

$$y_i = f(a_i) = f\left(\left[\sum_{j=1}^n w_{ij} * x_j\right] + b_i\right) \quad (4)$$

Où a_i : est l'état d'activation du neurone, f : est la fonction d'activation du neurone, b_i : le biais (représentant le seuil interne du neurone).

Les paramètres w_{ij} reliant les entrées aux neurones sont appelés poids synaptiques ou tout simplement poids.

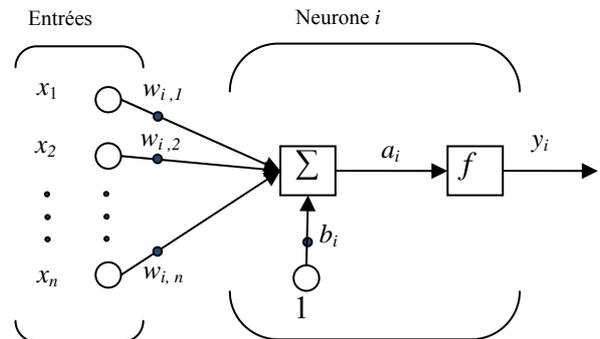


Fig. 5 : Représentation d'un neurone artificiel.

Un réseau de neurones (RN) est un ensemble d'éléments de traitement d'information (neurones élémentaires), avec une topologie spécifique d'interconnexions entre ces éléments et une loi d'apprentissage pour adapter les poids de connexions. Un très grand nombre de modèles et d'architectures de réseau existent. On peut distinguer les principales architectures par rapport au sens de parcours des signaux:

- Les réseaux de neurones non bouclés (Feed-forward).
- Les réseaux de neurones bouclés ou dits récurrents (Feed-back).

Parmi les réseaux de neurones non bouclés, on considérera le perceptron multicouche MLP (Multi-Layer Perceptron), mais d'autres types existent comme les réseaux à fonction radiale RBF (radial basic function).

B. Prédiction du MPP à base des RNA

Les Perceptrons Multicouches (MLP) sont les réseaux de neurones les plus connus. Un perceptron est un réseau de neurones artificiel du type feedforward, c'est à dire à propagation directe. Dans notre cas, pour modéliser un générateur photovoltaïque (MSX60), nous proposons un réseau MLP à trois couches (comme montré sur la fig. 6):

- La première est celle des entrées (l'irradiation G_a et la Température T_a).
- La deuxième est dite couche cachée (ou couche intermédiaire) et constitue le cœur du réseau de neurones. Ses fonctions d'activation sont du type sigmoïde (*tansig*).
- La troisième, constituée ici par trois neurones ($V_{mpp}, I_{mpp}, P_{max}$), est la couche de sortie. Ses fonctions d'activation sont du type linéaire (*purelin*).

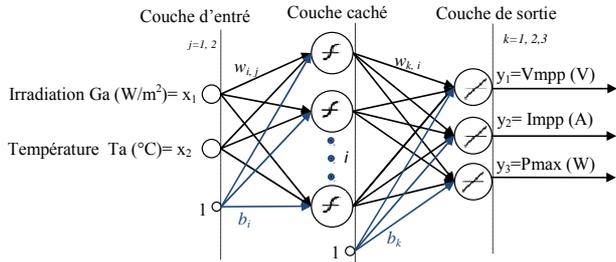
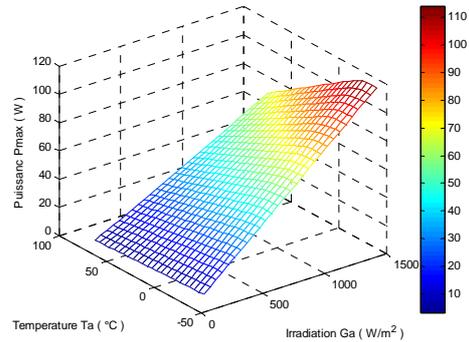


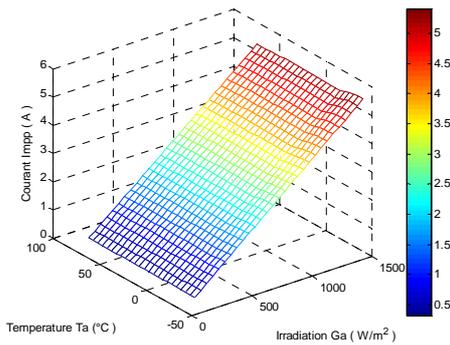
Fig.6. Modèle de réseaux de neurone MLP pour identification de MPP.

