

# Vortex Search Algorithm Applied to the Parametric Estimation in PV Cells Considering Manufacturer Datasheet Information

Oscar Danilo Montoya, *Member, IEEE*, Walter Gil-González, *Member, IEEE* and Jesús. M. López-Lezama, *Member, IEEE*

**Abstract**—This paper addresses the problem of parametric estimation in solar cells considering manufacturer datasheet information regarding open-circuit, short-circuit and maximum power points from the point of view of mathematical optimization. To represent this problem a single-objective function is formulated associated to the minimization of the mean square error of the single-diode model evaluated in the operational points reported by the manufacturer. The solution of this nonlinear non-convex optimization model is addressed with a metaheuristic optimization technique known in specialized literature as vortex search algorithm (VSA). This metaheuristic optimization method works with Gaussian distribution functions and variable radius to explore and exploit the solution space by generating hyperspheres that move through the solution space as a function of the best current solution. The VSA is implemented in MATLAB environment by using commercial photovoltaic module information, where numerical results demonstrate the efficiency of this optimization method with objective functions lower than  $1 \times 10^{-25}$  and processing times around 6.13 s.

**Index Terms**—Photovoltaic modules, parametric estimation, vortex search algorithm, metaheuristic optimization, manufacturer information, single-diode information.

## I. INTRODUCCIÓN

Actualmente, la integración de energía solar en los sistemas eléctricos está tomando importancia y se está transformando en la más popular de las energías renovables, ya que es abundante y casi omnipresente. Además, contribuye a la integración de fuentes de energía limpias, las cuales están en beneficio de las regulaciones ambientales impuestas en muchos países [1]. La energía solar puede ser transformada en energía eléctrica por medio de sistemas fotovoltaicos (PVs), los cuales están formados por arreglos de celdas fotovoltaicas conectadas entre ellas en disposiciones serie-paralelo. Estos arreglos de sistemas fotovoltaicos requieren dispositivos de electrónica de potencia conocidos como convertidores para

conectarse a la red eléctrica [2]. Adicionalmente, requieren algoritmos para que estos funcionen en el punto de máxima potencia (MPP) y así tener una gestión eficaz de la energía disponible. Por lo tanto, es necesario conocer el modelo apropiado de la celda y sus parámetros para realizar una integración adecuada a la red. Una celda fotovoltaica es un diodo de unión  $p-n$ , la cual típicamente es representada mediante un circuito eléctrico equivalente [3]. Dependiendo de la exactitud deseada, se puede asumir que el modelo de la celda tiene uno, dos o incluso más diodos. Generalmente, por simplicidad y con un nivel aceptable de precisión, en la representación de la curva característica corriente-tensión (I-V), el modelo de un solo diodo ha sido el más usado. El modelo de dos diodos integra las pérdidas en la región de agotamiento causada por la recombinación de portadores. Aunque el modelo de tres diodos ha sido estudiado en la literatura, este modelo no ha sido tan popular, ya que el incremento en exactitud no compensa su nivel de complejidad. Independientemente del modelo de circuito empleado para los PVs, es importante conocer sus parámetros; para esto, se han implementado técnicas de optimización que encuentran una solución de las ecuaciones que relacionan la curva característica I-V del dispositivo fotovoltaico [2], [3]. El modelo de optimización para encontrar los parámetros de la celda fotovoltaica consiste en trabajar con los puntos de operación de diseño de la celda que incluyen el voltaje en circuito abierto, su operación en cortocircuito y su punto de máxima transferencia de potencia. A partir de estos puntos se obtiene el modelo de optimización, el cual minimiza el error cuadrático medio para evaluar el modelo de PV de diodo único en estos puntos y así obtener la curva característica I-V [4], [5]. Sin embargo, este modelo es un problema de optimización no lineal y no convexo, lo que implica que existen múltiples combinaciones de los parámetros con el mismo rendimiento numérico. Por lo tanto, para abordar este problema de optimización, se han utilizado múltiples técnicas de optimización combinatoria [6], [7].

En los últimos años, varios métodos metaheurísticos poblacionales han sido aplicados para encontrar los parámetros óptimos de las celdas fotovoltaicas. Entre estos se destacan los algoritmos evolutivos (EA, por sus siglas en inglés). Por lo general, los EA minimizan una función de error entre los conjuntos de datos I-V experimentales y simulados del sistema fotovoltaico para proporcionar una combinación de parámetros óptimos para modelar la celda PV. En [8] y [9]

O. D. Montoya is with the Facultad de Ingeniería, Universidad Distrital Francisco José de Caldas - Postcode: 11021 - Bogotá D.C., Colombia; and also with with the Smart Energy Laboratory, Universidad Tecnológica de Bolívar, Post Code: 131001, Cartagena, Colombia (email: odmontoyag@udistrital.edu.co - omontoya@utb.edu.co, <https://orcid.org/0000-0001-6051-4925>).

W. Gil-González is with the Grupo GIEN, Facultad de Ingeniería, Institución Universitaria Pascual Bravo, Campus Robledo, Medellín 050036, Colombia; (e-mail: walter.gil@pascualbravo.edu.co.) <https://orcid.org/0000-0001-7609-1197>

J. M. López-Lezama is with the Department of Electrical Engineering, research group GIMEL Universidad de Antioquia - Postcode: 1226 - Medellín, Colombia (email: jmaria.lopez@udea.edu.co.) <https://orcid.org/0000-0002-2369-6173>

se aplicaron variantes de la optimización de enjambre de partículas (PSO) al problema de encontrar los parámetros de las celdas fotovoltaicas. Estas variantes consisten en PSO con coeficientes de aceleración variables en el tiempo (TVACPSO) y PSO con líder mejorado (ELPSO). Por otro lado, en [10] y [11] se implementaron el algoritmo de polinización de flores (FPA) y su híbrido con el método Nelder-Mead simplex, respectivamente, para estimar los parámetros de módulos fotovoltaicos. En [12], se implementó una versión mejorada del algoritmo de evolución compleja barajada (ISCE) al problema de estimación de parámetros de celdas fotovoltaicas. Mientras que en [13] se empleó un peso auto adaptativo en el algoritmo JAYA para mejorar la búsqueda de este a través del espacio de solución. Similarmente, en [14] y [15] se incorporaron ajustes en los parámetros de control de la evolución diferencial (DE) con el objetivo de minimizar errores en la estimación de parámetros de celdas fotovoltaicas. Es de notar que las metodologías anteriormente mencionadas no emplearon los datos proporcionados por el fabricante, lo cual permitiría mejorar la estimación de los parámetros de los módulos fotovoltaicos.

