





Integración Óptima de Generadores Fotovoltaicos en Sistemas de Distribución DC a través de la Aplicación del Algoritmo de Optimización Aritmética Modificado

Optimal Integration of Photovoltaic Sources in DC Distribution Networks through the Application of The Modified Arithmetic Optimization Algorithm

 Nixon Andrés Solera Losada ¹;
 Juan Pablo Villalba Jaramillo ²;
  Oscar Danilo Montoya ³

¹ Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá-Colombia,
nasoleral@correo.udistrital.edu.co

² Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá-Colombia,
jpvillalbaj@correo.udistrital.edu.co

³ Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá-Colombia,
odmontoyag@udistrital.edu.co

ISSN-p: 0123-7799
ISSN-e: 2256-5337

Vol. 25, nro. 55, e2418, 2022

Recibido: 31 mayo 2022
Aceptado: 20 septiembre 2022
Disponible: 11 noviembre 2022

©Instituto Tecnológico Metropolitano
Este trabajo está licenciado bajo
una Licencia Internacional
Creative Commons Atribución
(CC BY-NC-SA)



Cómo citar / How to cite

N. A. Solera Losada, J. P. Villalba Jaramillo, O. D. Montoya, "Integración Óptima de Generadores Fotovoltaicos en Sistemas de Distribución DC a través de la Aplicación del Algoritmo de Optimización Aritmética Modificado," *Tecnológicas*, vol. 25, nro. 55, e2418, 2022. <https://doi.org/10.22430/22565337.2418>

Resumen

En este artículo se aborda el problema de ubicación y dimensionamiento óptimo de generadores fotovoltaicos (PV) en redes de corriente continua (CC) con el objetivo de minimizar los costos de inversión y operación de la red para la empresa de distribución de energía en un horizonte de operación de 20 años. Este problema es presentado mediante un modelo matemático de programación no lineal entera mixta (PNLEM), el cual se resuelve mediante la aplicación de una metodología de optimización del tipo maestro-esclava. La etapa maestra corresponde a una versión mejorada del algoritmo de optimización aritmética que incluye una etapa de exploración y explotación del espacio de solución que involucra la generación de nuevas soluciones a partir de la aplicación de funciones de distribución gaussiana alrededor de actual x_{best}^t en cada iteración t . En la etapa esclava se emplea el algoritmo de flujo de potencia especializado para redes de CC, el cual permite evaluar cada posible solución obtenida de la etapa maestra en relación con la ubicación (nodos) y el dimensionamiento de los generadores PV (tamaños), y verificar que todas las restricciones asociadas al modelo de PNLEM se cumplan. El resultado principal de esta investigación corresponde a una metodología mejorada basada en la combinación del algoritmo de optimización aritmética y las funciones de distribución gaussiana para mejorar las etapas de exploración y explotación del espacio de soluciones y encontrar soluciones de mejor calidad que las reportadas en la literatura especializada. En conclusión, los resultados numéricos en los sistemas de prueba IEEE 33 e IEEE 69 nodos demostraron que el algoritmo de optimización propuesto mejoró los resultados existentes en la literatura especializada para la ubicación y el dimensionamiento de fuentes PV en sistemas de distribución de CC, lo cual genera un nuevo punto de referencia para futuras investigaciones en esta temática.

Palabras clave

Algoritmo de optimización aritmética, flujo de potencia, generación de energía solar, redes de distribución, reducción de costos fotovoltaicos.

Abstract

This paper addresses the problem regarding the optimal siting and sizing of photovoltaic (PV) generators in direct current (DC) networks, with the purpose of minimizing the network's investment and operation costs assumed by the energy distribution company for a planning horizon of 20 years. This problem is presented by means of a mixed-integer nonlinear programming (MINLP) mathematical model, which is solved by implementing a master-slave optimization methodology. The master stage corresponds to an improved version of the arithmetic optimization algorithm, which includes a solution space exploration and exploitation phase that involves generating new solutions based on applying Gaussian distribution functions around the current x_{best}^t in each iteration t . The slave stage employs a power flow algorithm specialized for DC grids, which allows evaluating each possible solution obtained in the master stage with regard to PV generator siting (nodes) and sizing, as well as verifying that all constraints associated with the MINLP model are fulfilled. The main result of this research corresponds to an improved methodology that is based on combining the arithmetic optimization algorithm and the Gaussian distribution functions in order to improve the solution space exploration and exploitation phases and find solutions with better quality than those reported in the specialized literature. In conclusion, the numerical results obtained in the IEEE 33- and IEEE 69-node test systems demonstrated that the proposed optimization algorithm improved the results of the specialized literature with regard to the location and sizing of PV sources in DC distribution systems, which sets a new point of reference for future research on this subject.

Keywords

Arithmetic optimization algorithm, power flow solution, solar power generation, power distribution network, photovoltaic cost reduction.

1. INTRODUCCIÓN

Actualmente, el desarrollo tecnológico de los medios de producción debe enmarcarse en el cumplimiento de las exigencias medioambientales [1], por lo que crear medios de producción más eficientes ha dado lugar a la inserción de fuentes de Generación Distribuida (GD) para mejorar la estabilidad estática y dinámica de las redes de distribución de energía eléctrica. En estas redes es donde se presenta el mayor auge en la integración masiva de recursos energéticos distribuidos, debido a que estas redes cubren grandes zonas urbanas y rurales con alto potencial de uso de energías renovables [2]. La posibilidad de obtener energía eléctrica proveniente del sol y suministrar energía eléctrica se ha hecho realidad gracias al desarrollo de los paneles solares y los convertidores electrónicos de potencia, las instalaciones de sistemas fotovoltaicos conectados a la red en muchos países han sido apoyadas por empresas de servicios públicos y agencias gubernamentales [3].

Una solución clave para la mejora del rendimiento del sistema de distribución radial es identificar el lugar óptimo para la instalación de las fuentes fotovoltaicas con su respectivo tamaño, lo cual reduce las limitaciones de la red de distribución existente, aumentando la capacidad de la red y la fiabilidad del sistema [4]. Con el desarrollo de la generación distribuida se ha encontrado un gran potencial en los sistemas de distribución de corriente continua (CC), debido a que la calidad de la tensión del cliente mejora cuando se pueden eliminar las caídas de tensión y las fluctuaciones de corta duración mediante dispositivos electrónicos de potencia. Con los sistemas de distribución de CC de baja tensión también se pueden conseguir mayores potencias y distancias de transmisión, esta mayor capacidad de manejo de potencia da como resultado menores pérdidas de energía, lo que permite el uso de una sección transversal de cable más pequeña en comparación con el sistema de corriente alterna (CA) convencional. Al combinar estas ventajas de un sistema de CC, se podría reducir el costo total de construir y operar un sistema de distribución [5].

En la literatura actual, el problema de la ubicación y el dimensionamiento óptimos de las fuentes fotovoltaicas en las redes de distribución se formula como una programación no lineal mixta entera (PNLEM) perteneciente a la familia de los problemas de optimización no convexos; lo que implica que no es posible asegurar el hallazgo del óptimo global con métodos de optimización exactos en tiempos polinómicos [6]. A continuación, se presentan algunos informes bibliográficos que abordan el problema de la ubicación y el dimensionamiento óptimos de las fuentes fotovoltaicas en las redes de distribución.

Los autores de [7] presentaron la combinación de un algoritmo genético y la optimización por enjambre de partículas, buscando minimizar las pérdidas de potencia en la red, mejorar regulación y la estabilidad de la tensión bajo las restricciones de operación y seguridad del sistema en los sistemas de distribución radial. En [8] se empleó un Algoritmo de Búsqueda Armónica con un operador diferencial para instalar múltiples unidades de GD de forma óptima en el sistema de distribución minimizando las pérdidas de potencia activa, mejorando el perfil de tensión.

En [9] se estudió la ubicación óptima de múltiples unidades de GD a través de la solución del modelo de PNLEM en un paquete de optimización comercial, que tiene la capacidad de resolver problemas no convexos con variables enteras y continuas; sin embargo, los resultados obtenidos muestran óptimos de naturaleza local. Los autores de [10] presentaron una metodología de optimización basada en el método de enseñanza-aprendizaje, con el fin de encontrar la ubicación óptima de fuentes de GD, con tal de minimizar las pérdidas de potencia, el margen de estabilidad de la tensión y la desviación de la tensión de la red de distribución radial.

En [11] se propuso una técnica de optimización basada en una red neuronal con funciones de base radial junto con la técnica heurística de optimización de enjambre de partículas con el objeto de minimizar las pérdidas de potencia y mejorar el perfil de tensión de la red de distribución. Las contribuciones de [12] y [13] emplean la técnica de optimización basada en el método de enseñanza-aprendizaje y el algoritmo de optimización por manada de krill, respectivamente, minimizando las pérdidas de potencia y mejorar el perfil tensión en sistemas de distribución de naturaleza radial.

Aplican en [14] el método de búsqueda mediante organismos simbióticos minimizando la pérdida de potencia activa mediante la integración de fuentes de GD en redes de distribución radiales. Los autores de [15] proponen un enfoque multiobjetivo basado en la técnica de Optimización de Enjambre de Partículas (PSO) para la localización de los GD, y un análisis de flujo óptimo para el dimensionamiento de los GD. Presentan en [16] el algoritmo de la colonia de abejas artificial para minimizar las pérdidas de energía y mejorar el perfil de tensión en sistemas de distribución de topología radial.

Proponen en [17] una estrategia heurística de optimización basada en la topología de la red, con el cual se busca la asignación óptima fuentes de GD y bancos de condensadores para reducir pérdidas de potencia bajo un escenario de demanda pico. En [18] se presenta un enfoque multiobjetivo del Algoritmo de Optimización de Enjambre de Partículas (MOPSO) para la ubicación y el dimensionamiento óptimos simultáneos de GD con el fin de reducir las pérdidas de energía y mejorar el perfil de tensión y la estabilidad de las redes de distribución.

Los autores de [19] implementan un modelo de PNLEM linealizado para determinar de forma óptima la ubicación y asignación de unidades de generación distribuida (GD) basadas en renovables, sistemas de almacenamiento de energía (ESS) y bancos de condensadores (CB). En [20] proponen el uso del Algoritmo de Propagación de Plantas de Fresa (SPPA) para planificar la ubicación de los GD con el objetivo de reducir las pérdidas de potencia activa en la red y mejorar el perfil de tensión global. El método fue utilizado en sistemas radiales de 33 y 69 nodos en MATLAB.

Los autores de [21] proponen el método del vector índice para determinar la ubicación óptima de los GD y el algoritmo de polinización floral, para determinar el tamaño óptimo de los GD. Utilizando tres tipos diferentes de unidades de GD para la compensación. Los métodos propuestos se han probado en sistemas de distribución radial de 15 nodos, 34 nodos y 69 nodos. En [22] se propone la minimización de las pérdidas de potencia activa instalando generación distribuida en un sistema de distribución. El método utilizado es el algoritmo de la colonia de abejas (ABC) asociado a las ecuaciones newtonianas de transferencia de flujo de Potencia. El método fue implementado en MATLAB para la búsqueda de nodos óptimos en redes IEEE de 14 nodos, 33 nodos y 57 nodos.

A diferencia de los trabajos anteriores, en esta investigación se proponen las siguientes aportaciones:

- i. La hibridación del Algoritmo de Optimización Aritmética (AOA) recientemente desarrollado por los autores de [23], con las etapas de exploración y explotación del Algoritmo de Búsqueda de Vórtices (VSA, por sus siglas en inglés); con lo cual se obtiene un nuevo algoritmo de optimización denominado: Algoritmo de Optimización Aritmética Modificado (MAOA, por sus siglas en inglés). La principal ventaja de este nuevo optimizador es que combina las ventajas de las cuatro operaciones aritméticas con las distribuciones gaussianas para explorar vastas regiones del espacio de soluciones al principio del proceso de optimización y explotar regiones prometedoras al final del proceso iterativo, lo que se conoce como una exploración adaptativa del espacio de soluciones.

- ii. La comparación de la metodología propuesta con el método de búsqueda por vórtices con codificación discreta continua (DCVSA, por sus siglas en inglés), así como, con el AOA clásico. Estas comparaciones ayudan a demostrar que para las redes de prueba IEEE de 33 nodos y 69 nodos, el MAOA propuesto encuentra la mejor solución óptima con la menor desviación estándar de los métodos comparados en aplicaciones de ubicación óptima de fuentes de generación PV para redes de corriente continua.

Es importante mencionar que en esta propuesta de optimización para redes de corriente continua se considera la instalación óptima de fuentes PV teniendo en cuenta la minimización de los costos de inversión y mantenimiento de estas fuentes, así como, la reducción de los costos de energía en la subestación para un período de operación de 20 años. El único reporte presentado por Cortés-Caicedo *et. al.*, con relación al problema de investigación abordado en este artículo se encuentra en [24] donde se analiza las redes de CC de 33 nodos y 69 nodos para la ubicación y dimensionamiento óptimos de fuentes PV, minimizando los costos operativos anuales equivalentes de la red de distribución. Los autores de [24] presentan la aplicación del algoritmo de vórtices en su versión discreta para resolver el modelo de PNLEM que representa el problema bajo estudio. En este trabajo se toma el algoritmo desarrollado por [24] como método de comparación.

El resto de este documento se organiza como sigue: La sección 2 presenta el modelo de PNLEM que representa en problema bajo estudio. La sección 3 describe los principales aspectos de la metodología de solución, la cual corresponde a la versión modificada del AOA, i.e., el MAOA. La sección 4 describe las principales características de las redes IEEE de 33 nodos y 69 nodos en su versión de CC, incluyendo su topología de red, los parámetros de las líneas y demanda máxima, así como, los parámetros de la función objetivo, y las curvas de demanda y curvas solares empleadas en las validaciones numéricas. La sección 5 muestra las validaciones numéricas completas del MAOA propuesto, así como, su comparación con los algoritmos DCVSA y AOA. Finalmente, la Sección 6 expone las principales conclusiones obtenidas de este trabajo y posibles investigaciones futuras.