La rétropropagation est la méthode d'apprentissage supervisé le plus utilisé pour ajuster les poids et les biais d'un réseau MLP (de manière à satisfaire un critère d'optimisation). Dans cette méthode, l'erreur entre les deux sorties (sortie désirée et sortie du réseau) est calculée. Elle est utilisée pour corriger les poids $w_{k,i}$ (et les biais b_k) de la couche de sortie puis par rétropropagation de l'erreur, des erreurs intermédiaires, correspondant à la couche cachée sont ainsi calculées et permettent l'ajustement des poids w_{ij} (et des biais b_i) de la couche cachée.

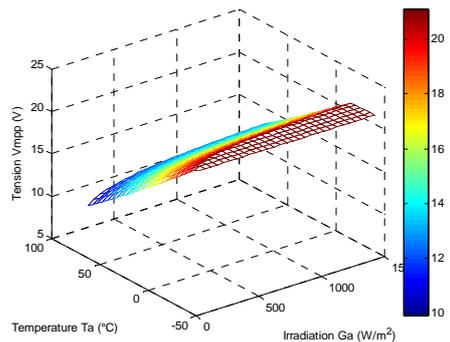


(c)

Fig.7. (a) le courant I_{mp} , (b) la tension V_{mp} , (c) la puissance P_{max} pour l'irradiance G_a (de 100 à 1500 W/m^2) et la température T_a (de -40 à 75°C).



(a)



(b)

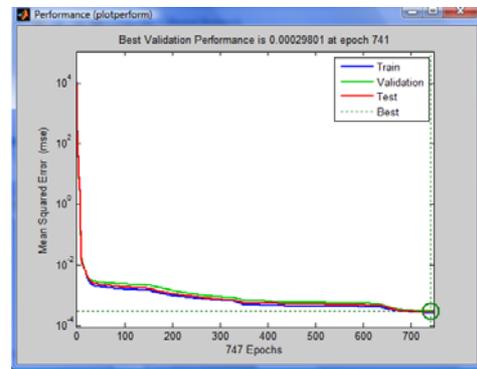


Fig.8. Résultats d'apprentissage de bock RNA.

IV. RESULTAT DE SIMULATION DE LA MPPT

Compte tenu des possibilités offertes en matière de modélisation et de simulation pour les systèmes dynamiques, et de la simplification d'implantation des modèles grâce à son interface graphique, et de la mise en œuvre facile du RNA grâce aux blocs disponibles, l'étude en simulation de notre système à été menée par le logiciel Matlab/Simulink.

Simulink tient compte de la division d'un système simulé en un certain nombre de sous-ensembles. Ces sous-ensembles peuvent être modélisés, testés individuellement et ensuite interconnectés [9]. Ceci permet de définir les sous-ensembles physiques tels que le GPV, le convertisseur DC-DC [10], les batteries [11], [8], et le MPPT en tant qu'unités indépendantes pour vérifier leur fonctionnalité de façon appropriée.

Enfin ces sous-ensembles peuvent être connectés pour former un système complet d'alimentation PV commandé par MPPT comme représenté en fig.9. Dans ce système le RNA est employée pour obtenir la tension optimale V_{mp} . Cette tension est comparée avec la tension de GPV et l'erreur est donnée au contrôleur proportionnel intégral (PI). Le



contrôleur PI est employé avec le bloc RNA pour réduire l'erreur en régime permanent [6] et par conséquent pour changer le rapport cyclique (D) du convertisseur DC-DC.

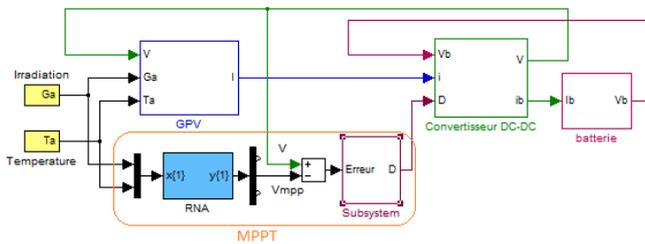


Fig.9. Implémentation sur Simulink® de MPPT à base des RNA pour un système PV.

La fig.10 montre, à titre de comparaison, les résultats de simulation de la puissance de sortie du GPV, sa tension et son courant de fonctionnement, et le rapport cyclique (à la fréquence de 10 Hz) pour la MPPT à base de RNA et la MPPT conventionnelle de perturbation et observation (P&O) en utilisant un convertisseur dévolteur sous conditions environnementales (STC). On voit clairement comment le contrôleur MPPT à base de RNA réduit le temps de réponse du système PV. On observe évidemment que le système avec MPPT conventionnelle (P&O) possède une grande perte d'énergie en régime transitoire.