En la literatura existen pocas investigaciones que emplean los datos suministrados por el fabricante. En [16], se presenta una comparación de las técnicas de estimación de parámetros de módulos de celdas solares cristalinas y de película delgada utilizando el método clásico de Gauss-Siedel y el método analítico. En [17], se realizó un estudio comparativo utilizando el método iterativo y la función Lambert W. En [18], se propuso un modelo matemático detallado del módulo fotovoltaico que se centra principalmente en tres puntos principales de circuito abierto, cortocircuito y potencia máxima en la curva característica I-V. En [19] y [20] se describieron una combinación de métodos analíticos y metaheurísticos. Estos calcularon los parámetros del sistema fotovoltaico de forma analítica, mientras que los parámetros restantes se estimaron mediante el método PSO y el algoritmo genético (GA).

A diferencia de los reportes descritos anteriormente, en este trabajo se propone la aplicación del método de optimización combinatoria conocido como algoritmo de búsqueda por vórtices (VSA, por sus siglas en inglés) [21]. La ventaja fundamental del método VSA es que trabaja con funciones de probabilidad de tipo Gaussiana para generar el conjunto de soluciones candidatas, las cuales están distribuidas en una hiper-esfera que centrada alrededor de la mejor solución (etapa de exploración del espacio de solución) [22]. Además, emplea un radio variable que decrece en forma exponencial a medida que incrementa el contador de iteraciones y permite explotar regiones prometedoras donde se encuentran soluciones de buena calidad [23]. Los resultados numéricos sobre el modelo de diodo único para la celda fotovoltaica muestran que el error medio cuadrático entre los puntos de operación suministrados por el fabricante (circuito abierto, cortocircuito y máxima transferencia de potencia) presentan valores inferiores a  $1 \times 10^{-25}$ , lo cual demuestra la eficiencia del método VSA para resolver el modelo de optimización no lineal y no convexo que representa el problema de estimación paramétrica en celdas fotovoltaicas. Adicionalmente, el tiempo medio de convergencia del método VSA es de 6.3 s garantizando soluciones de buena calidad en cada evaluación del algoritmo.

El resto de este documento está organizado de la siguiente forma: la Sección II presenta la formulación matemática del problema de estimación paramétrica en celdas fotovoltaicas considerando el modelo de diodo único y la información suministrada por el fabricante, empleando un modelo de minimización con una función objetivo cuadrática. En la Sección III se presentan las principales características del método de optimización de búsqueda por vórtices, así como su pseudocódigo para implementación computacional. En la Sección IV se presentan las características del módulo fotovoltaico policristalino del tipo Kyocera KC200GT, así como, los resultados de simulación y su correspondiente análisis y discusión. Finalmente, la Sección V presenta las principales conclusiones derivadas de este trabajo, así como algunas líneas para investigaciones futuras.

## II. FORMULACIÓN MATEMÁTICA

La formulación matemática del problema de estimación paramétrica en módulos solares compuestos de  $N_c$  número de celdas conectadas en serie se desarrolla considerando el modelo ideal de las celdas fotovoltaicas mediante una representación mono-diodo [24], [25]. La representación esquemática o circuito equivalente del módulo fotovoltaico se presenta en la Fig. 1.

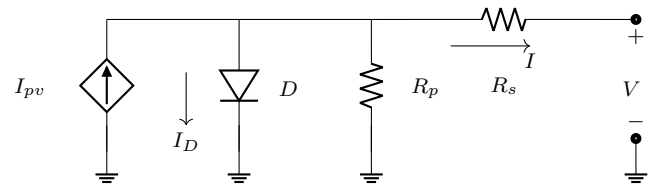


Fig. 1. Circuito equivalente de una celda fotovoltaica.

La relación general entre voltaje y corriente para el circuito equivalente de la celda fotovoltaica presentada en la Fig. 1 se define en la Ecuación (1).

$$I = I_{pv} - I_0 \left[ \exp \left( q \frac{V + R_s I}{akN_c T} \right) - 1 \right] - \frac{V + R_s I}{R_p}, \quad (1)$$

donde  $I_{pv}$  representa la corriente fotoeléctrica,  $I_0$  corresponde a la corriente inversa de saturación del módulo fotovoltaico,  $R_s$  y  $R_p$  son las resistencias serie y paralelo equivalentes, respectivamente.  $q$  define la carga del electrón (e.g.,  $1.60217646 \times 10^{-19}$  Coulomb),  $k$  corresponde a la constante de Boltzmann la cual se define como  $1.38064852 \times 10^{-23}$  Joules/Kelvin, y  $T$  define la temperatura absoluta de la unión del diodo. En este trabajo, se asume que esta constante es  $225 + 25$  Kelvin.  $a$  define el factor de idealidad del diodo. Es importante mencionar que  $\exp(w)$  corresponde a la función exponencial de la variable  $w$ .

Para determinar los parámetros del circuito equivalente de la celda fotovoltaica presentada en la Fig. 1, en este trabajo se consideran tres puntos de operación conocidos para el módulo fotovoltaico. Estos tres puntos permiten determinar el comportamiento completo del módulo fotovoltaico en todo el rango de operación y son proveídos por el fabricante.

### A. Operación en Circuito Abierto

La operación del modulo fotovoltaico en circuito abierto corresponde a la información provista por el fabricante, en la cual es claro, que no existe flujo de corriente en los terminales de este. En este punto de operación considere  $V = V_{oc}$ , donde  $V_{oc}$  representa el voltaje de circuito abierto. Dado que la corriente es nula en este punto de operación i.e.,  $I = 0$ , desde la Ecuación (1) se obtiene la Expresión (2) para  $I_{pv}$  como sigue:

$$I_{pv} = I_0 \left[ \exp \left( q \frac{V_{oc}}{akN_cT} \right) - 1 \right] - \frac{V_{oc}}{R_p}. \quad (2)$$

### B. Operación en Cortocircuito

Un segundo punto de operación suministrado por el fabricante del módulo fotovoltaico corresponde al escenario de cortocircuito en terminales del panel, con lo cual la corriente de salida será  $I = I_{sc}$  y el voltaje en sus terminales nulo, i.e.,  $V = 0$ . En estas condiciones de operación de la Ecuación (1) se obtiene la siguiente relación:

$$I_{sc} = I_{pv} - I_0 \left[ \exp \left( q \frac{R_s I_{sc}}{akN_cT} \right) - 1 \right] - \frac{R_s I_{sc}}{R_p}, \quad (3)$$

además, si se combinan las Expresiones (2) y (3), y se realizan algunas simplificaciones, entonces se obtiene una expresión general para la corriente  $I_0$  como se presenta en (4).

$$I_0 = \frac{I_{sc} + \frac{R_s I_{sc}}{R_p} + \frac{V}{R_p}}{\exp \left( q \frac{V_{oc}}{akN_cT} \right) - \exp \left( q \frac{R_s I_{sc}}{akN_cT} \right)}, \quad (4)$$

asimismo, si se sustituye la Ecuación (4) en la Ecuación (2), entonces se obtiene una expresión general para la corriente fotovoltaica, como se define en (5).

