

EXTRACCIÓN DE PARÁMETROS DE UN PANEL SOLAR UTILIZANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

N. Echeverría, M.P. Cervellini, R. García Retegui, S.A. González, M. Funes y D. Carrica

Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET)
Laboratorio de Instrumentación y Control (LIC) – Facultad de Ingeniería – UNMdP
Juan B. Justo 4302 – Mar del Plata – Tel: 0223-4816600 – Email: noelia.echeverria@fi.mdp.edu.ar

Recibido 12/08/14, aceptado 23/09/14

RESUMEN.- La obtención de un modelo que reproduzca fielmente las características eléctricas de un panel solar, facilita el diseño de los sistemas electrónicos asociados a los arreglos fotovoltaicos. Es por ello que en este trabajo se propone la utilización de algoritmos genéticos para la extracción de los parámetros característicos del denominado modelo de un diodo de un panel solar. Con los parámetros encontrados se obtiene una curva corriente-tensión y se la compara con la curva ofrecida por el fabricante, de forma de verificar la validez del método.

Palabras claves: Algoritmos Genéticos, Extracción de parámetros, Paneles solares

SOLAR PANEL PARAMETER ESTIMATION USING GENETIC ALGORITHMS

ABSTRACT.- A model that accurately reproduces electrical characteristics of a solar panel, allows the design of electronic systems involved in photovoltaics systems. This work proposes the use of genetic algorithms to obtain typical parameters of a one-diode solar panel model. By means of these parameters, a current-voltage curve is obtained and later compared with the curve provided by the manufacturer, in order to validate the method.

Keywords: Genetic Algorithms, Parameter extraction, Solar panels.

1. INTRODUCCIÓN

Teniendo en cuenta la creciente demanda energética, los sistemas fotovoltaicos que aportan energía a la red de suministro eléctrico cobran un mayor protagonismo debido a que extraen energía de una fuente inagotable y minimizan el daño ambiental. Con la reducción en los costos de los paneles solares, inversores, convertidores DC/DC, cables, accesorios y mano de obra, la tecnología fotovoltaica tiene el potencial para convertirse en una de las principales fuentes de energía renovable para el suministro de electricidad en el futuro.

A pesar de todas las ventajas que presenta la generación de energía fotovoltaica, la eficiencia en este tipo de sistemas es baja (con un máximo de 40 % para el caso de multijunturas III-V), por lo que se vuelve imprescindible el estudio de técnicas que permitan maximizar la extracción de potencia. Para evaluar las distintas técnicas y topologías asociadas a los sistemas fotovoltaicos, resulta muy útil la obtención de los parámetros de un modelo de panel solar que permitan reproducir las características eléctricas de los mismos; evitando así la necesidad de adquirir costosos simuladores de paneles solares ((Li et al., 2013); (Maffezzoni et al., 2009); (Dondi et al., 2008); (Benavides et al., 2008); (AlHajri et al., 2012)). Respecto a la modelización de los paneles solares, se han desarrollado diversos modelos matemáticos tales como: modelo de dos diodos ((Bennett et al., 2012); (Ishaque and Salam, 2011); (Ishaque et al., 2011);

(Alrashidi and Alhajri, 2013)), modelo de un diodo ((Wolf and Benda, 2013); (Lineykin et al., 2014); (Sera et al., 2007)), entre otros.

Los fabricantes de paneles solares proveen las curvas de corriente-tensión (I-V) para algunos valores de irradiancia y temperatura, junto con un conjunto acotado de datos eléctricos y térmicos. Desafortunadamente, algunos de los parámetros necesarios para ajustar el modelo del panel no son consignados, por lo que se utilizan algoritmos para su obtención. Los mismos deben ser eficientes y lo suficientemente precisos como para reproducir fielmente el comportamiento del dispositivo. Respecto del tipo de algoritmo, en general se utilizan dos enfoques diferentes; por un lado los que seleccionan puntos específicos de la curva I-V y por otro los que trabajan con la información que brinda la totalidad de la misma.

El primer enfoque involucra la resolución de sistemas de ecuaciones algebraicas (usualmente trascendentes) ((Lo Brano et al., 2010); (Jain, 2004); (Villalva et al., 2009)). El número de datos experimentales utilizados en estos métodos debe coincidir con el número de parámetros a identificar. Las ecuaciones se establecen tomando en cuenta la restricción de que la curva I-V modelada debe pasar por tres puntos específicos de la curva provista por el fabricante.