2. METODOLOGÍA

2.1 Modelo de Optimización Matemático

El problema de la ubicación y el dimensionamiento óptimo de fuentes PV en redes de distribución de CC se representa a través de un modelo de PNLEM. Las variables binarias, que son las variables de decisión del problema y están relacionadas con la ubicación de las unidades fotovoltaicas. Por otro lado, las variables de naturaleza continua están dadas por las variables eléctricas en el problema de flujo de potencia, el cual corresponde a un problema no lineal dado el producto de entre voltajes en las ecuaciones de balance de potencia [25].

2.1.1 Formulación de la Función Objetivo

El interés en la integración óptima de fuentes de generación PV en sistemas de distribución de CA o de CC corresponde a la minimización de los costos totales de la compra de energía en el nodo subestación, el cual conecta que se conecta al sistema de distribución con la red de transporte/subtransmisión [26]. Por tanto, la función objetivo corresponde a la minimización de los costos de inversión y mantenimiento de las unidades de los generadores PV sumados a los costos de compra de energía en los terminales de la subestación.

Cada componente de la función objetivo se presenta de (1) a (3), donde, A_{cost} representa los costos operativos anuales equivalentes de la red de distribución; f_1 representa la componente de la función objetivo asociada a los costos anuales esperados de compra de energía en terminales de la subestación; f_2 es la componente de la función objetivo asociada a los costos totales de inversión y mantenimiento de las fuentes fotovoltaicas instaladas; C_{kWh} es el valor del costo medio de la energía en los terminales de la subestación; T corresponde al número de días de un año ordinario (i.e., 365 días); t_a es la tasa de rendimiento interno que la empresa de servicios públicos espera para sus inversiones a lo largo de la duración del proyecto; N_t corresponde al número de años del horizonte de planificación; $p_{i,h}^{cg}$ corresponde a la generación de potencia activa en el nodo de la subestación conectado en el nodo i durante el periodo de tiempo h ; Δh es la duración del periodo de tiempo en el que las variables eléctricas se asumen como constantes; t_e es el porcentaje previsto del aumento del costo de la compra de energía durante el horizonte de planificación; C_{pv} es el costo medio de la instalación de un kW de potencia fotovoltaica; p_i^{pv} representa el tamaño de la fuente fotovoltaica conectada en el nodo i ; $C_{O\&M}$ representa los costos de operación y mantenimiento por unidad de energía generada en una fuente PV; G_h^{pv} representa la curva de producción de energía prevista de los generadores fotovoltaicos en la zona de influencia de la red de distribución. Obsérvese que, \mathcal{H} , \mathcal{N} y \mathcal{T} son los conjuntos que contienen todos los periodos de tiempo en un escenario operativo diario, los nodos de la red, y el número total de años del horizonte de planificación, respectivamente.

$$\min A_{cost} = f_1 + f_2, \quad (1)$$

$$f_1 = C_{kWh}T \left(\frac{t_a}{1 - (1 + t_a)^{-N_t}} \right) \left(\sum_{h \in \mathcal{H}} \sum_{i \in \mathcal{N}} p_{i,h}^{cg} \Delta h \right) \left(\sum_{t \in \mathcal{T}} \left(\frac{1 + t_e}{1 + t_a} \right)^t \right), \quad (2)$$

$$f_2 = C_{pv} \left(\frac{t_a}{1 - (1 + t_a)^{-N_t}} \right) \left(\sum_{i \in \mathcal{N}} p_i^{pv} \right) + C_{O\&M}T \left(\sum_{i \in \mathcal{N}} \sum_{h \in \mathcal{H}} p_i^{pv} G_h^{pv} \Delta h \right), \quad (3)$$

2.1.2 Conjunto de restricciones

El problema de la ubicación y el dimensionamiento óptimos de sistemas de generación PV en redes de distribución de CC tiene un conjunto de restricciones que corresponden a las diferentes limitaciones operativas que se encuentran en los sistemas de distribución, como los límites de regulación de la tensión, el balance de la potencia activa en cada nodo y las capacidades de los dispositivos, entre otras.

La lista completa de restricciones para el problema estudiado se enumera de (4) a (9), donde, $P_{i,h}^d$ representa la demanda de potencia activa en el nodo i durante el periodo de tiempo h ; Y_{ij} es la magnitud de la admitancia que conecta los nodos i y j (es importante tener en cuenta que para redes de CC este es un parámetro definido en los números reales ya que, estos sólo corresponden a los elementos resistivos presentes en la red); $v_{i,h}$ y $v_{j,h}$ son la magnitud de las tensiones en los nodos i y j , respectivamente; $p_i^{cg,min}$ y $p_i^{cg,max}$ representan los límites de generación de potencia activa en la subestación conectada al nodo i ; x_i es la variable binaria relativa a la ubicación de las fuentes PV en la red de distribución en el nodo i , indicando que $x_i = 1$ si la fuente PV está instalada o $x_i = 0$ si no se encuentra instalada;

$p_i^{pv,min}$ y $p_i^{pv,max}$ son las dimensiones mínima y máxima permitidas para las unidades de generación PV conectada al nodo i ; v_i^{min} y v_i^{max} son los límites de tensión mínima y máxima en cada nodo. Por último, N_{pv}^{ava} es el parámetro constante que define el número máximo de fuentes PV que se instalarán en la red de distribución.

$$p_i^{pv} G_h^{pv} + p_{i,h}^{cg} - P_{i,h}^d = v_{i,h} \sum_{j \in \mathcal{N}} Y_{ij} v_{j,h}, \{\forall i \in \mathcal{N}, \forall h \in \mathcal{H}\}, \quad (4)$$

$$p_i^{cg,min} \leq p_{i,h}^{cg} \leq p_i^{cg,max}, \{\forall i \in \mathcal{N}, \forall h \in \mathcal{H}\}, \quad (5)$$

$$x_i p_i^{pv,min} \leq p_i^{pv} \leq x_i p_i^{pv,max}, \{\forall i \in \mathcal{N}\}, \quad (6)$$

$$v_i^{min} \leq v_{i,h} \leq v_i^{max}, \{\forall i \in \mathcal{N}, \forall h \in \mathcal{H}\}, \quad (7)$$

$$\sum_{i \in \mathcal{N}} x_i \leq N_{pv}^{ava}, \quad (8)$$

$$x_i \in \{0,1\}, \{\forall i \in \mathcal{N}\} \quad (9)$$

2.1.3 Interpretación del modelo

El modelo de optimización (1)-(9) recibe la siguiente interpretación: En (1) se representa la función objetivo del problema estudiado, que es la suma de los costos anuales de compra de energía en el nodo de la subestación definidos en (2) con los costos anuales de inversión y mantenimiento de las unidades de generación PV instaladas que son definidos en (3).

El (balance de potencia activa en cada nodo en cada periodo de tiempo se define en (4), esta es la restricción más compleja que se da en el problema ya que, es de naturaleza no lineal (producto de variables) y no convexa (restricción de igualdad no afín), por lo cual es necesario emplear métodos numéricos para resolverla adecuadamente. La restricción (5), representa los límites de generación de potencia activa en el nodo de la subestación, y (6) representa la posibilidad de generación de potencia activa de las unidades de generación PV, en un nodo particular i si se activa la variable binaria x_i . La desigualdad (7) define las magnitudes de tensión admisibles para cada nodo en cualquier periodo de tiempo; la restricción de desigualdad (8) limita el número máximo de unidades PV disponibles para su instalación, y (9) muestra el carácter binario de la variable de decisión x_i .

Nótese que una de las principales complicaciones del modelo de PNLEM definido de (1) a (9) corresponde a la combinación de variables binarias y continuas con restricciones no lineales y no convexas, específicamente en el caso del balance de potencia para cada nodo de la red en cada periodo de tiempo [22]. Para resolver este tipo de modelos, la literatura especializada recomienda el uso de los métodos de optimización maestro-esclavo que simplifican el problema planteado al separar la ubicación y dimensión de las unidades de generación PV del balance de potencia en la red de distribución [27]. En consecuencia, en la siguiente sección, se presentará un enfoque de optimización maestro-esclavo para resolver el modelo de PNLEM definido de (1) a (9) mediante la aplicación del algoritmo de optimización aritmética modificado (i.e., MAOA) para la etapa maestra, en tanto que, para la etapa esclava se aplicará el método de flujo de potencia de CC, con el objetivo de resolver el problema de la ubicación y el dimensionamiento óptimos de las unidades fotovoltaicas en redes de distribución.

3. METODOLOGÍA DE LA SOLUCIÓN

Para resolver el problema de ubicación y el dimensionamiento óptimo de fuentes PV en redes de distribución de CC, se propone una metodología de solución maestra-esclavo. En la etapa maestra se utiliza el AOA propuesto en [23], el cual se modifica introduciendo el método VSA propuesto en [28], buscando combinar las etapas de exploración y explotación del AOA, que utiliza el comportamiento de la distribución de los principales operadores aritméticos (multiplicación, división, sustracción y adición) con la distribución gaussiana del VSA, obteniendo una técnica de optimización eficiente y robusta para problemas con vastos espacios de solución, denominada para este trabajo como el MAOA. Este algoritmo maestro se encarga de determinar los nodos donde se instalarán las fuentes PV y sus tamaños óptimos. Entretanto, la etapa esclava usa una formulación de flujo de potencia de CC para redes de distribución que emplea un conjunto de ecuaciones no lineales reordenadas de una forma convencional de punto fijo, generando una metodología de aproximación sucesiva [29], este flujo de potencia se encarga de determinar el valor de los costos anuales de compra de energía en el bus de la subestación (f_1). A continuación, se presenta la descripción completa de las etapas de optimización anteriormente mencionadas.

3.1 Etapa esclava: Solución de flujo de potencia de CC

En esta etapa se emplea el método de flujo de potencia de aproximación sucesiva para redes de distribución de CC propuesto originalmente en [30], que es aplicable para redes de distribución radiales y malladas sin ninguna modificación de su fórmula recursiva. Para obtener la versión de CC de un sistema de CA, es necesario, despreciar todas las potencias de demanda reactiva y las reactancias de las líneas de distribución. En cuanto a la tecnología operativa, la configuración eléctrica de los equivalentes de CC es monopolar [31], es decir, la diferencia de potencial entre un polo positivo y un cable neutro es la misma que se asigna para la red de CA. La fórmula recursiva general del flujo de potencia en redes de CC, según el método de aproximación sucesiva se define en (10).

$$V_{d,h}^{m+1} = Y_{dd}^{-1} [\mathbf{diag}^{-1}(V_{d,h}^m)(P_{pv,h} - P_{d,h}) - (Y_{ds}V_{s,h})], \quad (10)$$

donde m es el contador iterativo; V_d es el vector que contiene todas las variables de tensión para todos los nodos de demanda en cada periodo de tiempo h ; $P_{pv,h}$ es el vector que contiene toda la generación de potencia activa en las fuentes fotovoltaicas en cada periodo de tiempo h ; $P_{d,h}$ es el vector de demanda de potencia activa en los nodos de demanda en cada periodo de tiempo h ; $V_{s,h}$ es la tensión en el nodo de la subestación en cada periodo de tiempo h ; Y_{dd} es una matriz cuadrada que contiene todas las admitancias entre los nodos de demanda; Y_{ds} es una matriz rectangular que contiene las admitancias entre los nodos de demanda y el nodo de la subestación. Cabe recordar que para el modelo de CC que se está empleando, estas matrices de admitancias no contienen componente imaginaria, solo componente real.

La principal característica de la fórmula recursiva del flujo de potencia (10) es que su convergencia a la solución del flujo de potencia puede garantizarse mediante la aplicación del teorema del punto fijo de Banach [32]. Para determinar si la fórmula del flujo de potencia (10) converge, se utiliza (11), que corresponde a la diferencia entre las magnitudes de tensión entre dos iteraciones consecutivas, i.e.,

$$\max_h \left\{ \left| |V_{d,h}^{m+1}| - |V_{d,h}^m| \right| \right\} \leq \varepsilon, \quad (11)$$

donde ε es el máximo error admisible entre dos iteraciones de tensión consecutivas (i.e., lo que se conoce como la tolerancia de convergencia permitida). Aquí, como se recomienda en [33], se toma un valor de 1×10^{-10} para el parámetro ε .