$$I_{pv} = \frac{\left( I_{sc} + \frac{R_s I_{sc}}{R_p} + \frac{V}{R_p} \right) \left[ \exp \left( q \frac{V_{oc}}{akN_cT} \right) - 1 \right]}{\exp \left( q \frac{V_{oc}}{akN_cT} \right) - \exp \left( q \frac{R_s I_{sc}}{akN_cT} \right)} - \frac{V}{R_p}. \quad (5)$$

### C. Operación en el Punto de Máxima Transferencia de Potencia

Como tercer punto de operación que provee el fabricante de los módulos fotovoltaicos, se encuentra el punto de máxima transferencia de potencia, i.e.,  $(I_{mpp}, V_{mpp})$ . Si este punto de operación se sustituye en la Ecuación (1) se alcanza la siguiente expresión matemática para  $I_{mpp}$  definida en (6).

$$I_{mpp} = \left( I_{pv} - I_0 \left[ \exp \left( q \frac{V_{mpp} + R_s I}{akN_cT} \right) - 1 \right] - \frac{V_{mpp} + R_s I_{mpp}}{R_p} \right). \quad (6)$$

### D. Modelo de Optimización Resultante

Para formular un modelo de optimización que represente adecuadamente el problema de estimación paramétrica en celdas fotovoltaicas empleando la información del fabricante, i.e., operación en circuito abierto, cortocircuito y punto de máxima transferencia de potencia, respectivamente, en este trabajo se selecciona una función mono-objetivo que considera

la minimización del error medio cuadrático, tal como se presenta en (7).

$$\min z = E_{oc}^2 + E_{sc}^2 + E_{mpp}^2, \quad (7)$$

Obsérvese que cada una de las componentes de la función objetivo (7) se formulan como sigue:

$$E_{oc} = I_0 \left[ \exp \left( q \frac{V_{oc}}{akN_cT} \right) - 1 \right] - \frac{V}{R_p} - I_{pv}, \quad (8)$$

$$E_{sc} = I_{pv} - I_0 \left[ \exp \left( q \frac{R_s I_{sc}}{akN_cT} \right) - 1 \right] - \frac{R_s I_{sc}}{R_p} - I_{sc}, \quad (9)$$

$$E_{mpp} = \left( I_{pv} - I_0 \left[ \exp \left( q \frac{V_{mpp} + R_s I}{akN_cT} \right) - 1 \right] - \frac{V_{mpp} + R_s I_{mpp}}{R_p} \right) - I_{mpp}. \quad (10)$$

Es importante recalcar que en el modelo matemático de optimización definido de (7) a (10) las variables objeto de estimación son:  $a$ ,  $R_s$  y  $R_p$ ; además, se requiere del cálculo de las variables  $I_0$  y  $I_{pv}$  según se definió en las Ecuaciones (4) y (5) respectivamente.

El modelo matemático (7) a (10) se completa considerando los límites mínimos y máximos admisibles para las variables de decisión, tal como se define en (11).

$$\begin{aligned} a^{\min} &\leq a \leq a^{\max} \\ R_p^{\min} &\leq R_p \leq R_p^{\max}, \\ R_s^{\min} &\leq R_s \leq R_s^{\max}, \end{aligned} \quad (11)$$

donde,  $a^{\min}$  y  $a^{\max}$  representan los límites mínimos y máximos admisibles para el factor de idealidad del diodo,  $R_p^{\min}$  y  $R_p^{\max}$  corresponden a los límites mínimos y máximos para la resistencia paralela, y  $R_s^{\min}$  y  $R_s^{\max}$  representan el límite inferior y superior para la resistencia serie.

Nótese que el modelo matemático definido de (7) a (11) combinado con las restricciones de igualdad (4) y (5) es no lineal y no convexo, lo cual implica que existen múltiples combinaciones de los parámetros  $a$ ,  $R_s$  y  $R_p$ , con el mismo desempeño numérico. Por lo cual, para abordar este problema de optimización, en este artículo se propone la aplicación de un algoritmo de optimización denominado algoritmo de búsqueda por vórtices (VSA, por sus siglas en inglés). La principal ventaja de este algoritmo es que trabaja con funciones de distribución Gaussiana y funciones exponenciales para controlar el radio de búsqueda, los cuales permiten explorar y explotar el espacio de solución para encontrar soluciones de buena calidad con tiempos de cómputo mínimos.

## III. ALGORITMO DE BÚSQUEDA POR VÓRTICES

El método VSA corresponde a una técnica de optimización metaheurística que trabaja en un dominio continuo para las variables de decisión en un espacio multidimensional de tamaño  $d$  [21]. Para explorar el espacio de solución el método VSA emplea una función de distribución Gaussiana y una adaptación exponencial para explorar el espacio de solución, y explotar regiones prometedoras de dicho espacio [23]. Este método de optimización metaheurístico ha sido inspirado por el comportamiento de fluidos agitados en tuberías que

generan patrones giratorios denominados vórtices [26]. Los principales aspectos sobre la implementación del método VSA para la determinación de los parámetros óptimos de un módulo fotovoltaico representado por su equivalente de diodo único se presentan como sigue.

#### A. Generación de la Solución Inicial

Un aspecto esencial del método VSA es el radio variable de la hiper-esfera que contiene al espacio de solución, el cual se denomina  $r_t$  (siendo  $t$  el contador de iteraciones). Al inicio del proceso de optimización esta hiper-esfera es centrada en el espacio de solución, para lo cual se define  $\mu_0$  según (12)

$$\mu_0 = \frac{x^{\min} + x^{\max}}{2}, \quad (12)$$

siendo  $x^{\min} \in \mathbb{R}^{d \times 1}$  y  $x^{\max} \in \mathbb{R}^{d \times 1}$  los límites inferiores y superiores admisibles para las variables de decisión.

Es importante mencionar que el centro de la hiper-esfera  $\mu_0$  corresponde a un punto definido en un espacio  $d$ -dimensional, el cual a su vez está determinado por las variables de decisión del problema en cuestión, que para el caso del módulo fotovoltaico estudiado en este trabajo es de 3 dimensiones. Nótese que para inicializar el método de optimización por vórtices, el centro inicial de la hiper-esfera corresponde a  $\mu_0$ . Dado que para el problema bajo estudio el espacio tiene dimensión 3, entonces este se calculará como

$$\mu_0 = \left\{ \frac{x_1^{\min} + x_1^{\max}}{2}, \frac{x_2^{\min} + x_2^{\max}}{2}, \frac{x_3^{\min} + x_3^{\max}}{2} \right\}. \quad (13)$$

#### B. Generación de Soluciones Candidatas

Para generar el conjunto de soluciones candidatas  $C_i^t(x) = s_i^t = \{x_1, x_2, \dots, x_d\}$ , siendo  $i$  el subíndice asociado con el  $i^{\text{th}}$  individuo contenido en la población, se considera según lo reportado en [21], una distribución de probabilidad Gaussiana con la forma presentada en (14).

$$s_i^t = p(\zeta_i^t, \mu_t, v) = \left( (2\pi)^d |v| \right)^{1/2} e^{\left( -\frac{1}{2} \frac{(\zeta_i^t - \mu_t)^T (\zeta_i^t - \mu_t)}{v} \right)}. \quad (14)$$