El segundo enfoque para la extracción de parámetros abarca múltiples técnicas de optimización, como por ejemplo la de

mínimos cuadrados (Ikegami et al., 2001) y la de algoritmos genéticos, entre otras. En este tipo de técnicas, los parámetros se obtienen minimizando la diferencia entre los datos del fabricante y una curva modelada. Estas técnicas requieren el uso de algoritmos sofisticados y devuelven un conjunto de parámetros adecuados si se utiliza un número suficientemente grande de datos experimentales. En (Zagrouba et al., 2010) se emplean algoritmos genéticos para la obtención de parámetros de una celda solar, para un único nivel de irradiancia, con el objetivo de obtener el máximo punto de potencia (MPP).

El objetivo de este trabajo es obtener un conjunto óptimo de parámetros para el modelo de un diodo, a partir de los datos proporcionados por el fabricante del panel solar, de manera de poder reproducir el funcionamiento del mismo en cualquier plataforma de simulación. En el mismo se combinan ambas técnicas de extracción de parámetros. Por un lado se utilizan algoritmos genéticos (AG), en conjunto con la función W de Lambert, para ajustar la curva modelada a la ofrecida por el fabricante; y por otro se obliga a la curva modelada a pasar por tres puntos de interés (MPP, V_{oc} , I_{sc}).

Para evaluar la propuesta se utilizan los datos proporcionados por la empresa Kyocera y se verifica cuán bien se adecua el modelo al desempeño real del panel (<http://www.kyocera.com.sg/products/solar/pdf/kc200gt.pdf>).

2. MODELO GENERAL

En un sistema fotovoltaico, la celda solar es la unidad básica que convierte la energía proveniente del sol en electricidad. Esta celda es básicamente un diodo semiconductor cuya juntura p-n es expuesta a la luz. Las celdas fotovoltaicas se realizan de distintos materiales semiconductores, utilizando diferentes procesos de fabricación. Las celdas comerciales más comunes son las fabricadas a partir de silicio monocristalino o policristalino.

En la figura 1 se muestra el modelo de una celda fotovoltaica, siendo: I_{ph} la corriente generada por iluminación, R_s y R_p las resistencias serie y paralelo de la celda, V la tensión de la celda e I la corriente que puede ser calculada como:

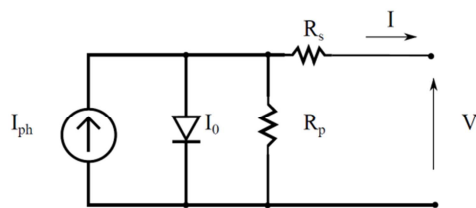


Fig. 1: Modelo equivalente de celda solar de un diodo.

$$I = I_{ph} - I_0 \left[\exp\left(\frac{V + R_s I}{V_t a}\right) - 1 \right] - \frac{V + R_s I}{R_p} \quad (1)$$

Donde a es el factor de idealidad del diodo, $V_t = kT/q$ es la tensión térmica definida por la constante de Boltzmann y la carga del electrón q e I_0 es la corriente inversa de saturación.

La misma se muestra en la ecuación 2, donde se observa la gran dependencia que tiene con la temperatura, e I_{ph} es la corriente generada por iluminación que puede ser calculada como se muestra en la ecuación 3 (Villalva et al., 2009).

$$I_0 = I_{0n} \left(\frac{T}{T_n}\right)^3 \exp\left[\frac{qE_g}{ak} \left(\frac{1}{T_n} - \frac{1}{T}\right)\right] \quad (2)$$

$$I_{ph} = (I_{scn} + K_i (T_n - T)) \left(\frac{G}{G_n}\right) \quad (3)$$

En las ecuaciones 2 y 3 el sub-índice n indica que los parámetros fueron medidos en condiciones estándar o normalizadas de testeo (STC), lo que significa que son mediciones realizadas para aplicaciones terrestres, con una irradiancia de 1000 W/m^2 , espectro $AM1.5G$ y una temperatura de 25°C (Nelson, 2003). En la ecuación 2, I_{0n} es la corriente de saturación normalizada, T la temperatura de operación, T_n la temperatura normalizada y E_g la energía del gap. En la ecuación 3, I_{scn} es la corriente de cortocircuito normalizada, G_n la irradiancia normalizada, G la irradiancia y K_i el coeficiente de temperatura para la corriente (Villalva et al., 2009).