Una vez resuelto el problema de flujo de potencia, se procede a calcular con (12) la generación de potencia activa en el nodo de la subestación.

$$p_{i,h}^{cg} = \mathbf{diag}(V_{s,h})(Y_{ss}V_{s,h} + Y_{sd}V_{d,h}), \quad (12)$$

Nótese que con la solución del $p_{i,h}^{cg}$ en (12) es posible determinar la primera componente de la función objetivo, es decir, f_1 ; mientras que el vector de solución proporcionado por la etapa maestra asigna los tamaños de las fuentes PV, entonces, se calcula la segunda componente de la función objetivo, es decir, f_2 . Sin embargo, en los optimizadores metaheurísticos, la exploración y explotación del espacio de soluciones se realiza mediante la aplicación de una función de adaptación denominada función fitness [34]. La función fitness es una adaptación de la función objetivo común en metaheurísticas, para cada individuo a partir del conjunto de soluciones candidatas resultantes en la etapa maestra [35]. Además, contiene dos factores de penalización relativos a la restricción de regulación de tensión, y un factor de penalización adicional relativo a la definición positiva de la generación de potencia activa en el nodo de la subestación. La función fitness propuesta se define en (13), donde α_1 , α_2 y α_3 son factores de penalización positivos que se activan en el caso de que el límite de regulación de tensión o la generación de potencia activa en el nodo de la subestación violen sus límites.

$$F_f = A_{cost} + \left[\begin{array}{l} \alpha_1 \max_h \{ |V_{d,h}| - v_d^{max}, 0 \} + \\ \alpha_2 \max_h \{ v_d^{min} - |V_{d,h}|, 0 \} - \\ \alpha_3 \min_h \{ p_{i,h}^{cg}, 0 \} \end{array} \right], \quad (13)$$

3.2 Etapa maestra: Algoritmo de Optimización Aritmética

El AOA es un algoritmo de optimización desarrollado recientemente que explora y explota el espacio de soluciones utilizando la distribución de las cuatro principales operaciones aritméticas (multiplicación, división, sustracción y suma) [36]. Este algoritmo, puede clasificarse como un optimizador basado en la población que evoluciona a partir de un grupo de soluciones mediante reglas de avance aritmético hasta la solución final. La población inicial se representa en (14), donde x_{ij} es el valor de la variable j para el i^{th} individuo en la población, siendo n_v el número de variables y n_i el número de individuos.

$$X^t = \begin{bmatrix} x_{11}^t & x_{12}^t & \cdots & x_{1j} & \cdots & x_{1n_v} \\ x_{21}^t & x_{22}^t & \cdots & x_{2j} & \cdots & x_{2n_v} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x_{i1}^t & x_{i2}^t & \cdots & x_{ij} & \cdots & x_{in_v} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x_{n_1 1}^t & x_{n_1 2}^t & \cdots & x_{n_1 j} & \cdots & x_{n_1 n_v} \end{bmatrix}, \quad (14)$$

La principal característica del método de solución propuesto es que trabaja con una codificación entera-continua, donde la parte entera está asociada a los nodos donde se ubicarán las fuentes fotovoltaicas, y la parte continua define sus tamaños óptimos. Observe

que, en el problema estudiado, n_i es igual a $2N_{pv}^{ava}$, cada fila i de la población inicial, es decir, X_i^t que tiene la forma presentada en (15):

$$X_i^t = [2, k, 12 | 0.2580, p_k^{pv}, 1.7596] \quad (15)$$

donde las primeras posiciones de N_{pv}^{ava} corresponden a la parte entera de la codificación, y las posiciones desde $N_{pv}^{ava} + 1$ hasta $2N_{pv}^{ava}$ están asociadas a la parte continua del problema de optimización. Para explorar el espacio de soluciones, el AOA emplea la función de aceleración (16), denominada MOA, que depende de sus valores máximos y mínimos (MOA_{min} y MOA_{max}) así como del contador de iteraciones actual t y del número máximo de iteraciones t_{max} .

$$MOA_t = MOA_{min} + \left(\frac{MOA_{max} - MOA_{min}}{t_{max}} \right) \quad (16)$$

3.2.1 Fase de exploración

Durante la fase de exploración, el AOA utiliza las propiedades de los operadores aritméticos de división y multiplicación, explorando el área de búsqueda de forma aleatoria en varias regiones y se acercan para encontrar una solución y generar la posición del i^{th} individuo utilizando la regla de evolución definida en (17). Esta fase de búsqueda está condicionada por la función de optimización matemática acelerada (MOA) para la condición ($r_1 > MOA_t$).

$$x_{ij}^{t+1} = \begin{cases} x_{bestj}^t \div (MOP_t + \epsilon) \times \left((x_j^{max} - x_j^{min})\mu + x_j^{min} \right) & \text{si } r_2 < 0.5 \\ x_{bestj}^t \times MOP_t \times \left((x_j^{max} - x_j^{min})\mu + x_j^{min} \right) & r_2 \geq 0.5 \end{cases} \quad (17)$$

donde x_{ij}^{t+1} denota la j^{th} posición de la i^{th} solución en la siguiente iteración, y x_{bestj}^t es la j^{th} posición de la solución mejor obtenida hasta el momento; x_j^{max} y x_j^{min} son el valor del límite superior e inferior de la j^{th} posición, respectivamente y MOP_t es un factor variable que depende del número de iteraciones con la estructura de (18):

$$MOP_t = 1 - \left(\frac{t}{t_{max}} \right)^\beta, \quad (18)$$

donde β es un factor sensible que ayuda a mejorar la precisión de la exploración, que se fija como 0.2 con base en los experimentos realizados por los autores de [23]. Nótese que ϵ es un factor que evita las divisiones por cero, pero es lo suficientemente pequeño para no afectar los resultados y puede seleccionarse igual la tolerancia ϵ utilizada en la prueba de convergencia del flujo de potencia; además, r_2 es un número aleatorio con distribución uniforme entre 0 y 1, y μ es un parámetro de control fijado como 0.5 basados en las recomendaciones de [23].

3.2.2 Fase de explotación

Durante la fase de explotación, el AOA utiliza las ventajas de los operadores de sustracción y adición, puesto que estos producen pequeñas variaciones alrededor de la solución actual X_j^t , lo cual permite acercarse fácilmente a la solución casi óptima que puede deducirse tras varias iteraciones. La regla en esta fase de explotación está definida en (19).

$$x_{ij}^{t+1} = \begin{cases} x_{bestj}^t - MOP_t \times ((x_j^{max} - x_j^{min})\mu + x_j^{min}) & \text{si } r_3 < 0.5 \\ x_{bestj}^t + MOP_t \times ((x_j^{max} - x_j^{min})\mu + x_j^{min}) & r_3 \geq 0.5 \end{cases} \quad (19)$$

Las reglas de evolución de (19) muestran que el nuevo individuo obtiene sus nuevos valores sumando o restando posiciones (depende del valor del número aleatorio r_3 que varía entre 0 y 1 con distribución uniforme), que son consideradas variaciones suaves alrededor de la posición actual, lo que en la heurística significa, la explotación del espacio de soluciones.

Los procedimientos de esta fase son similares a las particiones de la fase anterior. Sin embargo, los operadores de sustracción y adición suelen evitar que el algoritmo de optimización se atrape en óptimos de naturaleza local [37]. Este procedimiento ayuda a las estrategias de búsqueda de exploración a encontrar la solución óptima y a mantener la diversidad de las soluciones candidatas.

Cabe destacar que cada nuevo individuo generado en las fases de exploración y explotación debe ser revisado para asegurar que cada nueva posición x_{ij}^{t+1} se encuentre entre sus límites máximo y mínimo, es decir, x_j^{max} y x_j^{min} para asegurar la viabilidad del espacio de soluciones. Además, las primeras posiciones N_{pv}^{ava} del nuevo vector de solución X_i^{t+1} , se redondean cercanos a valores de enteros, ya que corresponden a los nodos donde se instalarán las fuentes fotovoltaicas, es decir, deben ser siempre valores enteros. La aplicación del AOA descrito se puede realizar siguiendo el Algoritmo 1.

3.3 Mejora de la exploración y la explotación

Para mejorar las etapas de exploración y explotación del AOA original, se propone una versión modificada de este algoritmo basado en la estrategia de evolución utilizada para el algoritmo de búsqueda de vórtices [28], que se basa en hiperelipses no concéntricas alrededor de la mejor solución actual x_{best}^t . Este define el centro de la hiperelipse en la iteración t como x_{best}^t , en consecuencia, en una distribución gaussiana es posible generar un conjunto de soluciones candidatas uniformemente distribuidas a lo largo del espacio de soluciones [38]. El conjunto de soluciones candidatas se genera usando (20).

$$X^{t+1} = p(z|\mu_t, \mathcal{C}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^{2N_{pv}^{ava}} |\mathcal{C}|}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(z - \mu_t)^T \mathcal{C}^{-1}(z - \mu_t)\right\}, \quad (20)$$

donde z es un vector de variables aleatorias, y \mathcal{C} se define como la matriz de covarianza. Obsérvese que si \mathcal{C} posee en su diagonal valores iguales (es decir, la misma varianza), y también si los componentes no diagonales son cero, entonces, la distribución gaussiana generará hiperelipses alrededor del espacio de solución.

Datos: Definir la red de distribución en estudio.

Seleccione los parámetros μ , β y t_{max} ;
 Hacer $t = 0$, y generar la población inicial X^t ;
Mientras $t \leq t_{max}$ **hacer**
 | Determinar el valor F_f de cada individuo X_i^t ;
 | Encuentre la mejor solución actual X_{best}^t ;
 | Actualice el valor de MOA_t utilizando (16);
 | Actualice el valor de MOP_t utilizando (18);
 | **Para** $i = 1 : n_i$ **hacer**
 | | **Para** $j = 1 : n_i$ **hacer**
 | | | Generar números aleatorios entre 0 y 1 para r_1 ,
 | | | r_2 y r_3 ;
 | | | **Si** $r_1 > MOA_t$ **entonces**
 | | | | **Fase de exploración;**
 | | | | **Si** $r_2 > 1/2$ **entonces**
 | | | | | Aplicar el operador de división \div , es
 | | | | | decir, la primera fila de (17);
 | | | | | **Sino**
 | | | | | Aplicar el operador de multiplicación \times ,
 | | | | | es decir, segunda fila de (17);
 | | | | **Sino**
 | | | | | **Fase de explotación;**
 | | | | | **Si** $r_3 > 1/2$ **entonces**
 | | | | | | Aplicar el operador de sustracción $-$,
 | | | | | | es decir, la primera fila de (19);
 | | | | | | **Sino**
 | | | | | | Aplicar el operador de adición $+$, es
 | | | | | | decir, la segunda fila de (19);
 | | | | | **Sino**
 | | | | | Revisar los límites inferior y superior de X_i^{t+1} y
 | | | | | corregirlos si necesario;
 | | **Sino**
 | | Revisar los límites inferior y superior de X_i^{t+1} y
 | | corregirlos si necesario;
 | **Sino**
 | Devuelve la mejor solución $X_{best}^{t_{max}}$;

Algoritmo 1. AOA clásico propuesto por Abualigah, en [23].

Teniendo en cuenta estas características en la matriz de covarianza, es posible calcularla con (21) como se presenta a continuación:

$$C = \sigma^2 \mathbf{I}, \quad (21)$$

donde σ corresponde a la varianza de la distribución gaussiana, e \mathbf{I} representa una matriz de identidad con las dimensiones adecuadas. Para calcular la desviación estándar inicial se usa (22):

$$\sigma_0 = \frac{\max\{x^{max}\} - \min\{x^{min}\}}{2}, \quad (22)$$

donde σ_0 es el radio máximo del espacio de solución (es decir, r_0) que disminuirá a medida que aumente el número de iteraciones [28].

Para aprovechar el factor MOA_t en la iteración t , se define el radio decreciente de la hiperelipse como es presentado en (23).

$$r_t = 1 - MOA_t, \quad (23)$$

La Figura 1 muestra la metodología implementada para el Algoritmo de Optimización Aritmética Modificado (MAOA).

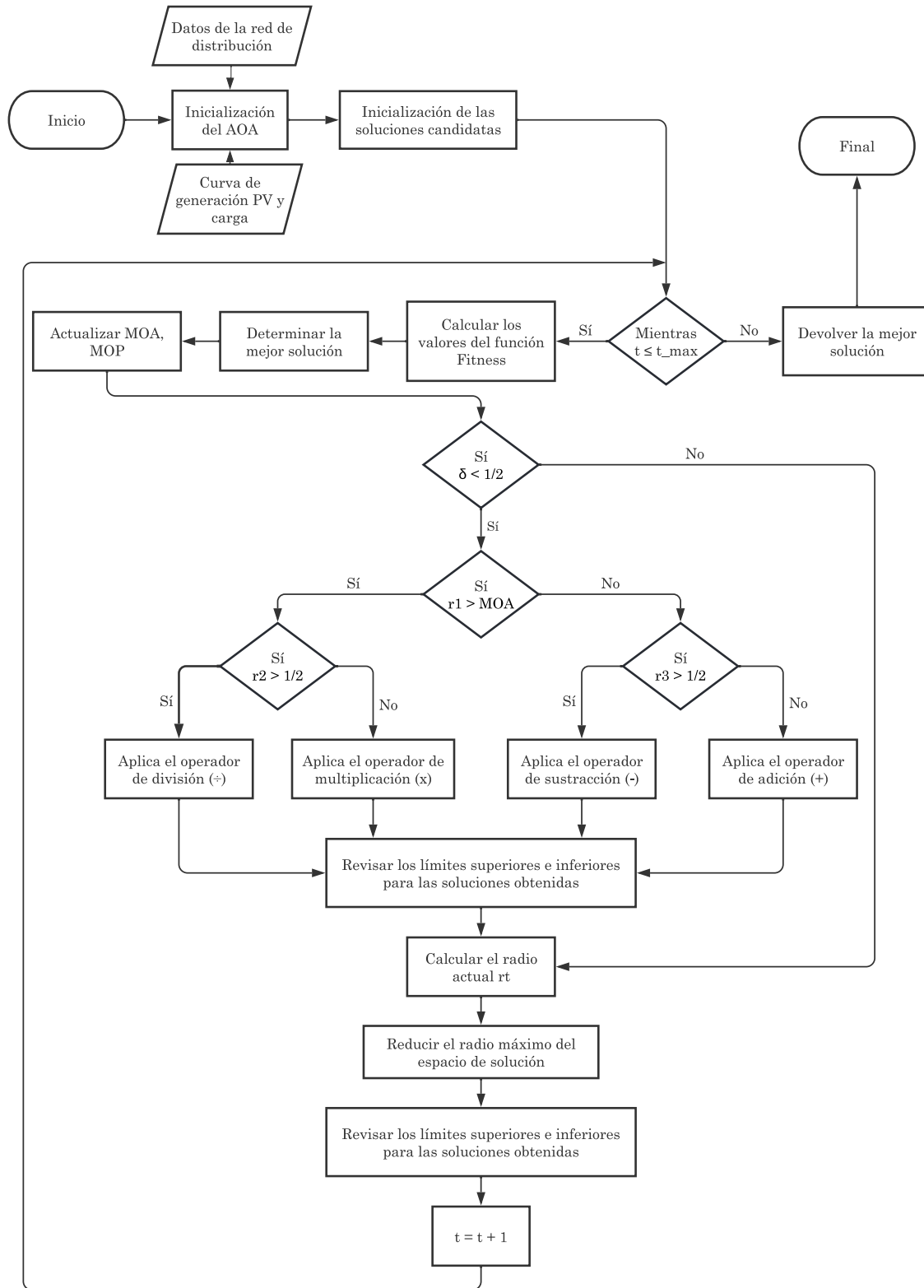


Figura 1. Metodología propuesta para la investigación. Fuente: elaboración propia.

