

Artículo de investigación

Operación de redes eléctricas de distribución bajo un entorno de integración de recursos energéticos distribuidos: Un enfoque técnico

Brandon Parra Guerra¹✉, Juan Pablo Soto Ramírez¹✉, Jhony Andrés Guzmán Henao¹✉, Rubén Iván Bolaños¹✉ y Luis Fernando Grisales-Noreña^{2,3}✉

¹Facultad de Ingenierías, Instituto Tecnológico Metropolitano, Campus Robledo, Medellín 050036, Colombia.

²Grupo de Investigación en Alta Tensión—GRALTA, Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, Universidad del Valle, Cali 760015, Colombia.

³Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Universidad de Talca, Curicó 3340000, Chile.

Recepción: 20-febrero-2025 **Aceptado:** 30-mayo-2025 **Publicado:** 20-julio-2025

Cómo citar: Parra Guerra, B., Soto Ramírez, J. P., Guzmán Henao, J. A., Bolaños, R. I., & Grisales Noreña, L. F. (2025). Operación de redes eléctricas de distribución bajo un entorno de integración de recursos energéticos distribuidos: Un enfoque técnico. *Ciencia En Desarrollo*, 16(2). doi: 10.19053/uptc.01217488.v16.n2.2025.18665

Resumen

El crecimiento poblacional ha incrementado la demanda de energía eléctrica, lo que plantea desafíos técnicos para los sistemas eléctricos de potencia (SEP), especialmente en zonas alejadas de los centros de generación. La generación distribuida (GD), basada en fuentes renovables cercanas a los puntos de consumo, surge como una solución para mejorar la eficiencia y reducir pérdidas energéticas. Sin embargo, su integración requiere metodologías que consideren restricciones operativas y condiciones locales. Este trabajo propone una metodología de optimización maestro-esclavo para la integración y operación de fuentes de GD en redes de distribución. En la etapa maestra, se emplean los algoritmos metaheurísticos PSO (Optimización por Enjambre de Partículas) y CSA (Algoritmo de Búsqueda de Cuervos) para determinar la ubicación y el perfil horario de inyección de potencia de los generadores, utilizando un sistema de prueba de 33 nodos. En la etapa esclava, se implementa el método de Aproximaciones Sucesivas (AS) para evaluar la función objetivo con enfoque técnico. La sintonización de los algoritmos se realizó utilizando PSO como sintonizador, con parámetros extraídos de literatura especializada. Los resultados muestran una reducción significativa de las pérdidas energéticas, con un ahorro de 1111,37 kW y una mejora del 33 %, siendo PSO el algoritmo que obtuvo los mejores desempeños. El estudio se validó con datos reales de demanda y condiciones meteorológicas de la ciudad de Medellín, evidenciando la eficacia de la metodología propuesta para mejorar la operación de los SEP con generación distribuida.

Palabras Clave: Técnicas metaheurísticas, algoritmo optimizador, inyección de potencia, pérdidas energéticas, generación distribuida.