Las ecuaciones que representan la característica I-V de una celda solar pueden ser adaptadas para representar la característica I-V de un panel solar, el cual está compuesto por N_s celdas en serie y N_p celdas en paralelo. Al conectar celdas en serie se logra aumentar la tensión total del panel solar, mientras que conectando celdas en paralelo, se incrementa la corriente (Kalogirou, 2013).

Para un panel determinado, los parámetros habituales que proporcionan los fabricantes son: I_{scn} , K_i , T_n y G_n . En el caso de E_g , se lo puede considerar de valor conocido, teniendo en cuenta que su valor es diferente según el tipo de panel solar utilizado (silicio cristalino, silicio amorfo, Teluro de Cadmio, entre otros).

Se evidencia, de esta forma, la existencia de parámetros del circuito cuyos valores deben hallarse para definir completamente el modelo. Los mismos son: la resistencia serie, la resistencia paralelo, el factor de idealidad y la corriente inversa de saturación nominal.

Aún conociendo los parámetros que definen el modelo circuital del panel, no es posible encontrar una solución cerrada que relacione la corriente y la tensión, dado que la ecuación 1 es una función trascendente en la que se combinan respuestas lineales y exponenciales. Es por ello que se han propuesto diferentes técnicas para poder resolver este tipo de ecuaciones. Entre esas técnicas se pueden mencionar: el uso de aproximaciones analíticas o iterativas ((Das, 2013); (Abuelma' Atti, 1992); (Ortiz-Conde, 1992)), el método de Lagrange de multiplicadores indeterminados (Singh et al., 2013) y técnicas numéricas de mínimos cuadrados (Datta et al., 1992) para alcanzar soluciones explícitas que contengan sólo funciones elementales ordinarias, entre otros. Para el caso específico de funciones trascendentes de tipo exponencial, resulta de gran interés el uso de una función conocida como W de Lambert ((Banwell and Jayakumar, 2000); (Ortiz-Conde et al., 2000)), ya que

permite encontrar soluciones exactas, explícitas y fácilmente diferenciables.

3. FUNCIÓN W DE LAMBERT

Como se menciona en la sección anterior la función W de Lambert abastece de soluciones reales a las ecuaciones algebraicas trascendentes como la ecuación 1. Para este tipo de funciones, de la forma $\exp(-cx)=a_0(x-r)$, la solución propuesta utilizando funciones W de Lambert es:

$$x = r + \frac{W\left(\frac{\exp(-cr)c}{a_0}\right)}{c} \quad (4)$$

Reordenando apropiadamente la ecuación 1 y aplicando W de Lambert, se obtiene la relación entre la corriente I y la tensión V del panel solar, tal como se muestra en la ecuación 5:

$$I = -\frac{V}{R_s R_p} - \frac{\text{Lambert}W\left(\frac{R_s I_0 R_p \exp\left(\frac{R_p (R_s I_{ph} + R_s I_0 + V)}{a V_t (R_s + R_p)}\right)}{a V_t (R_s + R_p)}\right)}{R_s} + \frac{R_p (I_0 + I_{ph})}{R_s + R_p} \quad (5)$$

Donde $\text{lambert}W$ se refiere a la función W de Lambert.

4. ALGORITMOS GENÉTICOS – CONCEPTOS BÁSICOS

Los Algoritmos Genéticos (AG) son métodos adaptativos que pueden usarse para resolver problemas de búsqueda y optimización. A lo largo de las generaciones, las poblaciones evolucionan en la naturaleza de acuerdo con los principios de selección natural (postulados por Darwin en 1859), donde prevalece la supervivencia del más apto. Por imitación de este proceso, los Algoritmos Genéticos trabajan con una población de individuos, cada uno de los cuales representa una solución factible a un problema dado, que evoluciona a lo largo de distintas generaciones. A cada individuo se le asigna un puntaje, determinado por una función objetivo o de costo, relacionado con la bondad de dicha solución (o adaptación del individuo). Asimismo, la evolución entre sucesivas generaciones se lleva a cabo utilizando operadores genéticos tales como cruces y mutaciones.

En cada ciclo, el algoritmo utiliza la población actual (P_{actual}) para generar los 3 tipos de hijos que conforman la población de la siguiente generación como se muestra en la Figura 2.