Lo que significa que el radio de la hiperelipse se reduce a un ritmo lineal. Es importante mencionar que, la población descendente x^{t+1} generada con (20) debe ser revisada para asegurar que los límites inferior y superior de las variables de decisión deben ser cumplidos por cada individuo X_i^{t+1} ; además, las primeras posiciones N_{pv}^{ava} son redondeadas al entero cercano para asegurar la naturaleza discreta del vector de codificación presentado en (15).

La inclusión de la mejora propuesta en la exploración y explotación del espacio de soluciones se presenta en el Algoritmo 2, que resume el enfoque de optimización propuesto.

Datos: Definir la red de distribución en estudio.

Seleccione los parámetros μ , β y t_{max} ;

Hacer $t = 0$, y generar la población inicial X^t ;

Mientras $t \leq t_{max}$ **hacer**

- Determinar el valor F_f de cada individuo X_i^t ;
- Encuentre la mejor solución actual X_{best}^t ;
- Actualice el valor de MOA_t utilizando (16);
- Actualice el valor de MOP_t utilizando (18);
- Genera un número aleatorio para δ entre 0 y 1;
- Si** $\delta < 1/2$ **entonces**
 - Para** $i = 1 : n_i$ **hacer**
 - Para** $j = 1 : n_i$ **hacer**
 - Generar números aleatorios entre 0 y 1 para r_1, r_2 y r_3 ;
 - Si** $r_1 > MOA_t$ **entonces**
 - Fase de exploración;**
 - Si** $r_2 > 1/2$ **entonces**
 - Aplicar el operador de división \div , es decir, la primera fila de (17);
 - Sino**
 - Aplicar el operador de multiplicación \times , es decir, segunda fila de (17);
 - Sino**
 - Fase de explotación;**
 - Si** $r_3 > 1/2$ **entonces**
 - Aplicar el operador de sustracción $-$, es decir, la primera fila de (19);
 - Sino**
 - Aplicar el operador de adición $+$, es decir, la segunda fila de (19);
 - Revisar los límites inferior y superior de X_i^{t+1} y corregirlos si necesario;
 - Sino**
 - Calcule el radio actual r_t utilizando (21);
 - Generar la población descendente X^{t+1} utilizando (20);
 - Revisar los límites inferior y superior de X_i^{t+1} y corregirlos si necesario;

Devuelve la mejor solución X_{best}^{tmax} ;

Algoritmo 2: AOA mejorado que incluye las fases de exploración y de explotación basadas en hiperelipses de radio variable.

4. SISTEMAS DE PRUEBA

Para validar la metodología de solución propuesta y lograr obtener la ubicación y el dimensionamiento óptimo de las unidades de generación PV en redes de distribución de

corriente continua, se dispone de dos redes de prueba de distribución, correspondientes al sistema IEEE de 33 nodos y al sistema IEEE de 69 nodos, ambos de topología radial.

4.1 Red de prueba IEEE de 33 Nodos

Este sistema de prueba en particular consta de un único punto de alimentación ubicado en el primer nodo de la red, el cual trabaja con una tensión de 12.66 kV y posee 33 nodos y 32 líneas de distribución. Siendo la demanda máxima en potencia activa de 3.715 kW, considerando el escenario donde se alcanza la hora pico. La Figura 2, presenta la topología de la red de distribución radial en cuestión y la Tabla 1, sus parámetros correspondientes, estos datos son tomados de [39].

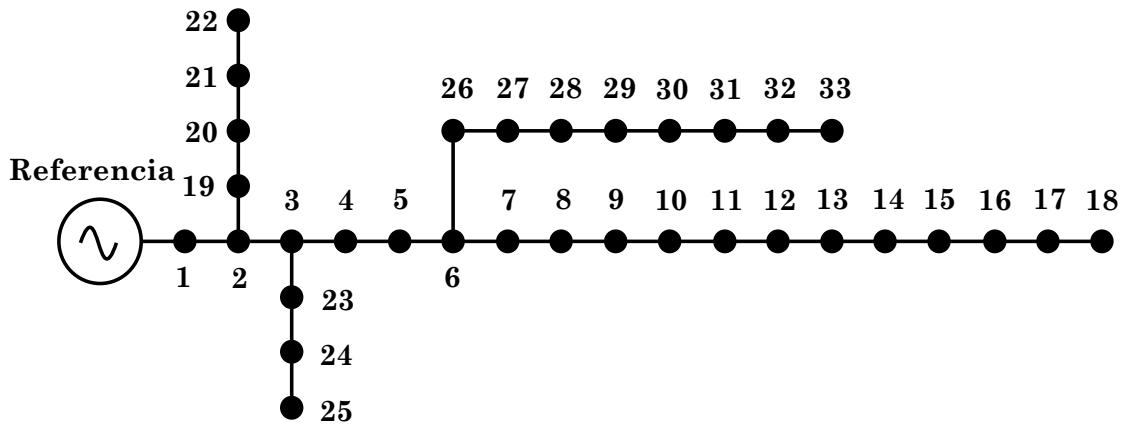


Figura 2. Topología de la red de prueba IEEE de 33 nodos. Fuente: elaboración propia.

Tabla 1. Parámetros la de red de prueba IEEE de 33 nodos. Fuente: elaboración propia.

| Nodo i | Nodo j | R (Ω) | P(kW) | Nodo i | Nodo j | R (Ω) | P(kW) |
|--------|--------|--------|-------|--------|--------|--------|-------|
| 1 | 2 | 0.0922 | 100 | 17 | 18 | 0.7320 | 90 |
| 3 | 4 | 0.4930 | 90 | 2 | 19 | 0.1640 | 90 |
| 3 | 4 | 0.3660 | 120 | 19 | 20 | 1.5042 | 90 |
| 4 | 5 | 0.3811 | 60 | 20 | 21 | 0.4095 | 90 |
| 5 | 6 | 0.8190 | 60 | 21 | 22 | 0.7089 | 90 |
| 6 | 7 | 0.1872 | 200 | 3 | 23 | 0.4512 | 90 |
| 7 | 8 | 1.7114 | 200 | 23 | 24 | 0.8980 | 420 |
| 8 | 9 | 1.0300 | 60 | 24 | 25 | 0.8960 | 420 |
| 9 | 10 | 1.0400 | 60 | 6 | 26 | 0.2030 | 60 |
| 10 | 11 | 0.1966 | 45 | 26 | 27 | 0.2842 | 60 |
| 11 | 12 | 0.3744 | 60 | 27 | 28 | 1.0590 | 60 |
| 12 | 13 | 1.4680 | 60 | 28 | 29 | 0.8042 | 120 |
| 13 | 14 | 0.5416 | 120 | 29 | 30 | 0.5075 | 200 |
| 14 | 15 | 0.5910 | 60 | 30 | 31 | 0.9744 | 150 |
| 15 | 16 | 0.7463 | 60 | 31 | 32 | 0.3105 | 210 |
| 16 | 17 | 1.2890 | 60 | 32 | 33 | 0.3410 | 60 |

4.2 Red de prueba IEEE de 69 Nodos

El segundo sistema de prueba se compone de 69 nodos, 68 líneas de distribución y que, de igual forma que el sistema de prueba de 33 nodos tiene un único punto de alimentación con nivel de tensión de 12.66 kV. Además, posee una demanda de potencia activa de 3890.7 kW. La topología del sistema de distribución se presenta en la Figura 3, mientras que la información referente a sus parámetros eléctricos se ilustra en la Tabla 2 estos datos son tomados de [39].

Tabla 2. Parámetros de la red de prueba IEEE de 69 nodos. Fuente: elaboración propia.

| Nodo i | Nodo j | R (Ω) | P(kW) | Nodo i | Nodo j | R (Ω) | P(kW) |
|--------|--------|----------------|-------|--------|--------|----------------|---------|
| 1 | 2 | 0.0005 | 0.0 | 3 | 36 | 0.0044 | 26.00 |
| 2 | 3 | 0.0005 | 0.0 | 36 | 37 | 0.0640 | 26.00 |
| 3 | 4 | 0.0015 | 0.0 | 37 | 38 | 0.1053 | 0.00 |
| 4 | 5 | 0.0251 | 0.0 | 38 | 39 | 0.0304 | 24.00 |
| 5 | 6 | 0.3660 | 2.6 | 39 | 40 | 0.0018 | 24.00 |
| 6 | 7 | 0.3811 | 40.4 | 40 | 41 | 0.7283 | 102.00 |
| 7 | 8 | 0.0922 | 75.0 | 41 | 42 | 0.3100 | 0.00 |
| 8 | 9 | 0.0493 | 30.0 | 42 | 43 | 0.0410 | 6.00 |
| 9 | 10 | 0.8190 | 28.0 | 43 | 44 | 0.0092 | 0.00 |
| 10 | 11 | 0.1872 | 145.0 | 44 | 45 | 0.1089 | 39.22 |
| 11 | 12 | 0.7114 | 145.0 | 45 | 46 | 0.0009 | 39.22 |
| 12 | 13 | 1.0300 | 8.0 | 4 | 47 | 0.0034 | 0.00 |
| 13 | 14 | 1.0440 | 8.0 | 47 | 48 | 0.0851 | 79.00 |
| 14 | 15 | 1.0580 | 0.0 | 48 | 49 | 0.2898 | 384.70 |
| 15 | 16 | 0.1966 | 45.0 | 49 | 50 | 0.0822 | 384.70 |
| 16 | 17 | 0.3744 | 60.0 | 8 | 51 | 0.0928 | 40.50 |
| 17 | 18 | 0.0047 | 60.0 | 51 | 52 | 0.3319 | 3.60 |
| 18 | 19 | 0.3276 | 0.0 | 9 | 53 | 0.1740 | 4.35 |
| 19 | 20 | 0.2106 | 1.0 | 53 | 54 | 0.2030 | 26.40 |
| 20 | 21 | 0.3416 | 114.0 | 54 | 55 | 0.2842 | 24.00 |
| 21 | 22 | 0.0140 | 5.0 | 55 | 56 | 0.2813 | 0.00 |
| 22 | 23 | 0.1591 | 0.0 | 56 | 57 | 1.5900 | 0.00 |
| 23 | 24 | 0.3463 | 28.0 | 57 | 58 | 0.7837 | 0.00 |
| 24 | 25 | 0.7488 | 0.0 | 58 | 59 | 0.3042 | 100.00 |
| 25 | 26 | 0.3089 | 14.0 | 59 | 60 | 0.3861 | 0.00 |
| 26 | 27 | 0.1732 | 14.0 | 60 | 61 | 0.5075 | 1244.00 |
| 3 | 28 | 0.0044 | 26.0 | 61 | 62 | 0.0974 | 32.00 |
| 28 | 29 | 0.0640 | 26.0 | 62 | 63 | 0.1450 | 0.00 |
| 29 | 30 | 0.3978 | 0.0 | 63 | 64 | 0.7105 | 227.00 |
| 30 | 31 | 0.0702 | 0.0 | 64 | 65 | 1.0410 | 59.00 |
| 31 | 32 | 0.3510 | 0.0 | 11 | 66 | 0.2012 | 18.00 |
| 32 | 33 | 0.8390 | 10.0 | 66 | 67 | 0.0047 | 18.00 |
| 33 | 34 | 1.7080 | 14.0 | 12 | 68 | 0.7394 | 28.00 |
| 34 | 35 | 1.4740 | 4.0 | 68 | 69 | 0.0047 | 28.00 |

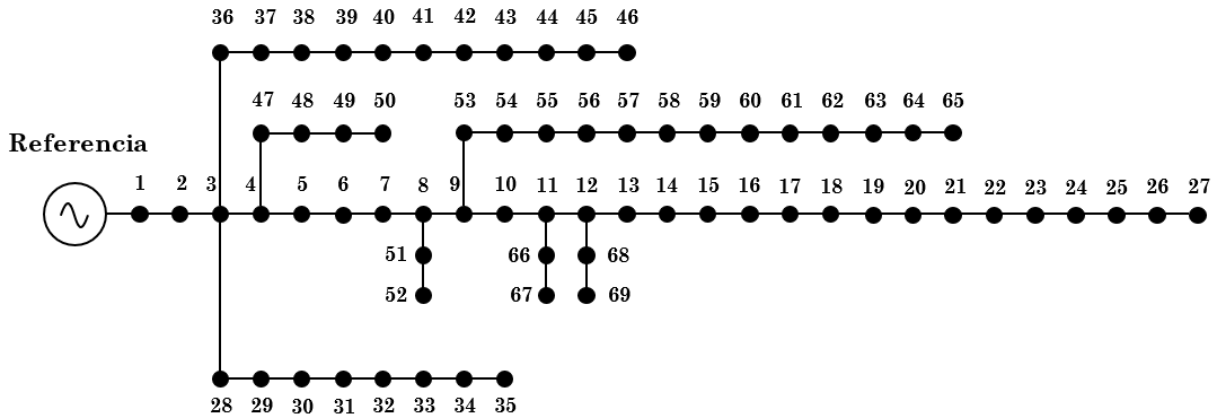


Figura 3. Topología de la red de prueba IEEE de 69 nodos. Fuente: elaboración propia.