Nomenclature

α_p	Coefficiente de temperatura de potencia	$q_{i,h}^{pv}$	Potencia reactiva inyectada por una fuente de generación distribuida conectada al nodo i durante el periodo h
Δh	Periodo en el que las variables eléctricas son constantes	$Q_i^{cs,max}$	Potencia reactiva máxima asignada al generador convencional ubicado en el nodo i
Φ_1	Componente cognitivo	$Q_i^{cs,min}$	Potencia reactiva mínima asignada al generador convencional ubicado en el nodo i
Φ_2	Componente Social	R	Resistencia
ε	Error mínimo deseado	T_h^t	Radiación solar en el panel en un periodo de tiempo h
$A.P$	Probabilidad de consciencia	$T_{i,h}^c$	Temperatura superficial del panel fotovoltaico implementado en el nodo i en un intervalo de tiempo h
C_h^{pv}	Curva de generación de la fuente renovable en el área de influencia	$T_i^{c,NOCT}$	Temperatura nominal de un generador en el nodo i en el instante que hay una exposición a la radiación
$f.l$	Tamaño de vuelo	$T_i^{c,STC}$	Temperatura sobre la superficie del panel para condiciones de prueba estándar
$F_{fitness}$	Función de aptitud que evalúa la calidad de una solución	t_{max}	Número máximo de iteraciones
G_h^T	Radiación solar en el panel en un periodo de tiempo h	V_{max}	Velocidad máxima
G_h^t	Radiación solar que puede recibir un panel en el intervalo de tiempo h	V_{min}	Velocidad mínima
$G_i^{T,STC}$	Radiación bajo condiciones de prueba estándar en el nodo i	X	Reactancia
I_h^a	Temperatura ambiente del sitio donde está instalado el panel en el intervalo de tiempo h	x_j	Cuervo perseguido
I_h^{max}	Corriente máxima permitida en cada línea	x_k	Cuervo perseguidor
I_{ij}^{max}	máximo valor de corriente admitido entre los nodos i y j	E_{loss}	Pérdidas de línea
I_{max}	Corriente máxima	H	Conjunto de todos los periodos de tiempo
$Iner_{max}$	Inercia máxima	I_l	Corriente a través de la línea l
$Iner_{min}$	Inercia mínima	L	Conjunto de todas las líneas del sistema
n_i^c	Eficiencia eléctrica del generador situado en el nodo i	N	Conjunto de todos los nodos del sistema
n_s	Número de individuos	S_d	Potencia demandada dentro del sistema
n_v	Número de variables	S_g	Potencia generada dentro del sistema
$P_{i,h}^{cs}$	Potencia activa inyectada por un generador convencional conectado al nodo i durante el periodo h	V_d	Voltaje demandado dentro del sistema
$P_{i,h}^d$	Potencia activa demandada en el nodo i durante el periodo h	V_g	Voltaje generado dentro del sistema
$P_{i,h}^{pv}$	Potencia activa inyectada por una fuente de generación distribuida conectada al nodo i durante el periodo h	V_h	voltaje en el nodo de demanda en el tiempo h
$P_i^{cs,max}$	Potencia activa máxima asignada al generador convencional ubicado en el nodo i	$\theta_{i,h}$	Ángulo del voltaje en el nodo i durante el periodo h
$P_i^{cs,min}$	Potencia activa mínima asignada al generador convencional ubicado en el nodo i	$\theta_{j,h}$	Ángulo del voltaje en el nodo j durante el periodo h
$P_i^{pv,max}$	Potencia máxima asignada a las fuentes de generación distribuida según las necesidades del sistema	φ_{ij}	Ángulo de la admitancia de la línea que interconecta los nodos i y j
$P_i^{pv,min}$	Potencia mínima asignada a las fuentes de generación distribuida según las necesidades del sistema	$I_{l,h}$	Corriente que fluye a través de la línea l durante el periodo h cuando las variables eléctricas son constantes
$q_{i,h}^{cs}$	Potencia reactiva inyectada por un generador convencional conectado al nodo i durante el periodo h	R_l	Resistencia de la línea l
$Q_{i,h}^d$	Potencia reactiva demandada en el nodo i durante el periodo h	S_{base}	Potencia base
		V_{base}	Voltaje base
		$V_{i,h}$	Voltaje en el nodo i durante el periodo h
		V_i^{max}	Voltajes máximos permitidos
		V_i^{min}	Voltajes mínimos permitidos
		$V_{j,h}$	Voltaje en el nodo j durante el periodo h
		Y_{dd}	Componentes de la matriz de admitancia del sistema que asocian demanda con demanda
		Y_{dg}	Componentes de la matriz de admitancia del sistema que asocian demanda con generación
		Y_{gd}	Componentes de la matriz de admitancia del sistema que asocian generación con demanda
		Y_{gg}	Componentes de la matriz de admitancia del sistema que asocian generación con generación