En esta distribución de probabilidad,  $\zeta_i^t \in \mathbb{R}^{d \times 1}$  es un vector de valores aleatorios,  $\mu_t \in \mathbb{R}^{d \times 1}$  representa el centro actual de la hiper-esfera en la iteración  $t$ , y  $v \in \mathbb{R}^{d \times d}$  se conoce como la matriz de covarianzas. Según lo recomendado en [23] para simplificar esta matriz, se recomienda considerar varianzas idénticas en la diagonal y covarianzas nulas, lo cual se puede formular como:

$$\sigma_0 = \frac{\max \{x^{\max}\} - \min \{x^{\min}\}}{2}, \quad (15)$$

siendo  $v = \sigma_0 I_{d \times d}$ , con  $I$  definida como una matriz identidad con dimensiones apropiadas. Nótese que para inicializar el radio de la hiper-esfera (i.e.,  $r_t$  con  $t = 0$ ) los autores de [21] recomiendan que este se asigne como  $\sigma_0$ . Es importante aclarar que el radio variable de la hiper-esfera es fundamental dentro del proceso evolutivo del método VSA, ya que este gobierna el vector de valores aleatorios  $\zeta_i^t$  as  $\zeta_i^t = r_t \text{rand}(d)$ , siendo  $\text{rand}(d)$  números aleatorios entre 0 y 1 con dimensión  $d$ .

#### C. Ajuste de las Soluciones Candidatas

Una vez se emplea la distribución de probabilidad Gaussiana para generar el conjunto de soluciones candidatas  $s_i^t$  existe la posibilidad de que sus valores estén por fuera del espacio de solución admisible para las variables de decisión, por lo cual es necesario garantizar que las soluciones candidatas estén siempre dentro de los límites permitidos para las variables y así garantizar soluciones factibles durante el proceso de optimización [27]. Esto se logra según se define en (16),

$$s_i^t = \begin{cases} s_i^t & x^{\min} \leq x \leq x^{\max} \\ x^{\min} + (x^{\max} - x^{\min}) \text{rand} & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (16)$$

donde  $\text{rand}$  es un número aleatorio entre 0 y 1 que se obtiene con una distribución de probabilidad normal.

#### D. Selección del Nuevo Centro de la Hiper-Esfera

La evolución del proceso de optimización del método VSA es definido por la ubicación del centro de la hiper-esfera (i.e.,  $\mu_{t+1}$ ), este es seleccionado como la mejor solución existente en la población para la iteración actual, sobre la cual se generarán los nuevos individuos. Para definir este centro, como se mencionó anteriormente, se escoge la mejor solución (i.e., máximo o mínimo contenido en  $C_i^t(x)$ ); es decir,  $\mu_{t+1} = s_{i, \text{best}}^t$ . En el caso del problema de estimación paramétrica en paneles fotovoltaicos se toma el individuo con el valor de función objetivo más pequeña contenida en la población actual (problema de minimización).

Es importante mencionar que la evaluación de la función objetivo en el estudio se hace directamente empleando los valores de las variables contenidas en cada individuo, en las cuales se garantiza el 100 % factibilidad según (16), con lo cual no se hace necesario emplear una función de adaptación para explorar el espacio de solución, ya que las restricciones de igualdad siempre se cumplen, por lo cual no se penalizan en la función objetivo.

#### E. Reducción del Radio de la Hiper-Esfera

En la literatura científica se recomienda ampliamente la aplicación de funciones Gama incompletas para reducir paulatinamente el radio de la hiper-esfera a medida que se evoluciona a través del espacio de solución; sin embargo, por facilidad de implementación, en este trabajo se emplea la versión exponencial reportada en [23] para reducir dicho radio, tal como se define en la Ecuación (17)

$$r_{t+1} = \sigma_0 \left( 1 - \frac{t}{t_{\max}} \right) e^{\left( -\theta \frac{t}{t_{\max}} \right)}, \quad (17)$$

donde  $\theta$  es un parámetro de ajuste que gobierna la velocidad con la que se reduce el radio de la hiper-esfera. En este trabajo se considera un valor de 6 para este parámetro, ya que que heurísticamente se ha encontrado que con este valor se alcanza un desempeño similar al logrado con funciones Gama incompletas [22].

*F. Criterios de Parada*

El proceso de búsqueda a través del método VSA termina cuando uno de los siguientes criterios de parada se cumple:

- ✓ Si el número de iteraciones  $t_{max}$  se ha alcanzado, entonces, el método VSA termina y reporta el centro final de la hiper-esfera como solución óptima del problema.
- ✓ Si durante  $\tau_{max}$  iteraciones consecutivas el centro de la hiper-esfera no se ha modificado, entonces, el método VSA termina y reporta el centro actual de la hiper-esfera como la mejor solución encontrada.

*G. Implementación del Método VSA*

El en Algoritmo 1 se presenta el pseudo-código que define los pasos necesarios para la aplicación del método de optimización basado en la búsqueda por vórtices a la estimación paramétrica en módulos fotovoltaicos siguiendo la estructura del método VSA reportada en [23].

```

Data: Leer los datos del módulo fotovoltaico
aportados por el fabricante
Definir la hiper-esfera inicial mediante  $\mu_t$  y  $r_t$ ;
General el conjunto de soluciones candidatas  $s_i^t$ 
empleando (14);
Verificar los límites de las variables en  $s_i^t$  según (16);
Evaluar cada  $s_i^t$  en la función objetivo (7);
Encontrar la mejor solución actual  $s_{i,best}^t$ ;
for  $t = 1 : t_{max}$  do
    Actualizar el centro  $\mu_{t+1} = s_{i,best}^t$ ;
    Calcular el nuevo radio  $r_{t+1}$  as (17);
    Generar las nuevas soluciones candidatas  $s_i^{t+1}$ 
según (14);
    Verificar los límites de las variables en  $s_i^t$  según
(16);
    Evaluar cada  $s_i^t$  en la función objetivo (7);
    Encontrar la mejor solución actual  $s_{i,best}^t$ ;
    if  $\tau \geq \tau_{max}$  then
        Seleccione como solución del problema  $\mu_{t+1}$ ;
        terminar;
    end
end

```

**Result:** Retornar la solución óptima encontrada  
**Algoritmo 1:** Aplicación del método de optimización de búsqueda por vórtices a la estimación paramétrica en módulos fotovoltaicos.

IV. SISTEMA DE PRUEBA E IMPLEMENTACIÓN COMPUTACIONAL

En esta sección se presentan los parámetros del módulo fotovoltaico y los parámetros de simulación del método VSA, así como los resultados obtenidos en el software MATLAB y la comparación con otros métodos metaheurísticos reportados de la literatura especializada.