4.3 Curvas de carga y generación

La curva de carga diaria y la curva de generación fotovoltaica normalizadas que se muestran en la Figura 4, son consideradas para evaluar el impacto de incorporar unidades de generación de energía fotovoltaica a los sistemas de pruebas anteriormente presentados. Los datos sobre la variación porcentual del consumo y la generación pueden encontrarse en [40]. Observando la curva de generación PV se aprecia que, el aprovechamiento del recurso solar se produce entre las horas 7 y 19.

La Tabla 3, contiene todos los parámetros utilizados para evaluar la función objetivo definida en (1). Estos datos fueron recolectados a partir de la información obtenida de [41], [42].

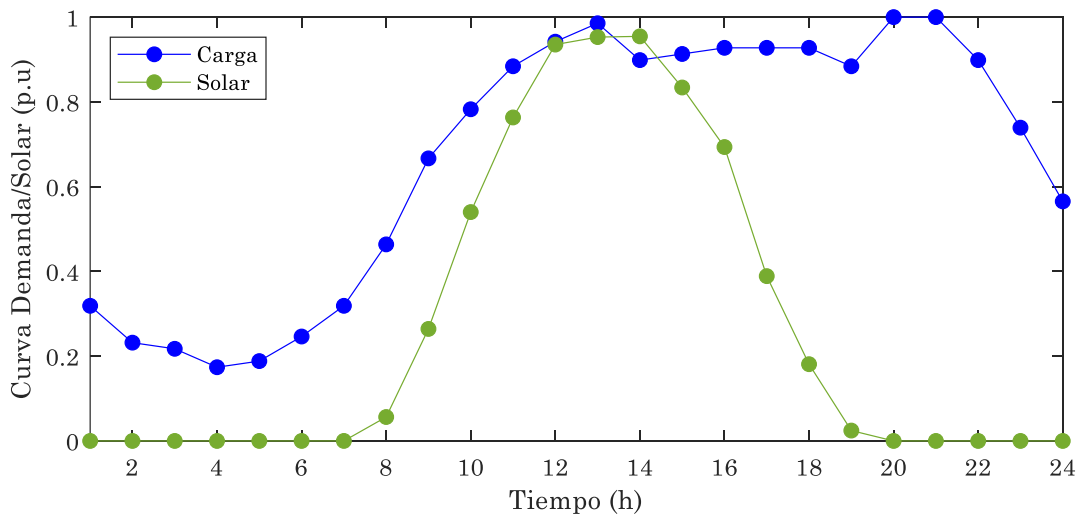


Figura 4. Comportamiento típico de las curvas de generación y carga para un periodo de estudio de 24 horas Fuente: elaboración propia.

Tabla 3. Parámetros de la función objetivo. Fuente: elaboración propia.

| Parámetro | Valor | Unidad | Parámetro | Valor | Unidad |
|------------|---------|----------|----------------|-------------------|--------|
| C_{kWh} | 0.1390 | US\$/kWh | $p_i^{pv,min}$ | 0 | kW |
| $C_{O\&M}$ | 0.0019 | US\$/kWh | $p_i^{pv,max}$ | 2400 | kW |
| C_{pv} | 1036.49 | US\$/kWp | N_{pv}^{ava} | 3 | - |
| t_a | 10 | % | ΔV | ± 10 | % |
| t_e | 2 | % | α_1 | 100×10^4 | US\$/V |
| N_t | 20 | años | α_2 | 100×10^4 | US\$/V |
| T | 365 | días | α_3 | 100×10^4 | US\$/W |
| Δh | 1 | h | α_4 | 100×10^4 | US\$/A |

5. RESULTADOS NUMÉRICOS Y SIMULACIONES

En esta sección se presenta la validación numérica de la metodología desarrollada para resolver el problema de ubicación y dimensionamiento óptimos de las unidades de generación PV en las dos redes de distribución de CC.

Como metodología comparativa, se han empleado los algoritmos usados como base para generar la propuesta del MAOA, el primero es una versión discreta-continúa del algoritmo de búsqueda de vórtices (DCVSA), es seleccionado como método de comparación porque los autores de [24] resuelven el mismo problema implementando este algoritmo; y el segundo es el AOA original reportado en [23], con el objetivo de determinar si la modificación de este algoritmo con el VSA mejora el rendimiento y los resultados; Para los algoritmos seleccionados, se realizaron simulaciones con una población inicial de 10, 1000 iteraciones y 100 evaluaciones consecutivas.

En la validación numérica, se proponen los siguientes escenarios de simulación: i) La aplicación del MAOA desarrollado y su comparación con las metodologías seleccionadas anteriormente en los sistemas de prueba IEEE de 33 nodos e IEEE de 69 nodos en sus versiones de CC; ii) La minimización del costo de generación de energía utilizando la metodología MAOA propuesta para las versiones de CC de los sistemas de distribución IEEE de 33 nodos e IEEE de 69 nodos, con su respectiva comparación entre los efectos de los generadores PV dados por la solución y los sistemas sin la influencia de estos, en términos de los parámetros eléctricos más relevantes (potencia, corriente y tensión). El modelo de PNLEM del problema estudiado definido de (1) a (9) y el MAOA definido de (10) a (21), ha sido implementado y resuelto en el software MATLAB 2021b utilizando un ordenador personal AMD Ryzen 7 3700U (AMD, Santa Clara, CA, USA), 2.3 GHz, 16 GB de RAM con Windows 10 *Home Single Language* de 64 bits.

5.1 Caso 1: Resultados en el sistema de distribución de CC IEEE de 33 nodos

Para demostrar la efectividad del MAOA propuesto para resolver el problema de la ubicación y el dimensionamiento óptimos de las fuentes de generación PV en redes eléctricas de distribución de CC, se presenta la aplicación de este método de optimización en el sistema de prueba IEEE de 33 nodos [39]. La Tabla 4, presenta la comparación entre el caso de referencia sin la conexión de los generadores PV al sistema y la solución obtenida por el DCVSA, AOA y MAOA.

Tabla 4. Resultados numéricos en la versión de CC del sistema de IEEE de 33 nodos
Fuente: elaboración propia.

| Método | Ubicación y dimensión (Nodo, MW) | A_{cost} (US\$/año) | f_1 (US\$/año) | f_2 (US\$/año) |
|-----------|---------------------------------------|------------------------------|------------------|------------------|
| Caso base | - | 3644043.011 | 3644043.011 | 0 |
| DCVSA | {9(0.58031),15(1.29137),31(1.71559)} | 2662425.320 | 2209300.380 | 453124.930 |
| AOA | {13(1.26091),14(0.58147),32(1.76233)} | 2662990.489 | 2207660.101 | 453330.389 |
| MAOA | {11(0.82784),15(1.04063),31(1.72048)} | 2662394.037 | 2209054.128 | 453339.909 |

Los resultados numéricos de la Tabla 4 demuestran lo siguiente: i) El MAOA propuesto financia un valor de la función objetivo de 2662394.037 US\$/año, logrando una mejora de 31.28 US\$/año con respecto a la solución del DCVSA reportado en [24] y de 596.45 US\$/año con respecto al AOA, lo que demuestra que las mejoras de exploración y explotación basadas en hiperelipses variables alrededor de la solución actual, permiten un mejor desempeño numérico; ii) Al ubicar las tres unidades de generación PV dadas por el MAOA en los nodos 11, 15 y 31, los cuales tienen una capacidad total de potencia instalada de 3588.97 kWp, permiten una reducción del 26.938% con respecto al caso de referencia, es decir, 981648.97 US\$/año; iii) Empleando las soluciones entregadas por los otros algoritmos, el DCVSA logra una reducción de 981617.69 US\$/año, es decir 26.937% y el AOA logra una reducción de 981052.52 US\$/año, es decir 26.922% con respecto al caso de referencia, lo que demuestra que estas metodologías empleadas pueden generar ahorros anuales superiores al 26.92%. En la Figura 5, se presenta la comparación entre estos porcentajes de reducción teniendo en cuenta la mejor y peor solución de cada algoritmo; iv) Respecto a la ubicación de los generadores PV en el sistema, el DCVSA los ubica en los nodos 9, 15 y 31, con una potencia total de 3587.27 kWp y el AOA los ubica en los nodos 14, 13 y 32, con una potencia total de 3604.72 kWp, esto muestra que se tienen soluciones similares tanto en ubicación de los generadores PV como en la potencia total que inyectan al sistema, lo que implica que el problema estudiado tiene soluciones casi óptimas con pequeñas variaciones en el valor de la función objetivo final. Esta situación dificulta la búsqueda de un óptimo global, por lo que deberían realizarse estudios adicionales en este ámbito de investigación.

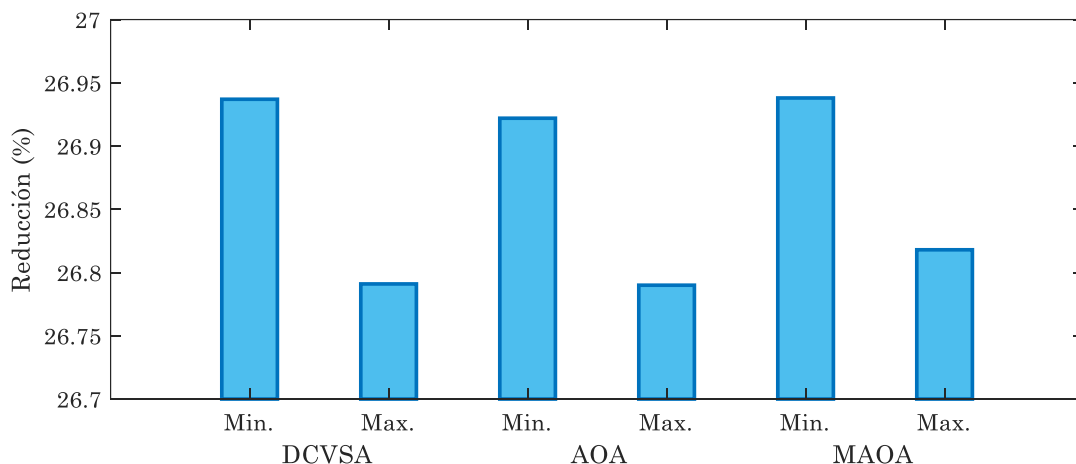


Figura 5. Porcentajes mínimos y máximos de reducción de los costos totales de generación de energía en la versión de CC del sistema de IEEE de 33 nodos. Fuente: elaboración propia.

En la Figura 5 se observa que para los tres algoritmos la diferencia entre el porcentaje de reducción entre el mejor y peor valor obtenido de las 100 evaluaciones es muy pequeño, lo

que indica la efectividad de estos optimizadores metaheurísticos para solucionar este tipo de problemas.

Para mostrar que tras las 100 evaluaciones consecutivas el MAOA propuesto tiene un mejor rendimiento numérico, en la Tabla 5 se comparan el mínimo, la media, el máximo, la desviación estándar y los tiempos de procesamiento para cada algoritmo.

Los resultados de la Tabla 5 revelan esto respecto al MAOA propuesto: (i) Es el algoritmo con la más baja desviación estándar tras 100 ejecuciones consecutivas, lo que significa que todas las soluciones obtenidas por este algoritmo están contenidas en un espacio muy cercano al valor medio; (ii) La diferencia entre el mejor y el peor valor obtenido en el MAOA es de aproximadamente 4383.58 US\$/año de operación, lo que supone menos del 0.16% del costo anual de operación en el caso de referencia; (iii) En cuanto a los tiempos de procesamiento, el DCVSA es el que más emplea tiempo, el MAOA y el AOA presentan tiempos similares, sin embargo, el MAOA es el más rápido de los tres.

Se presenta el análisis de los parámetros eléctricos (potencia, tensión y corriente) al momento de conectar los generadores PV al sistema de CC IEEE de 33 nodos; La Figura 6, presenta el comportamiento de la generación de energía en el nodo de la subestación antes y después de la ubicación de las fuentes de generación fotovoltaica según la solución obtenida por el MAOA.

Se presenta el análisis de los parámetros eléctricos (potencia, tensión y corriente) al momento de conectar los generadores PV al sistema de CC IEEE de 33 nodos; La Figura 6, presenta el comportamiento de la generación de energía en el nodo de la subestación antes y después de la ubicación de las fuentes de generación fotovoltaica según la solución obtenida por el MAOA.

Se observa que, la generación de potencia activa en el nodo de la subestación para el caso de referencia sigue el comportamiento de la curva de demanda medida en los terminales de la subestación, pero, cuando se instalan los generadores fotovoltaicos, la potencia activa inyectada en este nodo se reduce considerablemente a medida que aumenta la generación fotovoltaica. Nótese que, en la hora 14, en el que la generación de las fuentes fotovoltaicas es máxima (cercana a 1 p.u.), la generación en el nodo de generación alcanza un valor de cero.

La Figura 7 presenta el comportamiento de la corriente máxima en este sistema de prueba. En el caso de referencia, la corriente máxima se produce en la línea que conecta los nodos 1 y 2. Esta corriente mantiene el mismo comportamiento de la generación de energía en el nodo de la subestación, ya que corresponde a la división entre la potencia inyectada y la tensión en el nodo de la subestación; El valor máximo de corriente se encuentra en las horas 20 y 21 con una magnitud de 304.128 A.