- H_{elite} (hijos generados por Elite)
- H_{cruce} (Hijos generados por cruce) = $(P_{actual} - H_{elite}) F_{cruce}$
- $H_{mutación}$ (Hijos generados por mutación) = $(P_{actual} - H_{elite} - H_{cruce})$

Siendo F_{cruce} la fracción de cruce que debe ser definida junto con el tipo de función de cruce, la función de mutación, la población inicial, el número de generaciones y el número de generaciones y el número de individuos de la elite.

La elite está conformada por los individuos de la generación actual con la mejor puntuación. Estos individuos sobreviven para la siguiente generación. El cruce genera descendencia a partir de la combinación de la información provista por dos individuos de la generación actual. Cuanto mayor sea la adaptación de un individuo al problema, mayor será la

probabilidad de que el mismo sea seleccionado para reproducirse cruzando su material genético con otro individuo seleccionado de igual forma. Cuanto menor sea la adaptación de un individuo, menor será la probabilidad de que dicho individuo sea seleccionado para la reproducción, y por tanto, que su material genético se propague en sucesivas generaciones. Por su parte, la mutación es un operador con baja probabilidad que altera alguna propiedad de un individuo en forma aleatoria, antes de introducirlo en la nueva generación.

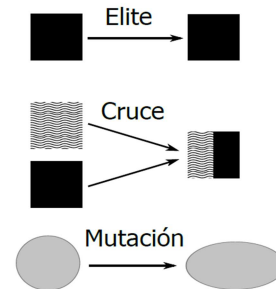


Fig. 2: Creación de una nueva generación del AG

El cruce y la mutación cumplen distintos roles dentro del algoritmo. La descendencia producida por cruce tiende a mejorar la calidad promedio de la población, mientras que la mutación sirve para explorar otros espacios, evitando así mínimos locales.

La optimización por algoritmos genéticos presenta grandes ventajas: no se necesitan conocimientos específicos sobre el problema que se intenta resolver, resulta útil cuando el problema tiene un espacio grande de soluciones, no se requieren derivadas y la función de evaluación no tiene porque ser suave, pudiendo incluso, ser ruidosa.

Como instancia inicial del desarrollo del algoritmo se definen los parámetros a optimizar y una función de costo o de aptitud que se aplica a cada uno de los individuos generados. El algoritmo parte de un conjunto de soluciones (en principio generadas aleatoriamente) denominado población inicial. Estos individuos son evaluados y se les asigna un nivel de adaptación o ajuste. Una vez hecho esto,

se realiza la selección de padres para la posterior generación de hijos y se aplican los operadores genéticos antes descritos. Una nueva evaluación devuelve a la población su tamaño original mediante la selección de los individuos más aptos. El ciclo continúa hasta alcanzarse algún criterio de finalización. Existen varios criterios para finalizar el ciclo del algoritmo. Por ejemplo: que el error obtenido sea menor a una cota estipulada, que la cantidad de generaciones llegue al máximo establecido, que no existan cambios significativos en los valores entregados por la función de aptitud durante una cantidad determinada de generaciones, entre otras.

En la siguiente sección se detalla la función objetivo elegida, se definen las variables utilizadas para el funcionamiento del algoritmo genético, se hallan los

parámetros necesarios para completar el modelo y finalmente se evalúa que tan efectivo resulta el modelo para replicar el funcionamiento del panel seleccionado.

5. RESULTADOS Y VALIDACIÓN DEL MODELO

Con el objetivo de evaluar la propuesta, se plantea hallar los parámetros característicos del circuito equivalente para el panel solar de silicio policristalino Kyocera KC200GT. En la Tabla 1 se detallan las especificaciones eléctricas y térmicas medidas por el fabricante en condiciones estándar de testeo (STC).

Tabla 1: Especificaciones eléctricas y térmicas del panel KC200GT

Temperatura (T_{STC})	25°C
Irradiancia (G_{STC})	1000 W/m ²
Potencia máxima (P_{MPP})	200 W
Tensión en el MPP (V_{MPP})	26.3 V
Corriente en el MPP (I_{MPP})	7.61 A
Tensión de circuito abierto (V_{oc})	32.9 V
Corriente de cortocircuito (I_{sc})	8.21 A
Coef. de temperatura de tensión (K_V)	-0.123V/°C
Coef. de temperatura de corriente (K_I)	3,18e-3 A/°C
Ns (número de celdas en serie)	54

Como se menciona anteriormente, para poder modelar el comportamiento de un panel solar se necesitan ciertos parámetros que no se encuentran disponibles en la hoja de datos provista por el fabricante. En este trabajo, para la extracción de estos parámetros se utilizan AG, por lo que se deben definir la función de evaluación y un conjunto de variables y operadores para poder poner en funcionamiento el algoritmo de optimización.