Y_{ij}	Admitancia de la línea que interconecta los nodos i y j
Z_{base}	Impedancia base
AG	Algoritmo Genético
AS	Aproximaciones sucesivas
ATLION	AntLion Optimizer
B/FS	Backward/Forward Sweep
CSA	Crow Search Algorithm
FLFBA	Fractional LévyFlight Bat Algorithm
GAMS	General Algebraic Modeling System
GAMS	Sistema General de Modelado Algebraico
GD	Generación Distribuida
GWO	Grey Wolf Optimizer
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
IGJO	Improved Golden Jackal Optimization
IIMFEP	Integrated Immune Moth Flame Evolutionary Programming
MMOD	Memory based new Multi-Objective Dragonfly
MOALO	Multi-Objective AntLion Optimizer
MOPSO	Multi Objective Particle Swarm Optimization
MPSO	Mixed Particle Swarm Optimization
MVO	Multi-Verse Optimizer
NSGA II	Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II
PSO	Particle Swarm Optimization
RDS	Reliability Data Set
SED	Sistema Eléctrico de Distribución
URDN	Unbalanced Radial Distribution Networks
WA-PSO	Weight Aggregated Particle Swarm Optimization
WFO	Water Flow Optimization

1. Introducción

En los últimos años, la demanda global de energía eléctrica ha aumentado significativamente debido a la creciente dependencia de este recurso. Como consecuencia, los sistemas eléctricos de potencia (SEP) tradicionales han demostrado ser menos eficientes y enfrentan importantes desafíos en los ámbitos ambiental, técnico y operativo [1]. La integración de fuentes de generación basadas en energías renovables, bajo un enfoque de generación distribuida (GD), ha surgido como una estrategia complementaria para los SEP, ya que permite satisfacer la demanda energética mediante la instalación de generadores más cerca del consumidor final. Esta solución ha contribuido a mejorar las condiciones económicas y ambientales del sistema. No obstante, desde una perspectiva técnica, la incorporación de estos recursos exige una evaluación rigurosa, pues una ubicación inadecuada de los generadores o una inyección desproporcionada de potencia pueden deteriorar las condiciones operativas de la red [2].

El SEP está conformado por las etapas de generación, transmisión y distribución (SED). La integración de fuentes de GD se lleva a cabo, principalmente, en la etapa de distribución, debido a su cercanía con el usuario final y al impacto directo

que puede tener sobre problemas típicos del SED, como las pérdidas de energía, la variabilidad en los perfiles de tensión y el elevado nivel de carga en las líneas, consecuencia de la diversidad de usuarios y sus respectivas condiciones operativas [3].

Para determinar la ubicación óptima de los generadores dentro de la microrred y la potencia que cada uno debe inyectar al sistema, se emplean algoritmos inteligentes orientados a la optimización de indicadores técnicos, económicos o ambientales de la red [4].

Diferentes autores de la literatura especializada han realizado aportes significativos desde el enfoque de la optimización para abordar los diversos problemas asociados con la integración de generación distribuida (GD) en los sistemas eléctricos actuales. En este contexto, es posible encontrar trabajos como el presentado en [5], donde se implementa el algoritmo de flujo de agua (WFO) para el dimensionamiento y la ubicación óptima de los sistemas de GD en la red eléctrica. Como evaluador del desempeño del sistema, se utilizó el método de flujo de carga de barrido iterativo. La metodología fue validada empleando los sistemas de prueba IEEE-33 e IEEE-69. Los resultados obtenidos fueron prometedores, superando en calidad a los generados por algoritmos como el de enjambre de partículas (PSO), la optimización de ballenas, el algoritmo genético y el algoritmo de optimización de lobo gris.

En la investigación reportada en [6], se implementó una versión multiobjetivo del algoritmo PSO con el objetivo de minimizar las pérdidas de energía y mejorar los perfiles de tensión en redes de distribución. Esta versión del PSO fue utilizada para determinar tanto la mejor ubicación como la potencia de inyección de los generadores. Los sistemas de prueba utilizados fueron IEEE-33 e IEEE-69. Los resultados evidenciaron mejoras en el rendimiento y la eficacia del sistema, demostrando además la superioridad del algoritmo frente a otras técnicas de optimización.