Tabla 5. Comportamiento estadístico de cada algoritmo en la versión de CC del sistema de IEEE de 33 nodos. Fuente: elaboración propia.

| Método | Min. A_{cost} (US\$/año) | Med. A_{cost} (US\$/año) | Max. A_{cost} (US\$/año) | Desv. std (US\$/año) | Tiempo (s) |
|--------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------|---------------|
| DCVSA | 2662425.320 | 2664496.590 | 2667733.661 | 1652.82 | 76.860 |
| AOA | 2662990.489 | 2664797.057 | 2667791.656 | 1068.97 | 16.886 |
| MAOA | 2662394.037 | 2663650.854 | 2666777.623 | 887.55 | 16.768 |

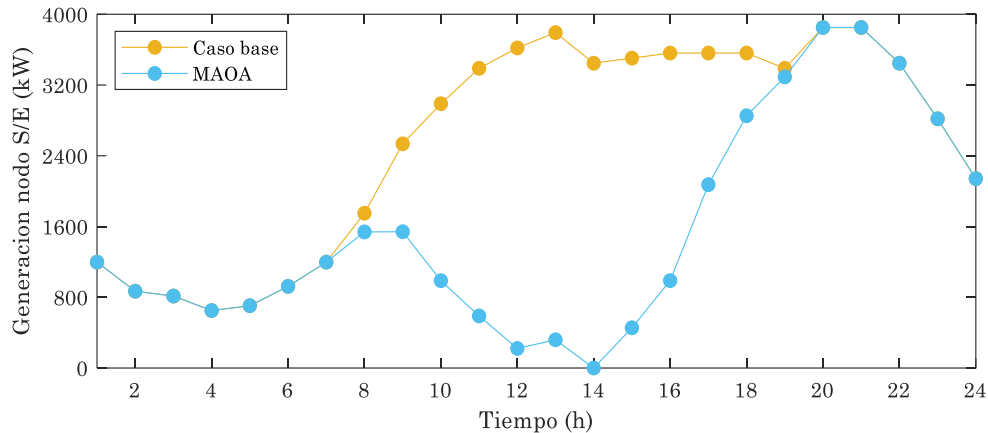


Figura 6. Impacto en la inyección de potencia activa del nodo de la subestación por la inclusión de los generadores PV en la versión de CC del sistema de IEEE de 33 nodos. Fuente: elaboración propia.

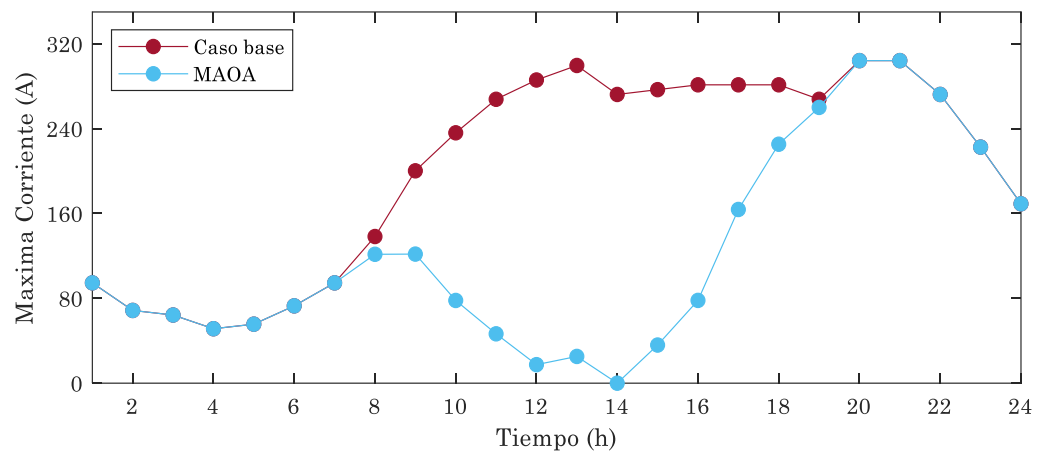


Figura 7. Impacto en la corriente en la línea 1-2 por la inclusión de los generadores PV en la versión de CC del sistema de IEEE de 33 nodos. Fuente: elaboración propia.

Sin embargo, luego de integrar la generación fotovoltaica, la corriente que circula por la línea 1-2 disminuye considerablemente entre las horas 10 y 16, ya es que el periodo de tiempo cuando las unidades fotovoltaicas suministran más del 50% de su potencia.

Por otro lado, la Figura 8 detalla los valores de tensión mínima y máxima del sistema IEEE de 33 nodos en su versión de CC cuando se instalan todas las unidades de generación fotovoltaica proporcionadas por el MAOA.

En la Figura 8 se observa que todas las tensiones nodales de este sistema de prueba se encuentran entre sus límites de regulación mínimo y máximo, es decir, el $\pm 10\%$. Además, de las horas 10 a 16, cuando las fuentes fotovoltaicas inyectan más del 50% de su capacidad, la tensión en algunos nodos del sistema superan la tensión de la subestación; Respecto a los valores extremos de sistema se encuentra que la tensión en la hora 14 del nodo 15, alcanza un valor máximo de 1.0537 p.u., esto se debe a que en ese momento la curva de generación fotovoltaica está en su máximo y en el nodo 15 se encuentra instalado un generador PV; Mientras que el valor mínimo de tensión, se encuentra en el nodo 18, en las horas 20 y 21, con un valor de 0.9339 p.u., esto se presenta cuando el recurso de generación fotovoltaica no está disponible y la corriente en la línea 1-2 es la máxima del sistema debido a que se encuentra en uno de los picos de demanda.

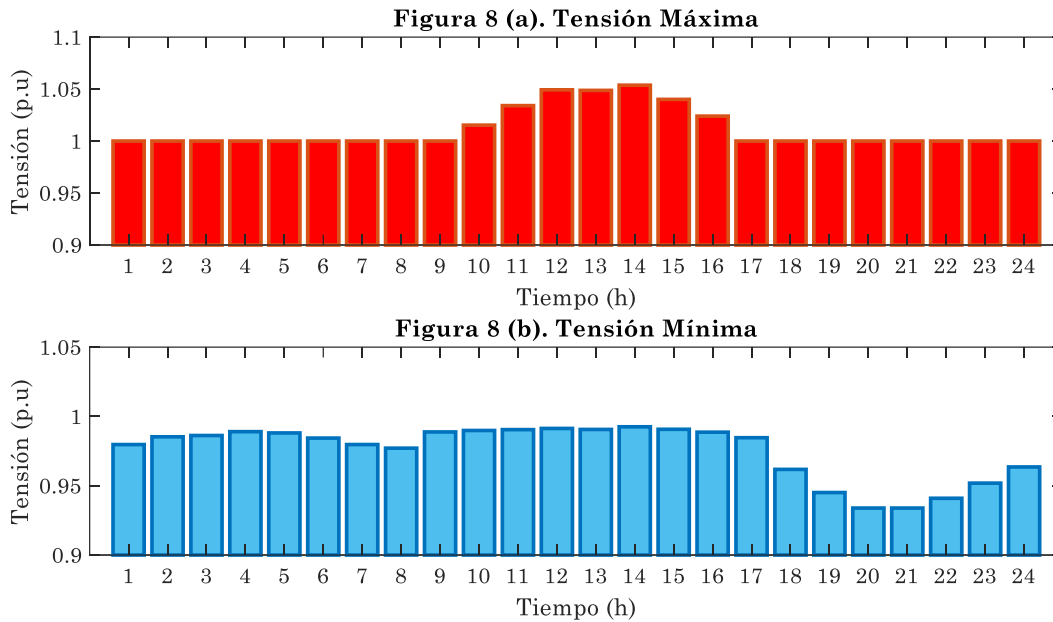


Figura 8. Comportamiento de la tensión durante el día para el sistema IEEE de 33 nodos en su versión de CC: Figura 8 (a). Magnitud de tensión máxima y Figura 8 (b). Magnitud de tensión mínima
Fuente: elaboración propia.

5.2 Caso 2: Resultados en el sistema de distribución de CC IEEE de 69 nodos

Este caso de simulación se aplica el MAOA propuesto a la versión de CC del sistema IEEE de 69 nodos reportado en [39]. La Tabla 6, presenta la comparación entre el caso de referencia sin la conexión de los generadores PV al sistema y la solución obtenida por el DCVSA, AOA y MAOA.

Los resultados numéricos de la Tabla 6 demuestran lo siguiente: i) El MAOA propuesto financia un valor de la función objetivo de 2785477.988 US\$/año, logrando una mejora de 60.59 US\$/año con respecto a la solución del DCVSA reportado en [24] y de 867.13 US\$/año con respecto al AOA, lo que demuestra que el MAOA tiene un mejor desempeño numérico; ii) Al ubicar las tres unidades de generación PV dadas por el MAOA en los nodos 27, 61 y 62, los cuales tienen una capacidad total de potencia instalada de 3777.439 kWp, permiten una reducción del 27.032 % con respecto al caso de referencia, es decir, 1031942.39 US\$/año; iii) Empleando las soluciones entregadas por los otros algoritmos, el DCVSA logra una reducción de 1031881.8 US\$/año, es decir 27.030 % y el AOA logra una reducción de 1031075.258 US\$/ año, es decir 27.009 % con respecto al caso de referencia, lo que demuestra que estas metodologías empleadas pueden generar ahorros anuales superiores al 27.00 %.

En la Figura 9 se presenta la comparación entre estos porcentajes de reducción teniendo en cuenta la mejor y peor solución de cada algoritmo; iv) Respecto a la ubicación de los generadores PV en el sistema, el DCVSA los ubica en los nodos 23, 62 y 63, con una potencia total de 3730.81 kWp y el AOA los ubica en los nodos 21, 62 y 64, con una potencia total de 3780.22 kWp, esto muestra que se tienen soluciones similares tanto en ubicación de los generadores PV como en la potencia total que inyectan al sistema, lo que implica que para este caso también, el problema estudiado tiene soluciones casi óptimas con pequeñas variaciones en el valor de la función objetivo final.

En la Figura 9, se observa que para los tres algoritmos la diferencia entre el porcentaje de reducción entre el mejor y peor valor obtenido de las 100 evaluaciones es muy pequeño, aunque para este caso se nota que la diferencia para el caso del MAOA es menor que los otros dos algoritmos, lo que es otro indicador del buen rendimiento numérico del MAOA.

Para mostrar que tras las 100 evaluaciones consecutivas el MAOA propuesto tiene un mejor rendimiento numérico, en la Tabla 7 se comparan el mínimo, la media, el máximo, la desviación estándar y los tiempos de procesamiento para cada algoritmo.

Tabla 6. Resultados numéricos en la versión de CC del sistema de IEEE de 69 nodos
Fuente: elaboración propia.

| Método | Ubicación y dimensión (Nodo, MW) | A_{cost} (US\$/año) | f_1 (US\$/año) | f_2 (US\$/año) |
|-----------|---------------------------------------|-----------------------|------------------|------------------|
| Caso base | - | 3817420.380 | 3817420.380 | 0 |
| DCVSA | {23(0.77201),62(2.34027),63(0.61853)} | 2785538.580 | 2314281.300 | 471.257.280 |
| AOA | {21(0.27749),62(1.44227),64(2.06046)} | 2786345.122 | 2308846.392 | 477498.730 |
| MAOA | {27(0.17401),61(1.20382),62(2.39960)} | 2785477.988 | 2308331.131 | 477146.857 |

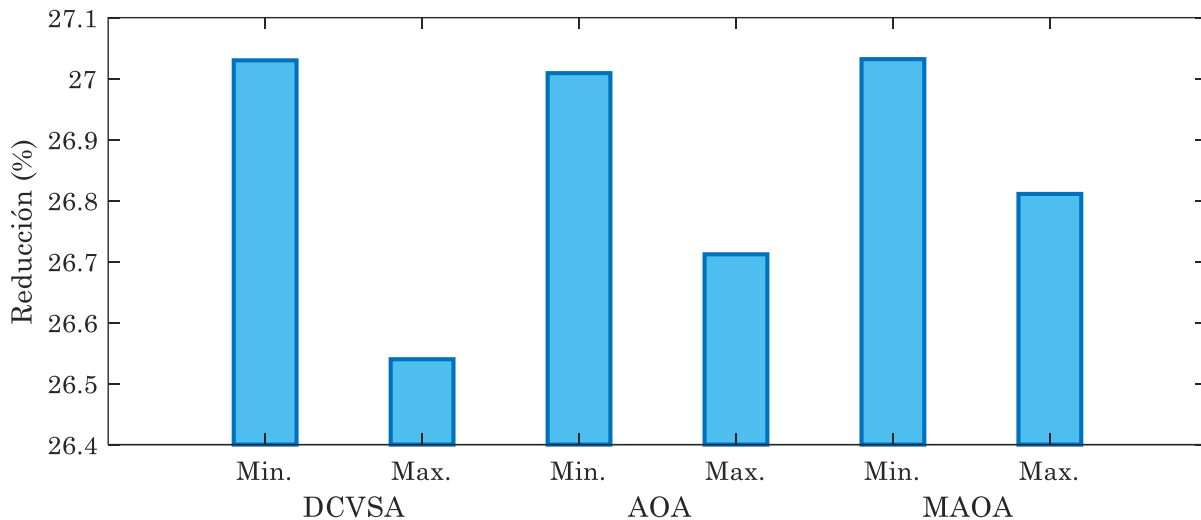


Figura 9. Porcentajes mínimos y máximos de reducción de los costos totales de generación de energía en la versión de CC del sistema de IEEE de 69 nodos. Fuente: elaboración propia.