En primer lugar, con los datos mostrados en la tabla 1, y a partir de las ecuaciones 2, 3 y la obtenida mediante la función W de Lambert (Ecuación 5), se construye la función de costo del algoritmo genético. La misma debe entregar un valor proporcional a la magnitud a minimizar, de forma tal de proporcionar un indicador de la bondad de cada individuo

respecto al criterio de optimización seleccionado. Cada individuo está formado por 4 valores (R_s, R_p, I_{0n}, a), donde cada uno representa un posible valor para los parámetros buscados.

Para resolver este problema en particular, la función objetivo seleccionada es el error cuadrático entre la corriente que da como dato el fabricante (I_{dato}) para la correspondiente tensión (V_{dato}) en STC y la corriente modelada, obtenida mediante las ecuaciones 2, 3 y 5, considerando que los valores nominales son los medidos en STC y $E_g=1.12eV$ por tratarse de un panel de silicio policristalino. La función objetivo o función de costo planteada se muestra en la ecuación que aparece a continuación:

$$F_{\text{costo}}(R_s, R_p, I_{0n}, a, I_{\text{dato}}, V_{\text{dato}}) = \sum \left(I_{\text{dato}} - I(R_s, R_p, I_{0n}, a, I_{\text{dato}}, V_{\text{dato}}) \right)^2 \quad (6)$$

Esta función de costo se complementa con un algoritmo de penalización adicional; de manera que, si se obtiene un conjunto de parámetros que minimiza la función objetivo pero la corriente modelada I no pasa por los 3 puntos característicos brindados por el fabricante (I_{sc}, V_{oc}, MPP), se considera que la solución no es adecuada (individuo no apto). A la misma se la penaliza dándole un valor alto de error de manera de evitar que se produzca un cruce con este individuo. Esta penalización no evita que el individuo sea sometido a mutación.

En este trabajo el algoritmo se ejecuta dos veces. En una primera instancia, la población inicial es elegida de forma aleatoria, y la mejor población de esta primera ejecución se utiliza como población inicial para la segunda iteración del algoritmo. En ambas iteraciones se establecen límites para cada uno de los parámetros que conforman un individuo de la población para evitar arribar a soluciones sin validez física, como por ejemplo, valores de resistencias negativos o corrientes inversas de saturación demasiado elevadas.

Esta técnica de optimización permite obtener un conjunto de parámetros adecuado a partir de un amplio abanico de posibles soluciones, de manera sencilla. Además, aprovechando la velocidad de convergencia del algoritmo, es posible probar distintas configuraciones (tamaño de la población, cantidad de generaciones, funciones de cruce, funciones de costo, etc) para hallar las que mejor se adecuen

a la obtención de los parámetros para el esquema propuesto.

En la Tabla 2 se muestran los valores adoptados para la configuración del AG, en la Tabla 3 se muestran los límites aplicados a los parámetros y en la Tabla 4 los parámetros obtenidos luego de aplicar el algoritmo genético

Tabla 2: Opciones adoptadas para el AG

Generaciones	50
Tamaño de la población	40
Población inicial (1° iteración)	Generación aleatoria
Población inicial (2° iteración)	Mejor población de la primera iteración
Función de mutación	Uniforme
Tasa de mutación	0.02
Función de cruce	Función de dispersión
F_{cruce}	0.8
$Helite$	2

Tabla 3: Límites establecidos para los parámetros

Parámetro	Límite inferior	Límite superior
R_s	0.1 Ω	1 Ω
R_p	100 Ω	1000 Ω
I_{0n}	0 A	1e-7A
a	1	1.6

Tabla 4: Parámetros obtenidos al aplicar algoritmos genéticos

Resistencia seria (R_s)	0.2016 Ω
Resistencia paralelo (R_p)	213.1306 Ω
Factor de idealidad (a)	1.2931
Corriente inversa de saturación nominal	8,5 nA

Una vez obtenida la solución óptima, se evalúa el modelo para distintos valores de irradiancia y temperatura. Posteriormente, los resultados son comparados con la curvas $I-V$ brindadas por el fabricante. El primer conjunto de curvas (Fig. 3a) se obtiene para una temperatura fija de 25°C e irradiancias de: 1000 W/m^2 , 800 W/m^2 , 600 W/m^2 , 400 W/m^2 y 200 W/m^2 . En el segundo conjunto de curvas (Fig. 3b) se mantiene la irradiancia constante a 1000 W/m^2 y temperaturas de: 25°C, 50°C y 75°C.