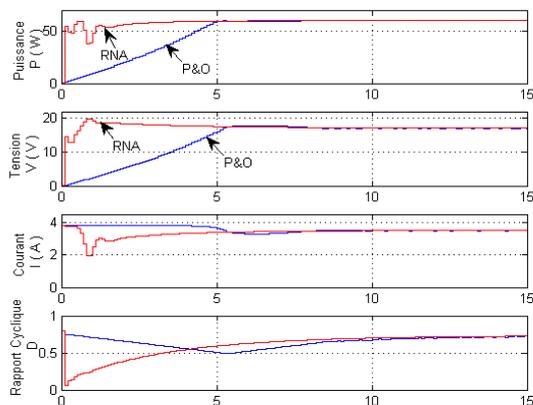


Fig. 10. Comparaison des deux signaux MPPT (RNA et P&O) pour la puissance, la tension, le courant, et la variable de commande D avec un convertisseur dévolteur à une fréquence de 10 Hz, (STC).

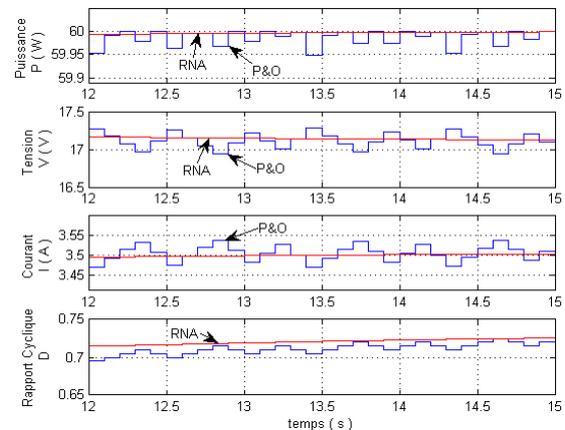


Fig.11 : Comparaison détaillées des deux signaux MPPT (RNA et P&O) avec un convertisseur dévolteur à une fréquence de 10 Hz, (STC).

V. CONCLUSIONS

En ce papier nous avons étudié le modèle électrique du générateur photovoltaïque (à une diode). Ceci est représenté par une équation implicite qui peut être résolue par des algorithmes itératifs numériques. Dans ce travail nous avons trouvé un modèle mathématique optimale pour caractériser le comportement électrique du module PV (MSX60). Nous avons étudié en particulier l'identification de point de puissance maximum (MPP). Pour cela, nous avons présenté un modèle optimale de réseau de neurone (RN) qui peut également identifier les points MPP pour le même module PV. Pour la poursuite de point de puissance maximum (MPPT) de module PV, Le modèle de RN est utilisé avec un contrôleur PI pour agir sur le rapport cyclique de convertisseur DC-DC. Les résultats de simulation obtenus sont très prometteurs et prouvent en général que les performances du MPPT à base de RNA, en termes de stabilité, de précision et de rapidité dans la poursuite du MPP sont bien meilleures que celle du contrôleur à base de la méthode MPPT conventionnelle (P&O).

REFERENCES

- [1] Villalva, M.G., Gazoli, J.R. "Comprehensive approach to modeling and simulation of photovoltaic arrays". Power Electronics, IEEE Transactions on 24 (5), 1198–1208, 2009.
- [2] Kashif Ishaque, Zainal Salam, Syafaruddin "A comprehensive MATLAB Simulink PV system simulator with partial shading capability based on two diode model". Solar Energy 85 (2011) 2217–2227.
- [3] T. Hiyama, S. Kouzuma and T. Imakubo, 'Identification of Optimal Operating Point of PV Modules Using Neural Network for Real Time Maximum Power Tracking Control', IEEE Trans. On Energy Conversion, Vol. 10, N°2, June 1995.



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



- [4] A.Al-Amoudi and L.Zhang “Application of radial basis function networks for solar-array modeling and maximum power-point prediction”.IEE Proc-Gener . Transm. Distri , Vol. 147, No. 5, September 2000.
- [5] Syafaruddina, Takashi Hiyamab , Engin Karatepe .“Feasibility of Artificial Neural Network for Maximum Power Point Estimation of Non Crystalline-Si Photovoltaic Modules” . 2009 IEEE.
- [6] [R.Ramaprabha, V.Gothandaraman, K.Kanimozhi, R.Divya and B.L.Mathur. “Maximum Power Point Tracking using GA Optimized Artificial Neural Network for Solar PV System” . IEEE .2011.
- [7] Adel El Shahat. “Maximum Power Point Genetic Identification Function for Photovoltaic System”. IJRRAS 3 (3), June 2010.
- [8] H. Knopf. “Analysis, simulation, and evaluation of maximum power point tracking (MPPT) methods for a solar powered vehicle”. Master of Sciences Portland University, 1999.
- [9] <http://www.mathworks.com>.
- [10] Robert W. Erickson. «Fundamentals of Power Electronics”. Chapman & Hall, 115 Fifth Avenue, New York, NY 10003, 1997.
- [11] Z. M. Salameh, M. A. Casacca, and W. A. Lynch. “A mathematical model for lead-acid batteries”. IEEE Transactions on Energy Conversion, vol. 7(1), pp. 93-98, March 1992.