En el trabajo desarrollado en [7], se exploró la adaptación del sistema IEEE-30 estándar, reemplazando generadores térmicos por fuentes solares y eólicas mediante el uso del algoritmo Jaya Guiado por Memoria. La función objetivo consideró la minimización de los costos de operación, las emisiones de CO_2 , las pérdidas de potencia activa y la mejora de los perfiles de tensión. Asimismo, se empleó el sistema IEEE-57 para abordar escenarios a mayor escala. Los resultados mostraron que el algoritmo Jaya Guiado por Memoria es capaz de resolver eficazmente problemas multiobjetivo y no convexos, superando a otras técnicas en términos de optimización y viabilidad de las soluciones.

En [8], se analizó una red con GD ubicada en la provincia de Manabí (Ecuador), y se propuso una metodología basada en redes neuronales para identificar las zonas con mayores problemas de carga, pérdidas de energía y caídas de tensión, causadas por la longitud del alimentador. Se utilizó el software CYMDIST y un flujo de carga basado en el método de barrido iterativo para evaluar las condiciones operativas del sistema, permitiendo ubicar estratégicamente los nodos en los que se instalarían los generadores renovables. Los resultados mostraron una mejora en los perfiles de tensión y una reducción del 24,11 % en las pérdidas de potencia cuando el

sistema operaba a su máxima capacidad de inyección.

En [9], se propuso una metodología heurística para abordar el problema de operación de sistemas PV-STATCOM, con el objetivo de reducir las pérdidas de energía y los costos de compra de energía. La propuesta se estructuró mediante una arquitectura maestro-esclavo, en la que la etapa maestra empleó un algoritmo basado en el enjambre de salpas, mientras que la etapa esclava utilizó un flujo de carga fundamentado en el método de Aproximaciones Sucesivas (AS) para evaluar las soluciones propuestas. Las variables de decisión incluyeron la ubicación y la potencia inyectada por los generadores. La metodología fue validada en sistemas de 33 y 69 nodos, mostrando una reducción tanto en las pérdidas energéticas como en los costos de operación.

De manera complementaria, el trabajo presentado en [10] propuso una solución para la integración efectiva de generadores fotovoltaicos y compensadores estáticos distribuidos en el SED, mediante una arquitectura maestro-esclavo. La metodología combinó una versión continua-discreta del algoritmo Multi-Verse Optimizer (MVO) con un flujo de carga basado en el método de Aproximaciones Sucesivas. El estudio se aplicó sobre sistemas de 33 y 69 nodos, con una función objetivo enfocada en minimizar los costos de inversión, los costos operativos y las pérdidas de energía. Entre los principales hallazgos se destaca que el MVO logró una reducción significativa en los costos operativos, con baja variabilidad entre soluciones, lo que demuestra una alta repetibilidad y confiabilidad de los resultados.

En [11], los autores propusieron una metodología maestro-esclavo en donde en la etapa maestra se utilizan la versión multi-objetivo del algoritmo PSO, el algoritmo genético NSGA-II y el MOALO mientras que la etapa esclava en todo momento utiliza el flujo de carga de AS. Esto con el objetivo de hallar las mejores ubicaciones e inyecciones de potencia de las unidades de GD. Los sistemas de prueba utilizados fueron de 33 y 27 nodos para escenarios urbano y rural, respectivamente. La función objetivo se enfocó en optimizar aspectos técnicos y económicos. Los resultados evidenciaron que el NSGA-II logró mejores resultados, disminuyendo las pérdidas de energía en un 32.84 % y 42.41 % los costos operativos en el escenario urbano; para el escenario rural se tuvieron reducciones de un 21.87 % en pérdidas de energía y 43.36 % en costos operativos.

Acorde con la revisión del estado del arte, se evidencia que la integración de fuentes de GD contribuye al fortalecimiento de los sistemas eléctricos tradicionales. Sin embargo, es indispensable contar con estrategias adecuadas para la incorporación de estos dispositivos, dado que variables como la ubicación de los generadores y sus niveles de inyección de potencia determinan los impactos que estas fuentes pueden tener sobre el sistema de distribución (SED). Una ubicación o dimensionamiento inadecuado puede ocasionar la desestabilización o el mal funcionamiento del sistema, generando consecuencias como el aumento de las pérdidas de potencia, sobrecorrientes en las líneas, deficiente regulación del voltaje y desbalances en los flujos de potencia.