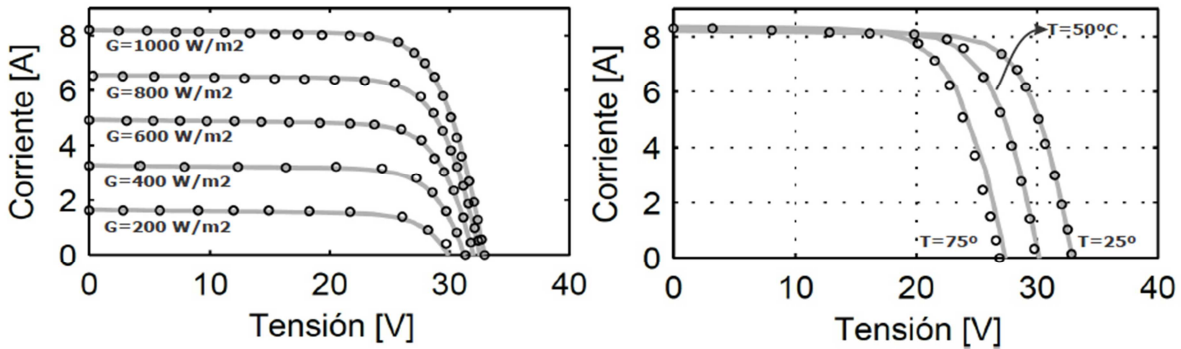
En la Figura 3, se puede ver que el modelo se ajusta a los datos ofrecidos por el fabricante no sólo para la curva utilizada para el ensayo ($G=1000 W/m^2$ y $T=25^\circ C$), sino también para el resto de las curvas ofrecidas por el mismo. Para realizar una comparación cuantitativa, se analiza el

error en tres puntos característicos de la curva (MPP , I_{sc} y V_{oc}) por ser datos de particular importancia para el diseño de algoritmos de máxima extracción de potencia y el diseño de la electrónica asociada a los paneles, entre otras utilidades.

Los resultados encontrados para los niveles de irradiancia y temperatura ensayados, resultaron con errores porcentuales menores al 5% en todos los casos. Para el caso particular de $G=1000 W/m^2$ y $T=25^\circ C$, el error porcentual para los 3 puntos característicos analizados resultó menor al 1%, como se muestra en la tabla 5. Manteniendo la temperatura de 25°C y con irradiancias de $G=800 W/m^2$ o $G=600 W/m^2$ los errores se mantienen por debajo del 2.5 %. En la tabla 6 se muestran los valores obtenidos para $G=600 W/m^2$. Sin variar la temperatura de operación se observa que, al disminuir la

irradiancia a niveles de $G=400 \text{ W/m}^2$ y $G=200 \text{ W/m}^2$, se incrementan los errores relativos pero no superan el 5%. En la tabla 7 se muestran los valores correspondientes a la curva de $G=200 \text{ W/m}^2$. Por último, en las tablas 8 y 9 se pueden observar los resultados para grandes variaciones de

temperatura (50°C y 75°C). En ambos casos los errores se mantienen por debajo del 5%.



(a) Curva I-V para distintos valores de irradiancia con $T=25^\circ\text{C}$.

(b) Curva I-V para distintos valores de Temperatura con $G=1000 \text{ W/m}^2$

Fig. 3: Curvas de corriente-tensión modeladas (-) y Datos del fabricante (o)

Tabla 5: Desempeño del modelo para $G = 1000 \text{ W/m}^2$ y $T=25^\circ\text{C}$

	Fabricante	Modelo	Error abs.	Error %
V_{oc}	32.93 V	32.9 V	0.03 V	0.09 %
I_{sc}	8.21 A	8.20 A	0.01 A	0.12 %
V_{mpp}	26.35 V	26.55 V	0.20 V	0.76 %
I_{mpp}	7.62 A	7.54 A	0.08 A	1.04 %
P_{mpp}	200.67 W	200.28 W	0.39 W	0.19 %

Tabla 6: Desempeño del modelo para $G = 600 \text{ W/m}^2$ y $T= 25^\circ\text{C}$