*A. Parámetros del Sistema de Prueba*

El sistema de prueba considerado corresponde a una célula fotovoltaica policristalina del tipo Kyocera KC200GT. La

información aportada por el fabricante de este módulo fotovoltaico se reporta en la Tabla I. En relación con los límites máximos y mínimos de las variables de decisión, en este trabajo son consideradas las siguientes,  $0.5 \leq a \leq 2$ ,  $0.001 \leq R_p \leq 1$ , y  $50 \leq R_s \leq 200$ , las cuales han sido tomadas de la referencia [24].

TABLE I  
 INFORMACIÓN DEL FABRICANTE DEL MÓDULO KYOCERA KC200GT (TOMADA DE [24]).

Parámetro	Símbolo	Valor
Voltaje de circuito abierto	$V_{oc}$	32.900 V
Coef.de temperatura para $V_{oc}$	$K_{V_{oc}}$	-0.123 V/°C
Corriente de cortocircuito	$I_{sc}$	8.210 A
Coef. de temperatura para $I_{sc}$	$K_{I_{sc}}$	$3.180 \times 10^{-3}$ A/°C
Voltaje de máxima potencia	$V_{mpp}$	26.300 V
Número de celdas en serie	$N_c$	54
Corriente de máxima potencia	$I_{mpp}$	7.610 A

La implementación computacional del problema de estimación paramétrica para módulos fotovoltaicos considerando la información proveída por el fabricante empleando el algoritmo de búsqueda por vórtices se realiza en el software MATLAB 2020a empleando un computador de escritorio con procesador INTEL(R) Core(TM) i5 – 3550 3.5-GHz, 8 GB of RAM en una versión de 64-bit bajo el ambiente de Microsoft Windows 7 Professional.

*B. Implementación del Método VSA*

En la implementación del método VSA se consideran una población con 20 individuos y un máximo 10000 iteraciones, con un parador por no mejora de la función objetivo (i.e.,  $\tau_{max}$ ) igual a 500 iteraciones.

Una vez aplicada la metodología de optimización para la estimación paramétrica en celdas fotovoltaicas empleando la información suministrada por el fabricante se obtienen los resultados reportados en la Tabla II. Es importante mencionar que estos resultados se obtienen a partir de la evaluación consecutiva del método VSA durante 100 veces escogiendo los mejores 10 resultados obtenidos.

Según los resultados reportados en la Tabla II podemos afirmar que: *i)* la función objetivo relacionado con la minimización del error medio cuadrático asociado con los puntos aportados por el fabricante y los resultados obtenidos mediante el método VSA es mejor que  $1 \times 10^{-25}$ , lo cual para cualquier efecto práctico se considera nulo, i.e., todos los resultados reportados en la Tabla II se pueden considerar el óptimo de problema bajo estudio; además es importante resaltar que estos mejoran sustancialmente los resultados presentados en [24] donde funciones con valores inferiores a  $1 \times 10^{-12}$  fueron reportados; *ii)* los resultados de los parámetros  $a$ ,  $R_s$  y  $R_p$  presentados en la Tabla II confirman la no convexidad del espacio de solución para el problema de estimación paramétrica en celdas fotovoltaicas, lo cual implica la multiplicidad de soluciones de buena calidad consideradas óptimas; *iii)* el tiempo medio empleado por el método VSA para alcanzar las soluciones óptimas de la Tabla II es en promedio 6.13 s con una desviación estándar de 1.07 s, lo cual significa que el método de optimización propuesto es eficiente en términos de

TABLE II  
DIEZ MEJORES RESULTADOS OBTENIDOS POR EL MÉTODO VSA

$N_o$	$a$	$R_s$ [ $\Omega$ ]	$R_p$ [ $\Omega$ ]	$I_0$ [A]	$I_{pv}$ [A]	$f_f$
1	0.502572297672421	0.505917172241395	57.6920080257133	2.48509131087717e-20	8.28199576035299	0
2	0.614122747675977	0.545438115689988	178.371316738675	1.36834066616522e-16	8.23510519634937	0
3	0.631122126782018	0.531386907566499	155.802612055790	3.86011476217170e-16	8.23800136951213	0
4	0.550444612288212	0.552993087329040	102.308031771533	1.54808675106347e-18	8.25437650855321	0
5	0.685317241847542	0.497385575914589	140.219071494848	7.51307775380103e-15	8.23912254042765	$7.88860905221012 \times 10^{-29}$
6	0.692701317683225	0.478230306011171	110.723056906655	1.07882356867731e-14	8.24546028191520	$1.92482060873927 \times 10^{-28}$
7	0.736298256892388	0.473540568770513	150.131721160074	8.26004452547394e-14	8.23589571371142	$1.30666920340808 \times 10^{-26}$
8	0.736785822616698	0.441288278282395	97.0495996242384	8.32385286373713e-14	8.24733118713530	$1.33538374035813 \times 10^{-26}$
9	0.745341273615202	0.462435763687059	134.333695020238	1.21734355314854e-13	8.23826243720864	$2.96138383819968 \times 10^{-26}$
10	0.752277450691399	0.334412934813019	59.0698945072232	1.57234003991283e-13	8.25647934820009	$4.88715108002521 \times 10^{-26}$

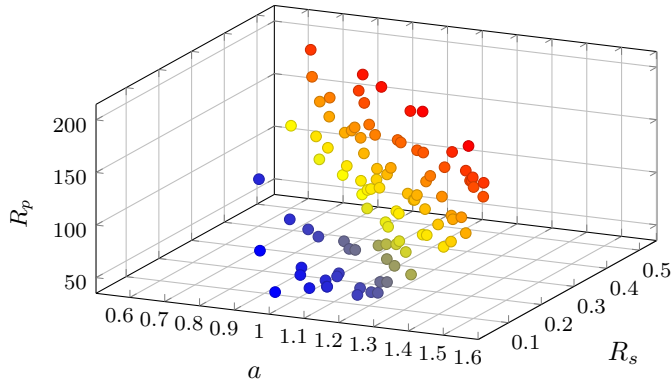


Fig. 2. Distribución de las 100 soluciones en el espacio de solución obtenidas por el método VSA.

función objetivo y tiempo de convergencia, siendo práctico y de fácil implementación; y *iv*) los parámetros de resistencia serie y factor de idealidad del diodo presentan un compartimiento cuasi constante con valores medios de  $0.4823 \Omega$  y  $0.6647$ ; mientras que la resistencia paralela presenta un patrón aleatorio con valores entre  $57.6920 \Omega$  y  $178.3713 \Omega$ . Es importante resaltar que la desviación estándar presentada por el método VSA para las 100 evaluaciones consecutivas es de  $2.5517 \times 10^{-12}$ , con un valor medio de  $7.2256 \times 10^{-13}$ , y un valor máximo de  $1.7567 \times 10^{-11}$ ; lo cual implica que las 100 soluciones halladas por el método VSA pueden considerarse de buena calidad, puesto que la función objetivo en todos los casos es menor  $1 \times 10^{-10}$ .