Tabla 7. Comportamiento estadístico de cada algoritmo en la versión de CC del sistema de IEEE de 69 nodos. Fuente: elaboración propia.

| Método | Min. A_{cost} (US\$/año) | Med. A_{cost} (US\$/año) | Max. A_{cost} (US\$/año) | Desv. std (US\$/año) | Tiempo (s) |
|--------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------|------------|
| DCVSA | 2785538.580 | 2789785.220 | 2804251.690 | 2710.94 | 269.220 |
| AOA | 2786345.122 | 2790426.676 | 2797694.493 | 2469.85 | 37.253 |
| MAOA | 2785477.988 | 2788419.169 | 2793920.529 | 1911.51 | 37.320 |

Los resultados de la Tabla 7 revelan esto respecto al MAOA propuesto: (i) Para este caso sigue obteniendo la más baja desviación estándar tras 100 ejecuciones consecutivas, lo que significa que todas las soluciones obtenidas por este algoritmo están contenidas en un espacio muy cercano al valor medio; (ii) La diferencia entre el mejor y el peor valor obtenido en el

MAOA es de aproximadamente 8442.54 US\$/año de operación, lo que supone menos del 0.302% del costo anual de operación en el caso de referencia; (iii) En cuanto a los tiempos de procesamiento, el DCVSA sigue siendo el que más emplea tiempo, el MAOA y el AOA presentan tiempos similares, sin embargo, el AOA para este caso es un poco más rápido.

Se presenta el análisis de los parámetros eléctricos (potencia, tensión y corriente) al momento de conectar los generadores PV al sistema de CC IEEE de 69 nodos; La Figura 10, presenta el comportamiento de la generación de energía en el nodo de la subestación antes y después de la ubicación de las fuentes de generación fotovoltaica según la solución obtenida por el MAOA.

Se observa que, la generación de potencia activa en el nodo de la subestación para el caso de referencia sigue el comportamiento de la curva de demanda medida en los terminales de la subestación, y cuando se instalan los generadores fotovoltaicos, la potencia activa inyectada en este nodo se reduce considerablemente a medida que aumenta la generación fotovoltaica.

La Figura 11, presenta el comportamiento de la corriente máxima en este sistema de prueba. En el caso de referencia, la corriente máxima se produce en la línea que conecta los nodos 1 y 2. El valor máximo de corriente se encuentra en las horas 20 y 21 con una magnitud de 318.659 A. Sin embargo, luego de integrar la generación fotovoltaica, la corriente que circula por la línea 1-2 disminuye considerablemente entre las horas 10 y 16, ya es que el periodo de tiempo cuando las unidades fotovoltaicas suministran más del 50 % de su potencia.

Por otro lado, la Figura 12 detalla los valores de tensión mínima y máxima del sistema IEEE de 69 nodos en su versión de CC cuando se instalan todas las unidades de generación fotovoltaica proporcionadas por el MAOA.

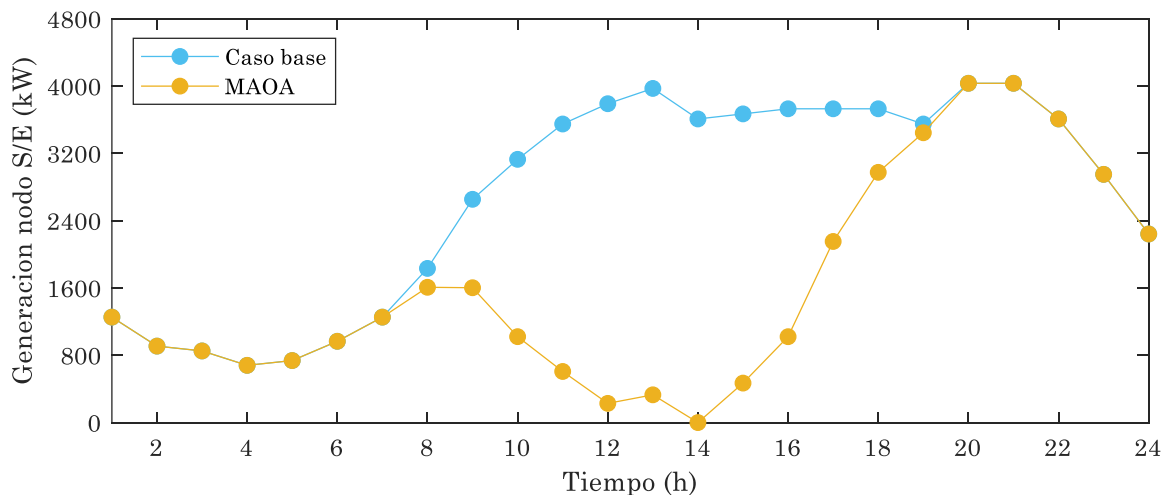


Figura 10. Impacto en la inyección de potencia activa del nodo de la subestación por la inclusión de los generadores PV en la versión de CC del sistema de IEEE de 69 nodos. Fuente: elaboración propia.

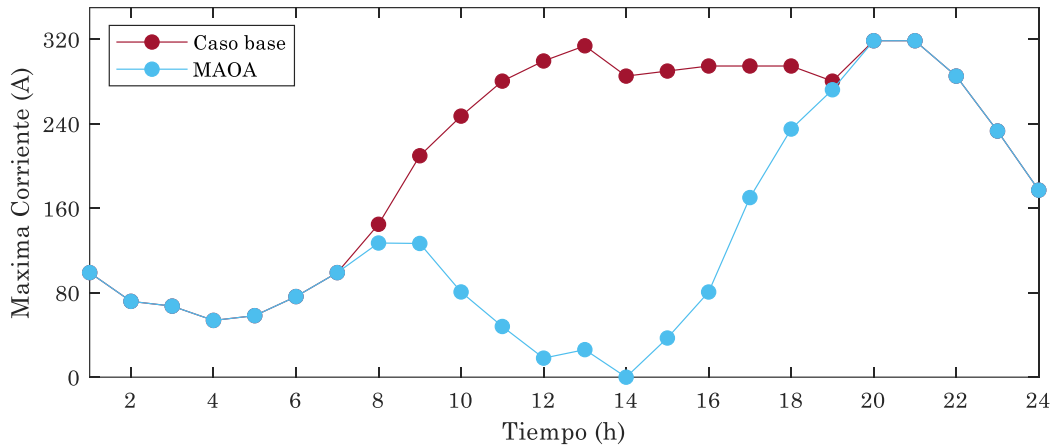


Figura 11. Impacto en la corriente en la línea 1-2 por la inclusión de los generadores PV en la versión de CC del sistema IEEE de 69 nodos. Fuente: elaboración propia.

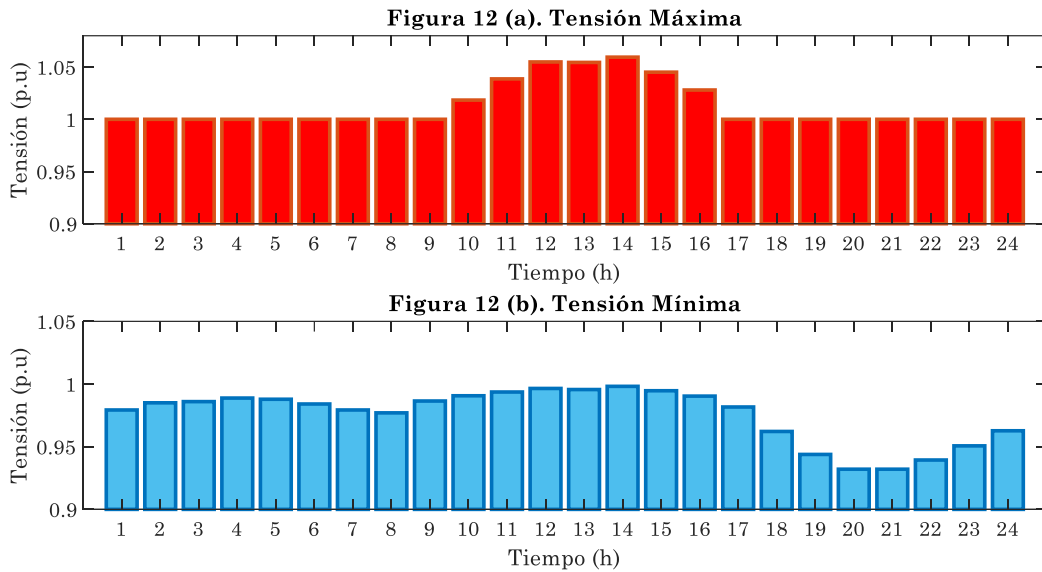


Figura 12. Comportamiento de la tensión durante el día para el sistema IEEE de 69 nodos en su versión de CC: Figura 12 (a). Magnitud de tensión máxima y Figura12 (b). Magnitud de tensión mínima Fuente: elaboración propia.

En la Figura 12 se observa que todas las tensiones nodales de este sistema de prueba se encuentran entre sus límites de regulación mínimo y máximo, es decir, el $\pm 10\%$. Además, de las horas 10 a 16, cuando las fuentes fotovoltaicas inyectan más del 50% de su capacidad, la tensión en algunos nodos del sistema superan la tensión de la subestación; Respecto a los valores extremos del sistema se encuentra que la tensión en la hora 14 del nodo 62, alcanza un valor máximo de 1.0595 p.u., esto se debe a que en ese momento la curva de generación fotovoltaica está en su máximo y en el nodo 62 se encuentra instalado el generador PV de mayor capacidad; Mientras que el valor mínimo de tensión, se encuentra en el nodo 65, en las horas 20 y 21, con un valor de 0.9320 p.u., esto se presenta cuando el recurso de generación fotovoltaica no está disponible y la corriente en la línea 1-2 es la máxima del sistema debido a que se encuentra en uno de los picos de demanda.

6. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Este artículo de investigación presentó una metodología maestro-esclavo para resolver el problema de localización y dimensionamiento de sistemas fotovoltaicos en redes de distribución de CC mediante la aplicación de la versión mejorada del algoritmo de optimización aritmética denominado MAOA. En la etapa maestra, el MAOA se encargó de definir la ubicación y el dimensionamiento óptimos de las unidades fotovoltaicas, mientras que en la etapa esclava se determinó el valor de la función fitness mediante el método de flujo de potencia de CC. La función objetivo analizada se centró en la minimización de los costes totales de explotación anuales, que se componía de los costes anualizados de compra de energía en el nodo de la subestación con los costes de inversión anualizados de las unidades fotovoltaicas, incluyendo sus costes de mantenimiento. Los resultados numéricos demostraron la aplicabilidad y eficiencia del método de optimización desarrollado para los sistemas de prueba estudiados. Los principales hallazgos se presentan a continuación.

La reducción respecto al caso base alcanzado por el MAOA fue del 26.938 %, y del 27.032 % para los sistemas de prueba IEEE de 33 nodos y 69 nodos en su versión de CC respectivamente; Para el DCVSA las reducciones fueron del 26.937 %, y del 27.030 % y; Para el AOA fueron 26.922 %, y del 27.009 %; Estos resultados numéricos demuestran que el MAOA encuentra la mejor solución óptima reportada en la literatura actual para los sistemas de prueba antes mencionados.

La desviación estándar que se obtuvo en el MAOA para los sistemas de prueba fue de 887.55 US\$/año y 1911.51 US\$/año; Para el DCVSA las desviaciones fueron de 1652.82 US\$/año y 2710.94 US\$/año y; Para el AOA fueron de 1068.97 US\$/año y 2469.85 US\$/año; Esto demuestra que desviación estándar del MAOA tiene valores inferiores respecto al DCVSA y el AOA, por lo que el análisis estadístico confirmó el excelente rendimiento numérico de la metodología propuesta.

Respecto a los perfiles de tensión, se encontró que, para ambos sistemas de prueba, las tensiones en todos los nodos se mantuvieron dentro de los límites de regulación asignados en él $\pm 10\%$ de la tensión nominal; Se evidenció que la conexión de los generadores PV a los sistemas afecta las tensiones, este efecto se presentó en mayor medida en los nodos donde están conectados los generadores PV y cuando aumento a más del 50 % la inyección de potencia activa por parte de estos, en las horas indicadas por la curva de generación.

La potencia en el nodo de la subestación y la corriente en la línea 1-2 disminuyeron en las horas donde los generadores PV inyectaron potencia, lo que demostró que se está realizando un ahorro en el consumo de energía eléctrica de la red comercial, aprovechando toda la capacidad de las fuentes fotovoltaicas.

La metodología de solución propuesta es independiente del número de nodos de la red de CC en estudio; sin embargo, el aumento del número de nodos de la red, hizo que el tamaño del espacio de solución creciera; esto implicó que los tiempos totales de procesamiento requeridos para identificar la solución óptima también aumentarán; Esto se evidenció en el MAOA donde los tiempos fueron de 16.768 s y 37.320 s por evaluación, el tiempo requerido aumento por ese incremento de nodos; Realizando una comparación con los otros algoritmos, se presentaron tiempos similares en el AOA y tiempos considerablemente superiores en el DCVSA, lo que indico un buen rendimiento de procesamiento del MAOA.

Para futuros trabajos, será posible examinar y potencialmente resolver lo siguiente: (i) aplicar el algoritmo MAOA propuesto al problema de integrar sistemas de almacenamiento de energía (baterías) en redes de distribución, con el objetivo de minimizar las pérdidas de potencia activa total de la red. y (ii) formular el problema estudiado en esta investigación a

redes de distribución AC trifásicas considerando múltiples cargas de potencia constante con conexiones D e Y.