No obstante, se identifica una carencia en el análisis de las restricciones operativas propias de un SED real dentro del

contexto de integración de fuentes renovables de energía. Dicho análisis debe considerar condiciones variables de demanda y generación, características de la región en la que opera el sistema. En este sentido, el principal aporte de este trabajo consiste en el diseño de una estrategia que permita determinar la ubicación y los niveles de inyección de potencia más adecuados para las fuentes de GD, considerando de forma integral las restricciones operativas de estos sistemas bajo escenarios dinámicos de demanda y generación.

La Tabla 1 presenta un resumen de los principales trabajos encontrados en la literatura especializada.

1.1. Contribuciones y alcance

Este trabajo presenta una serie de contribuciones relevantes en el contexto de la integración de GD en SED, destacándose los siguientes aspectos:

- **Metodología maestro-esclavo:** Se propuso una estrategia de optimización que combina PSO y CSA en la etapa maestra, junto con un flujo de carga basado en Aproximaciones Sucesivas en la etapa esclava, para resolver simultáneamente la ubicación y el dimensionamiento de GD bajo restricciones operativas reales.
- **Validación realista:** La estrategia fue evaluada en un sistema de 33 nodos ajustado a condiciones representativas de Medellín, considerando perfiles horarios de demanda y generación fotovoltaica.
- **Evaluación de desempeño:** Se demostró la capacidad de los algoritmos para mejorar indicadores técnicos, económicos y ambientales del sistema, con reducciones de pérdidas, corrientes, costos operativos y emisiones superiores al 30 %.
- **Análisis estadístico de resultados:** Se realizaron análisis estadísticos sobre las soluciones obtenidas, permitiendo identificar la repetibilidad, estabilidad y presencia de valores atípicos en el comportamiento de los algoritmos bajo múltiples ejecuciones.
- **Base para estudios futuros:** La metodología propuesta es escalable a escenarios con incertidumbre y mayor diversidad tecnológica en sistemas de generación distribuida.

2. Formulación matemática para la integración de GD en el sistema eléctrico de distribución

Con el fin de modelar matemáticamente el problema de integración de GD fotovoltaica en sistemas eléctricos de distribución, con el objetivo de mejorar las condiciones técnicas de la red, se plantea el modelo matemático descrito mediante el conjunto de ecuaciones (1)–(8), el cual ha sido adaptado de [17].

2.1. Planteamiento de la función objetivo

Dado el enfoque del presente trabajo, la función objetivo se orienta hacia la mejora de los aspectos técnicos del sistema,

Tabla 1: Resumen estado del arte

Referencias	Función objetivo	Técnica utilizada	Variable de decisión	Sistema de prueba
[6]	Técnica	MPSO	Ubicación y dimensionamiento	IEEE-33 y 69
[7]	Técnica, económica y ambiental	Jaya Guiado por Memoria	Reemplazo de generadores térmicos	IEEE-30 y 57
[8]	Técnica	Backward/Forward Sweep	Ubicación	Redes neuronales artificiales
[5]	Técnica y económica	WFO	Ubicación y dimensionamiento	IEEE-33 y 69
[9]	Técnica y económica	Enjambre de salpas y AS	Ubicación y dimensionamiento	IEEE-33 y 69
[10]	Económica	MVO y AS	Ubicación y dimensionamiento	IEEE-33 y 69
[12]	Técnica y económica	WA-PSO	Ubicación y dimensionamiento	URDN de 19, 34 y 123
[13]	Técnica	IIMFEP	Ubicación y dimensionamiento	RDS de 69 y 118 buses
[14]	Técnica	IGJO	Ubicación y dimensionamiento	IEEE-118-bus
[15]	Técnica	Derivación de factor de sensibilidad	Ubicación y dimensionamiento	Red de distribución de 33, 69 y 118 buses
[16]	Técnica y económica	MMOD	Ubicación y dimensionamiento	IEEE-30 y 69
[17]	Técnica, económica y ambiental	ATLION	Dimensionamiento	Sistema de prueba de 27 y 33 nodos
[11]	Técnica y económica	MOPSO, NSGA-II y MOALO	Ubicación y dimensionamiento	Sistema de prueba de 27 y 33 nodos
[18]	Técnica	FLFBA	Ubicación y SFTCA	Sistema estándar IEEE-33
[19]	Técnica, económica y ambiental	PSO y técnica difusa	Ubicación y dimensionamiento	Sistema de red de 33 buses

considerando que el fortalecimiento de las condiciones operativas contribuye a la reducción de las pérdidas de energía, lo que a su vez impacta positivamente el funcionamiento del SED.