En la Fig. 2 se presenta la distribución de las soluciones obtenidas por el método VSA después de las 100 evaluaciones. Nótese que la mayor oscilación como se mencionó anteriormente se presenta en la resistencia paralela. Es importante mencionar que solución de menor calidad contenida en la Fig. 2 tiene una función objetivo de  $1.75671920161523 \times 10^{-11}$  con valores de  $a = 1.60112847689104$ ,  $R_s = 0.0225579685255386 \Omega$  y  $R_p = 168.257323528268 \Omega$ , lo cual implica que la función objetivo empeora a medida que el factor de idealidad del diodo aumenta y la resistencia serie disminuye. Sin embargo, aún en estas condiciones esta solución puede considerarse óptima puesto que la función objetivo para efectos prácticos es nula.

Es importante mencionar que en todos los casos la corriente media de salida del módulo fotovoltaico (i.e.,  $I_{pv}$ )

es prácticamente constante con valores entre  $8.2351 \text{ A}$  y  $8.2820 \text{ A}$ ; mientras que la corriente inversa es en términos prácticos nula dado que presenta valores inferiores a  $1 \times 10^{-12} \text{ A}$  en todos los casos reportados en la Tabla II.

Con el fin de demostrar que todas las soluciones presentadas en la Tabla II cumplen efectivamente con los tres puntos proporcionados por el fabricante, i.e., circuito abierto, cortocircuito y máxima transferencia de potencia, en la Fig. 3 se presenta la curva  $I - V$  para un barrido de tensiones de  $0$  y  $V_{oc}$  con una resolución de  $0.10 \text{ V}$ .

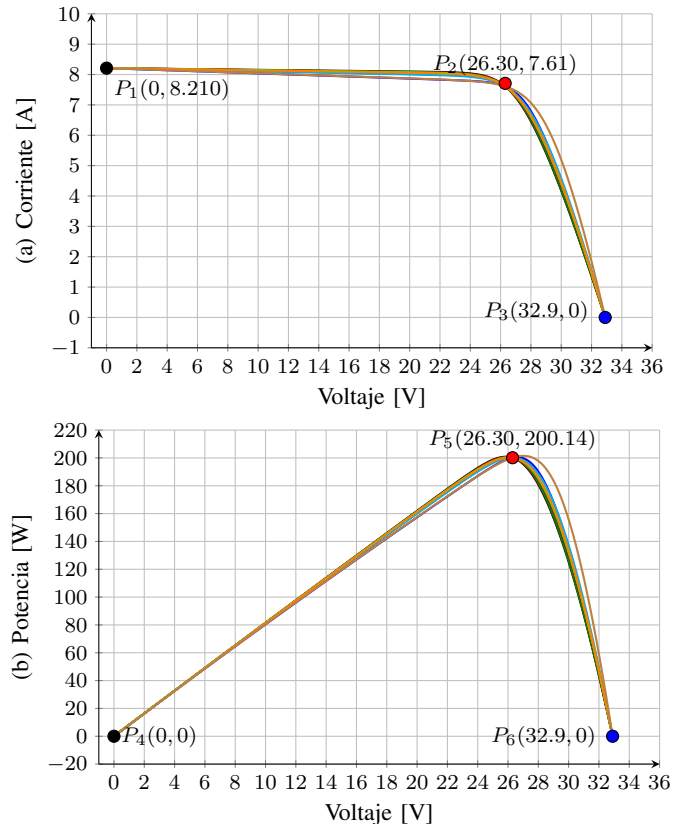


Fig. 3. Relaciones  $V - I$  y  $P - V$  obtenidas a partir de la solución de la Ecuación (1) para los valores reportados en la Tabla II: Curva  $I - V$ , y (b) Curva  $P - V$ .

De los resultados presentados en la Fig. 3(a), se puede observar que el punto  $P_1(0, 8.210)$  representa la condición de operación en cortocircuito,  $P_2(26.300, 7.610)$  corresponde

al punto de máxima transferencia de potencia y  $P_3(32.900, 0)$  es la condición de operación en circuito abierto. Además, los puntos trazados en la curva  $P - V$  en la Fig. 3(b) muestran que para la condición de cortocircuito y circuito abierto, i.e., los puntos  $P_4$  y  $P_6$  presentan potencia eléctrica nula. Esto se da porque que en ellos, el voltaje o la corriente son cero, lo cual implica potencia cero; sin embargo, el punto  $P_4(26.300, 200.143)$  corresponde al de de máxima transferencia de potencia. Este punto coincide con la información reportada por el fabricante en la Tabla I. Según estas curvas, se puede afirmar que el modelo de optimización propuesto con función objetivo definida como el error medio cuadrático considerando la información de las celdas fotovoltaicas suministradas por el fabricante permiten encontrar los parámetros equivalentes del mismo con errores despreciables en relación con la función objetivo, tiempos de convergencia rápidos mediante la solución del modelo de optimización no lineal y no convexo definido en la Sección III mediante la técnica de optimización denominada búsqueda por vórtices.

### C. Comparación con Técnicas Metaheurísticas

En este apartado se presentan los resultados comparativos entre el método VSA y métodos de optimización metaheurística de dominio continuo disponibles en la literatura especializada para problemas de dominio continuo. Estos métodos son el algoritmo de senos y cosenos (SCA, por sus siglas en inglés) [25]; optimización por enjambre de partículas (PSO, por sus siglas en inglés) [], y el algoritmo genético de dominio continuo (CGA, por sus siglas en inglés) []. Para cada uno de estos métodos se realizan 100 evaluaciones consecutivas y se reportan las mejores 10 soluciones encontradas por cada uno en la Tabla III.

Los resultados presentados en la Tabla III permiten observar que:

- El método VSA y el método PSO presentan los mejores resultados en términos de la minimización de la función objetivo, con valores inferiores a  $\times 10^{-25}$  y  $\times 10^{-24}$ , respectivamente.
- Las soluciones encontradas por los métodos SCA y CGA pueden ser también consideradas óptimas, ya que la función objetivo es en términos prácticos nula. Sin embargo, se puede decir, que el método SCA es de mejor calidad que el método SCA como se demostró en [25].
- Los diferentes valores de función objetivo encontrados por cada método comparativo (ver Tabla III) confirman la naturaleza no no convexa del problema de estimación paramétrica, lo cual hace que los métodos CGA y SCA se queden atrapados en óptimos locales y los métodos VSA y PSO alcancen soluciones óptimas de mejor calidad, siendo el VSA, el método con mejor desempeño numérico.

Por otro lado, en la Tabla IV se presenta el listado de mejores soluciones encontradas por el método propuesto y los métodos comparativos.

De estos resultados, es posible notar que existen diversas combinaciones paramétricas que logran funciones objetivo de buena calidad, con lo cual queda demostrado que el problema

de estimación paramétrica en módulos fotovoltaicos es un problema de optimización complejo con múltiples (infinitas) soluciones óptimas de tipo local.