	Fabricante	Modelo	Error abs.	Error %
V_{oc}	32.14 V	32.0 V	0.14 V	0.44 %
I_{sc}	4.91 A	4.92 A	0.01 A	0.20 %
V_{mpp}	26.61 V	26.20 V	0.41 V	1.54 %
I_{mpp}	4.51 A	4.49 A	0.02 A	0.44 %
P_{mpp}	119.98 W	117.56 W	2.42 W	2.02%

Tabla 7: Desempeño del modelo para $G = 200 \text{ W/m}^2$ y $T= 25^\circ\text{C}$

	Fabricante	Modelo	Error abs.	Error %
V_{oc}	30.54 V	29.9 V	0.64 V	2.10 %
I_{sc}	1.61 A	1.64 A	0.03 A	1.86 %
V_{mpp}	25.45 V	24.7 V	0.75 V	2.95 %
I_{mpp}	1.46 A	1.43 A	0.03 A	2.05 %
P_{mpp}	37.13 W	35.29 W	1.84 W	4.96%

Tabla 8: Desempeño del modelo para $G = 1000 \text{ W/m}^2$ y $T= 50^\circ\text{C}$

	Fabricante	Modelo	Error abs.	Error %
V_{oc}	29.86V	30.15 V	0.29 V	0.97 %
I_{sc}	8.29 A	8.28 A	0.01 A	0.12 %
V_{mpp}	23.91 V	23.75 V	0.16 V	0.67 %
I_{mpp}	7.57 A	7.52 A	0.05 A	0.66 %
P_{mpp}	181.04 W	178.59 W	2.45 W	1.35%

Tabla 9: Desempeño del modelo para $G = 1000 \text{ W/m}^2$ y $T = 75^\circ\text{C}$

	Fabricante	Modelo	Error abs.	Error %
V_{oc}	26.88 V	27.35 V	0.47 V	1.74 %
I_{sc}	8.36 A	8.36 A	0.00 A	0.00 %
V_{mpp}	20.14 V	21.00 V	0.86 V	4.27 %
I_{mpp}	7.75 A	7.46 A	0.29 A	3.74 %
P_{mpp}	156.06 W	156.72 W	0.66 W	0.42%

Los resultados obtenidos reflejan la adecuación del modelo para todas las curvas provistas por el fabricante, presentando mayor error a bajas irradiancias. Esta situación puede ser explicada teniendo en cuenta que el fabricante del panel admite una reducción en la eficiencia del mismo para bajos niveles de irradiancia, concluyendo que, en esa situación pueden aparecer fenómenos físicos que no han sido contemplados en el modelo de un diodo.

6. CONCLUSIONES

En este trabajo se propuso la utilización de algoritmos genéticos en combinación con la función W de Lambert para hallar los parámetros del denominado modelo de un solo diodo para el panel solar Kyocera KC200GT. Para evaluar el algoritmo genético se utilizaron los datos en STC, provistos por el fabricante del panel solar.

Una vez obtenidos los parámetros, se sometió a prueba el método realizando distintos ensayos en los que se observó que el error relativo no superaba el 5% para todos los casos analizados.

Teniendo en cuenta lo expuesto en los párrafos anteriores se puede concluir que el método de extracción de parámetros elegido para este trabajo brindó resultados muy satisfactorios.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue soportado por la Universidad Nacional de Mar del Plata, el Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas, el Ministerio de Ciencia, Tecnología e Innovación Productiva y la Agencia Nacional de Promoción Científica y Tecnológica.

REFERENCIAS

Abuelma, M.T. 'Atti. Improved approximate analytical solution for generalized diode equation. *Electronic Letters*, 28 (6):594–595, 1992.