El énfasis en los aspectos técnicos resulta fundamental, ya que su optimización no solo mejora la estabilidad y eficiencia del sistema, sino que también puede generar beneficios indirectos en ámbitos económicos y ambientales. Dentro de los indicadores técnicos, uno de los más representativos corresponde a las pérdidas de energía ($\min E_{\text{loss}}$), dado que su disminución repercute directamente en la operación global del sistema. La Ecuación (1) expresa la función objetivo formulada para minimizar las pérdidas de energía en la red.

$$\min E_{\text{loss}} = \sum_{i \in H} \sum_{l \in L} R_l I_l^2 \Delta h. \quad (1)$$

donde R_l representa la resistencia de la línea l , I_l la magnitud de la corriente que circula por dicha línea. El término Δh hace referencia al intervalo de tiempo durante el cual se asume que las variables eléctricas permanecen constantes. Es importante destacar que el conjunto L abarca todas las líneas del sistema, mientras que H incluye todos los periodos de tiempo considerados en el análisis.

2.2. Conjunto de restricciones

Las restricciones técnicas del sistema son fundamentales para garantizar condiciones operativas adecuadas. Si bien estas restricciones pueden variar según las características y necesidades específicas de cada sistema, existen lineamientos generales aplicables a cualquier SED, ya que establecen límites y condiciones que permiten realizar un análisis operativo confiable y seguro.

A continuación, se presenta el conjunto de restricciones técnicas consideradas para la operación de un SED bajo un enfoque de integración de GD.

2.2.1. Balances de potencia activa y reactiva en los nodos

Estas ecuaciones permiten representar matemáticamente el equilibrio entre la potencia activa y reactiva generada por

los generadores convencionales, las fuentes de generación distribuida y la potencia demandada por las cargas en cada nodo del sistema.

Es fundamental tener en cuenta que la potencia activa generada por las fuentes distribuidas depende de la curva de generación establecida para cada área, la cual está determinada por el tipo de recurso renovable utilizado y las condiciones ambientales específicas del lugar, ya que el contexto operativo de los generadores puede variar significativamente según su ubicación.

Además, para un análisis preciso, se deben considerar tanto la magnitud como el ángulo de la tensión en cada nodo durante cada periodo de estudio, así como la magnitud y el ángulo de la admitancia de las líneas que conectan los distintos nodos del sistema.

Las Ecuaciones (2) y (3) describen los balances de potencia activa y reactiva, respectivamente.

$$P_{i,h}^{fc} + P_i^{pv} C_h^{pv} - P_{i,h}^d = V_{i,h} \sum_{j \in N} V_{j,h} Y_{ij} \cos(\theta_{i,h} - \theta_{j,h} - \varphi_{ij}), \quad (2)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \forall i \in h \\ \forall h \in H \end{array} \right\}.$$

$$Q_{i,h}^{fc} + q_i^{pv} C_h^{pv} - Q_{i,h}^d = V_{i,h} \sum_{j \in N} V_{j,h} Y_{ij} \sin(\theta_{i,h} - \theta_{j,h} - \varphi_{ij}), \quad (3)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \forall i \in h \\ \forall h \in H \end{array} \right\}.$$

donde $P_{i,h}^{fc}$ representa la potencia activa generada por las fuentes convencionales conectadas al nodo i durante el periodo de tiempo h , y $Q_{i,h}^{fc}$ la correspondiente potencia reactiva. La demanda de potencia activa en el nodo i durante el mismo periodo se denota como $P_{i,h}^d$, mientras que la demanda de potencia reactiva se expresa como $Q_{i,h}^d$.