### D. Validación Estadística

Para verificar la eficiencia y robustez de la metodología propuesta para la estimación paramétrica en módulos fotovoltaicos empleando el método VSA, se emplea el test de Wilcoxon [28], este test permite determinar si dos (o más) muestras son estadísticamente comparables, i.e., tienen la misma mediana. Para hacer esta validación se realizan 100 evaluaciones consecutivas del método VSA; y adicionalmente se repite este proceso 10 veces más, con lo cual se obtienen muestras independientes a ser comparadas. Empleando la función  $[p, h] = \text{ranksum}(x, y)$ , siendo  $x$  y  $y$  las muestras independientes y  $\text{ranksum}(x, y)$  el test de Wilcoxon en MATLAB; se obtiene un valor promedio para  $p$  de 0.5486 y un valor de  $h = 0$ ; lo cual implica que la hipótesis nula del test de Wilcoxon se confirma y por tanto, las muestras analizadas presentan la misma mediana con un nivel de significancia del 100 %. Este resultado demuestra que con 100 evaluaciones consecutivas del método VSA se garantiza el hallazgo del óptimo global para el problema de estimación paramétrica en celdas fotovoltaicas, confirmando la validez de los parámetros presentados en las Tablas II y IV.

## V. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

En este trabajo se implementó el método de optimización de búsqueda por vórtices, conocido en la literatura como VSA, para solucionar el problema de estimación paramétrica en celdas fotovoltaicas considerando la información suministrada por el fabricante. Los resultados numéricos demuestran la eficiencia del método VSA, ya que después de 100 evaluaciones consecutivas se encuentran por lo menos 10 soluciones con funciones objetivo menores a  $1 \times 10^{-25}$ , lo cual para todos los efectos prácticos es un valor nulo. Por otro lado, los resultados numéricos confirman la no linealidad y no convexidad del espacio de solución, ya que existen múltiples soluciones con función objetivo menor a  $1 \times 10^{-10}$ . En términos de eficiencia computacional al método VSA le toma en promedio 6.13 s para solucionar el problema, siendo un tiempo mínimo garantizando soluciones de buena calidad mediante un algoritmo de fácil implementación.

Se realizó la comparación entre el método VSA y métodos clásicos de optimización combinatorial SCA, PSO y CGA, lo cual permitió demostrar la eficiencia de la metodología en relación con la minimización de la función objetivo, siendo este (i.e., el VSA) comparable con el método PSO con los mejores 10 resultados inferiores a  $1 \times 10^{-24}$ . Además, estas comparaciones confirmaron la naturaleza no lineal y no convexa del problema de estimación paramétrica en módulos fotovoltaicos y la necesidad de implementar métodos combinatorios para su resolución. Por otro lado, se implementó el test de Wilcoxon para muestras independientes del método VSA, confirmando que a través de 100 evaluaciones consecutivas, se garantiza el hallazgo de la solución óptima del problema de

TABLE III  
DIEZ MEJORES FUNCIONES OBJETIVO OBTENIDAS POR CADA MÉTODO COMPARATIVO

N <sub>o</sub>	VSA	SCA	PSO	CGA
1	0	$9.7192 \times 10^{-18}$	$2.5243 \times 10^{-29}$	$3.2207 \times 10^{-12}$
2	0	$1.0823 \times 10^{-17}$	$1.0097 \times 10^{-28}$	$5.1049 \times 10^{-11}$
3	0	$1.3799 \times 10^{-16}$	$1.6155 \times 10^{-27}$	$2.3014 \times 10^{-10}$
4	0	$1.9364 \times 10^{-16}$	$2.5243 \times 10^{-27}$	$2.7546 \times 10^{-10}$
5	$7.8886 \times 10^{-29}$	$3.5309 \times 10^{-16}$	$6.0647 \times 10^{-27}$	$3.9197 \times 10^{-10}$
6	$1.9248 \times 10^{-28}$	$5.2122 \times 10^{-16}$	$2.9181 \times 10^{-26}$	$5.1134 \times 10^{-10}$
7	$1.3067 \times 10^{-26}$	$5.4738 \times 10^{-16}$	$3.5498 \times 10^{-26}$	$5.2351 \times 10^{-10}$
8	$1.3354 \times 10^{-26}$	$8.4393 \times 10^{-16}$	$5.0553 \times 10^{-26}$	$6.0393 \times 10^{-10}$
9	$2.9614 \times 10^{-26}$	$9.3922 \times 10^{-16}$	$7.6361 \times 10^{-26}$	$6.2646 \times 10^{-10}$
10	$4.8872 \times 10^{-26}$	$1.5123 \times 10^{-16}$	$1.4485 \times 10^{-25}$	$6.8811 \times 10^{-10}$

TABLE IV  
VARIABLES DE DECISIÓN ALCANZADAS POR LOS MÉTODOS COMPARATIVOS

Método	$a$	$R_s$ [ $\Omega$ ]	$R_p$ [ $\Omega$ ]
VSA	0.502572297672421	0.505917172241395	57.6920080257133
PSO	0.681740933460645	0.508343460036893	170.884395321487
SCA	0.917140758347724	0.146864384999908	52.6718647012995
CGA	0.985461664181760	0.234102605899478	70.5159926098178

optimización, ya que se verificó la hipótesis de las medianas iguales con un nivel de significancia del 100 %.

Como trabajos futuros se plantea: *i*) la extensión del método VSA al problema de estimación paramétrica en celdas fotovoltaicas considerando modelos de dos o más diodos; y *i*) extender el modelo de optimización propuesto hacia aplicaciones reales con mediciones de tensión y corriente en paneles considerando diferentes condiciones climáticas de operación.