- AlHajri, M.F., El-Naggar K.M., AlRashidi M.R., and a. Al-Othman K. Optimal extraction of solar cell parameters using pattern search. *Renewable Energy*, 44:238–245, 2012. ISSN 09601481. doi: 10.1016/j.renene.2012.01.082.
- Alrashidi M.R. and Alhajri M.F. Parameters Estimation of Double Diode Solar Cell Model. (2):98–101, 2013.
- Banwell T.C. and A. Jayakumar. Exact analytical solution for current flow through diode with series resistance. 36(4): 291–292, 2000. doi: 10.1049/el.
- Benavides, N.D., Chapman P.L. Modeling the Effect of Voltage Ripple on the Power Output of Photovoltaic Modules. 55(7):2638–2643, 2008.
- Bennett T., Zilouchian A., and Roger Messenger. Photovoltaic model and converter topology considerations for MPPT purposes. 86:2029–2040, 2012.
- Dondi D., Bertacchini A., Brunelli D., Larcher L., and Benini L. Modeling and Optimization of a Solar Energy Harvester System for Self-Powered Wireless Sensor Networks. 55(7):2759–2766, 2008. <http://www.kyocera.com.sg/products/solar/pdf/kc200gt.pdf>. 2009.
- Ikegami, T., Maezono T., F Nakanishi, Y Yamagata, and K Ebihara. Estimation of equivalent circuit parameters of PV module and its application to optimal operation of PV system. 67, 2001.
- Ishaque K. and Salam Z. A comprehensive MATLAB Simulink PV system simulator with partial shading capability based on two-diode model. *Solar Energy*, 85(9):2217–2227, 2011. ISSN 0038092X. doi: 10.1016/j.solener.2011.06.008.
- Ishaque K., Salam Z., and Taheri H. Simple, fast and accurate two-diode model for photovoltaic modules. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 95(2):586–594, 2011. ISSN 09270248. doi: 10.1016/j.solmat.2010.09.023.
- Jain A. Exact analytical solutions of the parameters of real solar cells using Lambert W-function. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 81(2):269–277, 2004. ISSN 09270248. doi: 10.1016/j.solmat.2003.11.018.

- Kalogirou, S.A. *Solar Energy Engineering*. 2013. ISBN 978-0-12-397270-5. doi: 10.1016/B978-0-12-374501-9.00014-5.
- Kumar Das, A.. An explicit J-V model of a solar cell using equivalent rational function form for simple estimation of maximum power point voltage. *Solar Energy*, 98:400–403, 2013. ISSN 0038092X. doi: 10.1016/j.solener.2013.09.023.
- Li Y., Huang W., Huang H., Hewitt C., Chen Y., Fang G., and Carroll D.L.. Evaluation of methods to extract parameters from current voltage characteristics of solar cells. *Solar Energy*, **90:51–57, 2013**. ISSN 0038092X.
- Lineykin S., Averbukh M., and Kuperman A. An improved approach to extract the single-diode equivalent circuit parameters of a photovoltaic cell / panel. 30:282–289, 2014.
- Lo Brano V., Orioli A., Ciulla G., and Di Gangi A. An improved five-parameter model for photovoltaic modules. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 94(8):1358–1370, 2010. ISSN 09270248. doi: 10.1016/j.solmat.2010.04.003.
- Maffezzoni P., Codecasa P., and D Amore D. Modeling and Simulation of a Hybrid Photovoltaic Module Equipped With a Heat-Recovery System. 56(11):4311–4318, 2009.
- Nelson. J. *The Physics of solar cells*. 2003.
- Ortiz-Conde, A., Francisco J Garc'ia S'anchez, and Juan Muci. Exact analytical solutions of the forward non-ideal diode equation with series and shunt parasitic resistances. *Solid-State Electronics*, 44(10):1861–1864, 2000.
- Ortiz-Conde. A. Approximate analytical expression for equation of ideal diode with series and shunt resistances. *Electronic Letters*, 28(21):1964–1965, 1992.
- Santakrus N., Singh, Amit Jain, and Avinashi Kapoor. A new method to determine the optimum load of a real solar cell using special trans function theory (stft). 3(2), 2013.
- Sera, D., Teodorescu, R. and Pedro Rodriguez. PV panel model based on datasheet values. (4):2392–2396, 2007.
- Swapan K. Datta, K. Mukhopadhyay, S. Bandopadhyay, and H. Saha. An improved technique for the determination of solar cell parameters. *Solid-State Electronics*, 35(11):1667 – 1673, 1992. ISSN 0038-1101.
- Villalva, M.G., J.R. Gazoli, and E.R. Filho. Comprehensive Approach to Modeling and Simulation of Photovoltaic Arrays. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 24(5):1198–1208, 2009. ISSN 0885-8993. doi: 10.1109/TPEL.2009.2013862.
- Wolf P. and Benda V.. Identification of PV solar cells and modules parameters by combining statistical and analytical methods. *Solar Energy*, 93:151–157, 2013. ISSN 0038092X. doi: 10.1016/j.solener.2013.03.018.
- Zagrouba, M. a. Sellami, M. Boua'icha, and M. Ksouri. Identification of PV solar cells and modules parameters using the genetic algorithms: Application to maximum power extraction. *Solar Energy*, 84(5):860–866, 2010. ISSN 0038092X. doi: 10.1016/j.solener.2010.02.012.