La potencia activa inyectada en el nodo i por fuentes renovables se representa mediante P_i^{pv} , y la curva de generación asociada a la zona de influencia del generador distribuido se indica como C_h^{pv} .

Los términos $V_{i,h}$ y $V_{j,h}$ corresponden a la magnitud de la tensión en los nodos i y j , respectivamente, durante el periodo

h , mientras que $\theta_{i,h}$ y $\theta_{j,h}$ representan los ángulos de fase correspondientes. Por su parte, Y_{ij} y ϑ_{ij} indican la magnitud y el ángulo de la admitancia de la línea que conecta los nodos i y j .

2.2.2. Límites de potencia activa y reactiva en los generadores convencionales

Los límites de potencia activa y reactiva están estrechamente vinculados con las características constructivas de los generadores convencionales y se establecen de acuerdo con los requerimientos del sistema. Las restricciones de desigualdad (4) y (5) establecen los límites operativos tanto para la potencia activa como reactiva.

$$P_i^{(fc,min.)} \leq P_{i,h}^{fc} \leq P_i^{(fc,max.)}, \quad \left\{ \begin{array}{l} \forall i \in N \\ \forall h \in H \end{array} \right\}. \quad (4)$$

$$Q_i^{(fc,min.)} \leq Q_{i,h}^{fc} \leq Q_i^{(fc,max.)}, \quad \left\{ \begin{array}{l} \forall i \in N \\ \forall h \in H \end{array} \right\}. \quad (5)$$

En el cual $P_{i,h}^{fc}$ representa la potencia activa, y $Q_{i,h}^{fc}$ la potencia reactiva, comprada o inyectada durante un intervalo de tiempo h por un generador convencional ubicado en el nodo i .

Los límites de potencia activa, mínima y máxima, asociados a dicho generador se denotan como $P_i^{fc,min.}$ y $P_i^{fc,max.}$, respectivamente. De manera análoga, los límites de potencia reactiva se expresan como $Q_i^{fc,min.}$ y $Q_i^{fc,max.}$.

2.2.3. Límites de potencia activa de las fuentes de GD fotovoltaicas

En este trabajo se considera la inyección de potencia activa a la red de distribución por parte de los GD, para lo cual se plantean las siguientes restricciones de desigualdad.

$$P_i^{(pv,min.)} \leq P_{i,h}^{pv} \leq P_i^{(pv,max.)}, \quad \left\{ \begin{array}{l} \forall i \in N \\ \forall h \in H \end{array} \right\}. \quad (6)$$

En el cual $P_i^{pv,min.}$ y $P_i^{pv,max.}$ denotan los límites mínimos y máximos asociados a los valores nominales de los GD.

2.2.4. Límites de voltaje en los nodos

Los niveles de tensión permitidos, tanto mínimos como máximos, dependen del contexto normativo de cada país, zona o región, ya que la regulación puede variar significativamente. Para el caso colombiano, se adopta lo establecido por el Instituto Colombiano de Normas Técnicas y Certificación (ICONTEC), el cual define que, para sistemas con tensiones entre 1 kV y 62 kV, los niveles de voltaje deben mantenerse dentro de un rango del 5 % por encima y del 10 % por debajo del valor nominal.

La desigualdad (7) representa formalmente los límites de voltaje permitidos en cada nodo del sistema.

$$V_i^{min.} \leq V_{i,h} \leq V_i^{max.}, \quad \left\{ \begin{array}{l} \forall i \in N \\ \forall h \in H \end{array} \right\}. \quad (7)$$

En la cual $V_{i,h}$ representa la magnitud del voltaje en el nodo i durante el intervalo de tiempo h . Además, $V_i^{min.}$ y $V_i^{max.}$ corresponden a los límites de tensión mínima y máxima permitidos, respectivamente.

2.2.5. Límite de corriente en los conductores

El límite de corriente en los conductores es un aspecto fundamental en la planificación de la integración de GD, ya que permite garantizar la operación segura del sistema y evitar sobrecargas que puedan afectar la infraestructura eléctrica.