## REFERENCES

- [1] P. P. Biswas, P. N. Suganthan, G. Wu, and G. A. Amaratunga, "Parameter estimation of solar cells using datasheet information with the application of an adaptive differential evolution algorithm," *Renewable Energy*, vol. 132, pp. 425–438, 2019.
- [2] R. A. Messenger and A. Abtahi, *Photovoltaic systems engineering*. CRC press, 2017.
- [3] S. Li, W. Gong, X. Yan, C. Hu, D. Bai, and L. Wang, "Parameter estimation of photovoltaic models with memetic adaptive differential evolution," *Solar Energy*, vol. 190, pp. 465–474, 2019.
- [4] U. Jadli, P. Thakur, and R. D. Shukla, "A new parameter estimation method of solar photovoltaic," *IEEE Journal of Photovoltaics*, vol. 8, no. 1, pp. 239–247, 2017.
- [5] A. A. Z. Diab, H. M. Sultan, R. Aljendy, A. S. Al-Sumaiti, M. Shoyama, and Z. M. Ali, "Tree growth based optimization algorithm for parameter extraction of different models of photovoltaic cells and modules," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 119 668–119 687, 2020.
- [6] O. Aydin, H. Gozde, M. Dursun, and M. C. Taplamacioglu, "Comparative parameter estimation of single diode pv-cell model by using sine-cosine algorithm and whale optimization algorithm," in *2019 6th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ICEEE)*. IEEE, 2019, pp. 65–68.
- [7] A. A. Z. Diab, H. M. Sultan, T. D. Do, O. M. Kamel, and M. A. Mossa, "Coyote optimization algorithm for parameters estimation of various models of solar cells and pv modules," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 111 102–111 140, 2020.
- [8] "Time varying acceleration coefficients particle swarm optimisation (tvacps): A new optimisation algorithm for estimating parameters of pv cells and modules."
- [9] A. R. Jordehi, "Enhanced leader particle swarm optimisation (ELPSO): An efficient algorithm for parameter estimation of photovoltaic (PV) cells and modules," *Solar Energy*, vol. 159, pp. 78–87, 2018.
- [10] D. Alam, D. Yousri, and M. Eteiba, "Flower pollination algorithm based solar PV parameter estimation," *Energy Conversion and Management*, vol. 101, pp. 410–422, 2015.
- [11] S. Xu and Y. Wang, "Parameter estimation of photovoltaic modules using a hybrid flower pollination algorithm," *Energy Conversion and Management*, vol. 144, pp. 53–68, 2017.
- [12] X. Gao, Y. Cui, J. Hu, G. Xu, Z. Wang, J. Qu, and H. Wang, "Parameter extraction of solar cell models using improved shuffled complex evolution algorithm," *Energy conversion and management*, vol. 157, pp. 460–479, 2018.
- [13] K. Yu, J. Liang, B. Qu, X. Chen, and H. Wang, "Parameters identification of photovoltaic models using an improved JAYA optimization algorithm," *Energy Conversion and Management*, vol. 150, pp. 742–753, 2017.
- [14] W. Gong and Z. Cai, "Parameter extraction of solar cell models using repaired adaptive differential evolution," *Solar Energy*, vol. 94, pp. 209–220, 2013.
- [15] L. L. Jiang, D. L. Maskell, and J. C. Patra, "Parameter estimation of solar cells and modules using an improved adaptive differential evolution algorithm," *Applied Energy*, vol. 112, pp. 185–193, 2013.
- [16] K. Et-Torabi, I. Nassar-Eddine, A. Obbadi, Y. Errami, R. Rmaily, S. Sahnoun, M. Agunaou *et al.*, "Parameters estimation of the single and double diode photovoltaic models using a gauss-seidel algorithm and analytical method: A comparative study," *Energy Conversion and Management*, vol. 148, pp. 1041–1054, 2017.
- [17] I. Nassar-Eddine, A. Obbadi, Y. Errami, M. Agunaou *et al.*, "Parameter estimation of photovoltaic modules using iterative method and the lambert w function: A comparative study," *Energy Conversion and Management*, vol. 119, pp. 37–48, 2016.
- [18] M. G. Villalva, J. R. Gazoli, and E. Ruppert Filho, "Comprehensive approach to modeling and simulation of photovoltaic arrays," *IEEE Transactions on power electronics*, vol. 24, no. 5, pp. 1198–1208, 2009.
- [19] J. J. Soon and K.-S. Low, "Photovoltaic model identification using particle swarm optimization with inverse barrier constraint," *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 27, no. 9, pp. 3975–3983, 2012.
- [20] M. S. Ismail, M. Moghavvemi, and T. Mahlia, "Characterization of pv panel and global optimization of its model parameters using genetic algorithm," *Energy Conversion and Management*, vol. 73, pp. 10–25, 2013.
- [21] B. Doğan and T. Ölmez, "A new metaheuristic for numerical function optimization: Vortex Search algorithm," *Information Sciences*, vol. 293, pp. 125–145, feb 2015.
- [22] M. A. Qyum, M. Yasin, A. Nawaz, T. He, W. Ali, J. Haider, K. Qadeer, A.-S. Nizami, K. Moustakas, and M. Lee, "Single-Solution-Based Vortex Search Strategy for Optimal Design of Offshore and Onshore Natural Gas Liquefaction Processes," *Energies*, vol. 13, no. 7, p. 1732, apr 2020.
- [23] O. D. Montoya, W. Gil-Gonzalez, and L. F. Grisales-Norena, "Vortex Search Algorithm for Optimal Power Flow Analysis in DC Resistive Networks With CPLs," *IEEE Trans. Circuits Syst. II*, vol. 67, no. 8, pp. 1439–1443, aug 2020.
- [24] P. P. Biswas, P. Suganthan, G. Wu, and G. A. Amaratunga, "Parameter estimation of solar cells using datasheet information with the application



of an adaptive differential evolution algorithm,” *Renewable Energy*, vol. 132, pp. 425 – 438, 2019.

- [25] O. D. Montoya, W. Gil-González, and L. F. Grisales-Noreña, “Sine-cosine algorithm for parameters’ estimation in solar cells using datasheet information,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1671, p. 012008, oct 2020.
- [26] S. F. Razavi and H. Sajedi, “SVSA: a Semi-Vortex Search Algorithm for solving optimization problems,” *International Journal of Data Science and Analytics*, vol. 8, no. 1, pp. 15–32, nov 2018.
- [27] O. D. Montoya, W. Gil-González, and C. Orozco-Henao, “Vortex search and Chu-Beasley genetic algorithms for optimal location and sizing of distributed generators in distribution networks: A novel hybrid approach,” *Engineering Science and Technology, an International Journal*, aug 2020.
- [28] A. Saha, P. Das, and A. K. Chakraborty, “Water evaporation algorithm: A new metaheuristic algorithm towards the solution of optimal power flow,” *Engineering Science and Technology, an International Journal*, vol. 20, no. 6, pp. 1540–1552, dec 2017.



**Oscar Danilo Montoya** was born in Obando, Valle, Colombia. He received his BEE, MSc, and PhD degrees in Electrical Engineering from Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia, in 2012, 2014 and, 2019 respectively. He is currently Assistant professor at Electrical Engineering programs from Universidad Distrital Francisco José de Caldas and Universidad Tecnológica de Bolívar in Colombia. His research interests include mathematical optimization, planning and control of power systems, renewable energies, energy storage, protective devices,

passivity-based control and dynamical analysis; and he has published more than 110 papers indexed in the SCOPUS database.



**Walter Gil-González** was born in Pereira, Colombia in 1986. He received his B.Sc., M.Sc., and Ph.D. degrees in Electrical Engineering from Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia, in 2011, 2013, and 2019, respectively. He is currently working as an Adjunct Professor with the Department of Electric Power Engineering, Institución Universitaria Pascual Bravo. His research focuses on power systems’ control and stability. In addition, other areas of interest are the optimization and operation of the power system.



**Jesús M. López-Lezama** was born in Chinchiná, Caldas, Colombia. He received his B.Sc. and M.Sc. degrees from Universidad Nacional de Colombia in 2001 and 2006, respectively. He also received his Ph.D. degree from Universidade Estadual Paulista (UNESP), SP, Brazil in 2011. Currently he is an associate Professor at Universidad de Antioquia, Medellín, Colombia. His major research interests are applied optimization, planning and operation of electrical power systems and distributed generation.