7. AGRADECIMIENTOS Y FINANCIACIÓN

Este trabajo se ha derivado del proyecto de grado: " Integración Óptima de Generadores Fotovoltaicos en Sistemas de Distribución de DC a través de la Aplicación del Algoritmo de Optimización Aritmética Modificado" presentado por los estudiantes Nixon Andrés Solera Losada y Juan Pablo Villalba Jaramillo al Programa de Ingeniería Eléctrica de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas como requisito parcial del pregrado en ingeniería eléctrica.

El artículo no contó con apoyo económico por parte de alguna agencia de financiación, organismo o institución, pública o privada.

CONFLICTOS DE INTERÉS

Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses.

CONTRIBUCIONES DEL AUTOR

Nixon Andrés Solera Losada, metodología, investigación, redacción-revisión y edición.
Juan Pablo Villalba Jaramillo, metodología, investigación, redacción-revisión y edición.
Oscar Danilo Montoya, conceptualización, metodología, redacción-revisión y edición.

8. REFERENCIAS

- [1] G. Nanda *et al.*, "Implications of Carbon Tax on Generation Expansion Plan & GHG Emission: A Case Study on Indian Power Sector," *International Journal of Emerging Electric Power Systems*, vol. 3, no. 1, Aug. 2005, <https://doi.org/10.2202/1553-779X.1045>
- [2] M. Mosbah, A. Khattara, M. Becherif, and S. Arif, "Optimal PV Location Choice Considering Static and Dynamic Constraints," *International Journal of Emerging Electric Power Systems*, vol. 18, no. 1, Feb. 2017, <https://doi.org/10.1515/ijeeps-2016-0141>
- [3] N. Srisaen and A. Sangswang, "Effects of PV Grid-Connected System Location on a Distribution System," in *APCCAS 2006 - 2006 IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems*, Dec. 2006, pp. 852–855. <https://doi.org/10.1109/APCCAS.2006.342175>
- [4] H. A. Kefale, E. M. Getie, and K. G. Eshetie, "Optimal Design of Grid-Connected Solar Photovoltaic System Using Selective Particle Swarm Optimization," *International Journal of Photoenergy*, vol. 2021, pp. 1–9, Mar. 2021, <https://doi.org/10.1155/2021/6632859>
- [5] T. Kaipia, P. Salonen, J. Lassila, and J. Partanen, "Possibilities of the low voltage DC distribution systems," in *Nordac, Nordic Distribution and Asset Management Conference (Nordac, 2006)*, pp.1–10, https://www.upn.se/html-files/Glava/Referenser/Ref_6_Possibilities_of_low_voltage_DC_distribution.pdf
- [6] O. Ivanov, B. C. Neagu, G. Grigoras, F. Scarlatache, and M. Gavrilas, "A Metaheuristic Algorithm for Flexible Energy Storage Management in Residential Electricity Distribution Grids," *Mathematics*, vol. 9, no. 19, p. 2375, Sep. 2021, <https://doi.org/10.3390/math9192375>
- [7] M. H. Moradi and M. Abedini, "A combination of genetic algorithm and particle swarm optimization for optimal DG location and sizing in distribution systems," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 34, no. 1, pp. 66–74, Jan. 2012, <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2011.08.023>

- [8] R. Kollu, S. R. Rayapudi, and V. L. N. Sadhu, "A novel method for optimal placement of distributed generation in distribution systems using HSDO," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol. 24, no. 4, pp. 547–561, Apr. 2014, <https://doi.org/10.1002/etep.1710>
- [9] S. Kaur, G. Kumbhar, and J. Sharma, "A MINLP technique for optimal placement of multiple DG units in distribution systems," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 63, pp. 609–617, Dec. 2014, <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.06.023>
- [10] S. Sultana and P. K. Roy, "Multi-objective quasi-oppositional teaching learning based optimization for optimal location of distributed generator in radial distribution systems," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 63, pp. 534–545, Dec. 2014, <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.06.031>
- [11] S. Gupta, A. Saxena, and B. P. Soni, "Optimal Placement Strategy of Distributed Generators based on Radial Basis Function Neural Network in Distribution Networks," *Procedia Comput Sci*, vol. 57, pp. 249–257, Oct. 2015, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.07.478>
- [12] B. Mohanty and S. Tripathy, "A teaching learning based optimization technique for optimal location and size of DG in distribution network," *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, vol. 3, no. 1, pp. 33–44, May 2016, <https://doi.org/10.1016/j.jesit.2015.11.007>
- [13] S. Sultana and P. K. Roy, "Krill herd algorithm for optimal location of distributed generator in radial distribution system," *Appl Soft Comput*, vol. 40, pp. 391–404, Mar. 2016, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.11.036>
- [14] T. P. Nguyen, V. N. Dieu, and P. Vasant, "Symbiotic Organism Search Algorithm for Optimal Size and Siting of Distributed Generators in Distribution Systems," *International Journal of Energy Optimization and Engineering*, vol. 6, no. 3, pp. 1–28, Jul. 2017, <https://doi.org/10.4018/IJEOE.2017070101>
- [15] A. M. El-Zonkoly, "Optimal placement of multi-distributed generation units including different load models using particle swarm optimization," *Swarm Evol Comput*, vol. 1, no. 1, pp. 50–59, Mar. 2011, <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2011.02.003>
- [16] R. Deshmukh and A. Kalage, "Optimal Placement and Sizing of Distributed Generator in Distribution System Using Artificial Bee Colony Algorithm," in *2018 IEEE Global Conference on Wireless Computing and Networking (GCWCN)*, Nov. 2018, pp. 178–181. <https://doi.org/10.1109/GCWCN.2018.8668633>
- [17] A. Bayat and A. Bagheri, "Optimal active and reactive power allocation in distribution networks using a novel heuristic approach," *Appl Energy*, vol. 233–234, pp. 71–85, Jan. 2019, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.10.030>
- [18] R. Sellami, F. Sher, and R. Neji, "An improved MOPSO algorithm for optimal sizing & placement of distributed generation: A case study of the Tunisian offshore distribution network (ASHTART)," *Energy Reports*, vol. 8, pp. 6960–6975, Nov. 2022, <https://doi.org/10.1016/j.egyvr.2022.05.049>
- [19] O. D. Melgar Dominguez, M. Pourakbari Kasmaei, M. Lavorato, and J. R. S. Mantovani, "Optimal siting and sizing of renewable energy sources, storage devices, and reactive support devices to obtain a sustainable electrical distribution systems," *Energy Systems*, vol. 9, no. 3, pp. 529–550, Aug. 2018, <https://doi.org/10.1007/s12667-017-0254-8>
- [20] M. Shahzad, W. Akram, M. Arif, U. Khan, and B. Ullah, "Optimal Siting and Sizing of Distributed Generators by Strawberry Plant Propagation Algorithm," *Energies*, vol. 14, no. 6, p. 1744, Mar. 2021, <https://doi.org/10.3390/en14061744>
- [21] P. D. P. Reddy, V. C. V. Reddy, and T. G. Manohar, "Application of flower pollination algorithm for optimal placement and sizing of distributed generation in Distribution systems," *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, vol. 3, no. 1, pp. 14–22, May 2016, <https://doi.org/10.1016/j.jesit.2015.10.00>
- [22] F. F. Amigue, S. N. Essiane, S. P. Ngoffe, and A. T. Nelem, "Optimal Placement and Sizing of Distributed Energy Generation in an Electrical Network Using the Hybrid Algorithm of Bee Colonies and Newton Raphson," *Journal of Power and Energy Engineering*, vol. 08, no. 06, pp. 9–21, Oct. 2020, <https://doi.org/10.1016/j.jesit.2015.10.002>
- [23] L. Abualigah, A. Diabat, S. Mirjalili, M. Abd Elaziz, and A. H. Gandomi, "The Arithmetic Optimization Algorithm," *Comput Methods Appl Mech Eng*, vol. 376, p. 113609, Apr. 2021, <https://doi.org/10.1016/j.cma.2020.113609>
- [24] B. Cortés-Cacedo, F. Molina-Martin, L. F. Grisales-Noreña, O. D. Montoya, and J. C. Hernández, "Optimal Design of PV Systems in Electrical Distribution Networks by Minimizing the Annual Equivalent Operative Costs through the Discrete-Continuous Vortex Search Algorithm," *Sensors*, vol. 22, no. 3, p. 851, Jan. 2022, <https://doi.org/10.3390/s22030851>
- [25] A. H. Khoso, M. M. Shaikh, and A. A. Hashmani, "A New and Efficient Nonlinear Solver for Load Flow Problems," *Engineering, Technology & Applied Science Research*, vol. 10, no. 3, pp. 5851–5856, Jun. 2020, <https://doi.org/10.48084/etasr.3604>
- [26] X. Zhou, Q. Ai, and M. Yousif, "Two kinds of decentralized robust economic dispatch framework combined distribution network and multi-microgrids," *Appl Energy*, vol. 253, p. 113588, Nov. 2019, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.113588>

- [27] X. Chen, Z. Li, W. Wan, L. Zhu, and Z. Shao, “A master–slave solving method with adaptive model reformulation technique for water network synthesis using MINLP,” *Sep Purif Technol*, vol. 98, pp. 516–530, Sep. 2012, <https://doi.org/10.1016/j.seppur.2012.06.039>
- [28] B. Doğan and T. Ölmez, “A new metaheuristic for numerical function optimization: Vortex Search algorithm,” *Inf Sci (N Y)*, vol. 293, pp. 125–145, Feb. 2015, <https://doi.org/10.1016/j.ins.2014.08.053>
- [29] A. Garces, “Uniqueness of the power flow solutions in low voltage direct current grids,” *Electric Power Systems Research*, vol. 151, pp. 149–153, Oct. 2017, <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2017.05.031>
- [30] O. D. Montoya and W. Gil-González, “On the numerical analysis based on successive approximations for power flow problems in AC distribution systems,” *Electric Power Systems Research*, vol. 187, p. 106454, Oct. 2020, <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2020.106454>
- [31] V. Monteiro *et al.*, “The Role of Front-End AC/DC Converters in Hybrid AC/DC Smart Homes: Analysis and Experimental Validation,” *Electronics*, vol. 10, no. 21, p. 2601, Oct. 2021, <https://doi.org/10.3390/electronics10212601>
- [32] T. Shen, Y. Li, and J. Xiang, “A Graph-Based Power Flow Method for Balanced Distribution Systems,” *Energies*, vol. 11, no. 3, p. 511, Feb. 2018, <https://doi.org/10.3390/en11030511>
- [33] W. Gil-González, O. D. Montoya, L. F. Grisales-Noreña, A.-J. Perea-Moreno, and Q. Hernandez-Escobedo, “Optimal Placement and Sizing of Wind Generators in AC Grids Considering Reactive Power Capability and Wind Speed Curves,” *Sustainability*, vol. 12, no. 7, p. 2983, Apr. 2020, <https://doi.org/10.3390/su12072983>
- [34] O. Sahin and B. Akay, “Comparisons of metaheuristic algorithms and fitness functions on software test data generation,” *Appl Soft Comput*, vol. 49, pp. 1202–1214, Dec. 2016, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2016.09.045>
- [35] R. R. Sahoo and M. Ray, “PSO based test case generation for critical path using improved combined fitness function,” *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 32, no. 4, pp. 479–490, May 2020, <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2019.09.010>
- [36] M. D. Hraiz, J. A. M. García, R. Jiménez Castaneda, and H. Muhsen, “Optimal PV Size and Location to Reduce Active Power Losses While Achieving Very High Penetration Level With Improvement in Voltage Profile Using Modified Jaya Algorithm,” *IEEE J Photovolt*, vol. 10, no. 4, pp. 1166–1174, Jul. 2020, <https://doi.org/10.1109/JPHOTOV.2020.2995580>
- [37] R. Zheng, H. Jia, L. Abualigah, Q. Liu, and S. Wang, “An improved arithmetic optimization algorithm with forced switching mechanism for global optimization problems,” *Mathematical Biosciences and Engineering*, vol. 19, no. 1, pp. 473–512, 2022, <https://doi.org/10.3934/mbe.2022023>
- [38] F. S. Gharehchopogh, I. Maleki, and Z. A. Dizaji, “Chaotic vortex search algorithm: metaheuristic algorithm for feature selection,” *Evol Intell*, vol. 15, no. 3, pp. 1777–1808, Sep. 2022, <https://doi.org/10.1007/s12065-021-00590-1>
- [39] N. C. Sahoo and K. Prasad, “A fuzzy genetic approach for network reconfiguration to enhance voltage stability in radial distribution systems,” *Energy Convers Manag*, vol. 47, no. 18–19, pp. 3288–3306, Nov. 2006, <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2006.01.004>
- [40] L. F. Grisales-Noreña, O. D. Montoya, and C. A. Ramos-Paja, “An energy management system for optimal operation of BSS in DC distributed generation environments based on a parallel PSO algorithm,” *J Energy Storage*, vol. 29, p. 101488, Jun. 2020, <https://doi.org/10.1016/j.est.2020.101488>
- [41] P. Wang, W. Wang, and D. Xu, “Optimal Sizing of Distributed Generations in DC Microgrids With Comprehensive Consideration of System Operation Modes and Operation Targets,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 31129–31140, May. 2018, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2842119>
- [42] C. M. Castiblanco-Pérez, D. E. Toro-Rodríguez, O. D. Montoya, and D. A. Giral-Ramírez, “Optimal Placement and Sizing of D-STATCOM in Radial and Meshed Distribution Networks Using a Discrete-Continuous Version of the Genetic Algorithm,” *Electronics*, vol. 10, no. 12, p. 1452, Jun. 2021, <https://doi.org/10.3390/electronics10121452>