Para ello, se establece la siguiente desigualdad, la cual restringe la magnitud de la corriente que puede circular por cada línea del sistema.

$$I_{l,h} \leq I_l^{max.}, \quad \left\{ \begin{array}{l} \forall l \in L \\ \forall h \in H \end{array} \right\}. \quad (8)$$

donde $I_{l,h}$ denota la corriente que circula por la línea l durante el intervalo de tiempo h , en el cual se asume que las variables eléctricas permanecen constantes. Por su parte, $I_l^{max.}$ representa la corriente máxima que cada línea puede soportar.

El valor de corriente máxima fue determinado a partir de la demanda máxima de potencia en cada nodo, utilizando como referencia el sistema de prueba de 33 nodos y las curvas de demanda correspondientes a la ciudad de Medellín. Posteriormente, se realizó una verificación con la normativa colombiana vigente, con el fin de ajustar los valores máximos de flujo de corriente según las capacidades de conductores comerciales. Para este análisis se consideró una temperatura de operación de 60 °C.

3. Metodología

En este artículo se propone una metodología maestro-esclavo para abordar el problema de integración de GD fotovoltaica en sistemas eléctricos de distribución. Para ello, en primera instancia, se requiere codificar el problema de integración de GD de manera que sea posible generar una configuración de inyección de potencia activa por parte de cada fuente de GD (etapa maestra).

Dicha configuración es posteriormente evaluada en la etapa esclava, con el propósito de verificar el cumplimiento de las restricciones establecidas en el modelo matemático y, simultáneamente, minimizar el valor de la función objetivo planteada. En este punto, resulta imprescindible definir una función de adaptación que permita evaluar y ajustar las soluciones propuestas por los algoritmos de optimización utilizados en la etapa maestra, dado que es posible que algunas soluciones generadas no sean factibles, al encontrarse fuera de los rangos operativos permitidos.

3.1. Función de adaptación

La función de adaptación propuesta en este trabajo se encarga de penalizar la función objetivo ante eventuales violaciones a los límites de tensión en los nodos o a las magnitudes de corriente en las líneas del sistema bajo estudio. Este mecanismo permite que los algoritmos de optimización implementados en la etapa maestra puedan explorar distintas regiones del espacio de búsqueda y evitar caer en óptimos locales.

La Ecuación (9) representa la función de adaptación utilizada:

$$F_{\text{fitness}} = E_{\text{loss}} + \beta \left\{ \begin{array}{l} -\min\{0, V_h - V_i^{\min}\}, \\ +\max\{0, I_{(ij)h} - I_{ij}^{\max}\}, \end{array} \right\} \quad (9)$$

donde V_h representa los voltajes en los nodos de demanda durante cada intervalo de tiempo h , mientras que $I_{(ij)h}$ corresponde a la magnitud del flujo de corriente entre los nodos i y j en dicho intervalo. $V_i^{\min}$ indica el voltaje mínimo permitido en el nodo i , y $I_{ij}^{\max}$ representa el valor máximo de corriente admitido entre los nodos i y j .

El término E_{loss} corresponde al valor de la función objetivo asociada a las pérdidas de energía en el sistema, y β es un factor de penalización que pondera la severidad de las violaciones a las restricciones operativas. En este estudio, el valor de $\beta = 100$ fue seleccionado de manera heurística con base en pruebas exploratorias, con el fin de asegurar una penalización suficientemente significativa que mantenga las soluciones dentro del rango factible sin afectar la capacidad del algoritmo para explorar el espacio de búsqueda. Se observó que este valor permite un balance adecuado entre convergencia y calidad de solución durante la ejecución de ambos algoritmos.

3.2. Codificación del problema

La codificación empleada corresponde a un objeto con atributos de tipo mixto, es decir, que incluye variables tanto enteras como continuas.

El primer atributo representa el número del generador y tiene una dimensión de $[1 \times 3]$, dado que se consideran únicamente tres generadores fotovoltaicos a integrar en el SED. El segundo atributo corresponde al número de la hora y tiene un tamaño de $[1 \times 13]$, lo cual refleja la franja horaria en la que es posible aprovechar el recurso solar en la ciudad de Medellín (de 6:00 a.m. a 7:00 p.m.). Esta limitación horaria responde a la naturaleza del recurso fotovoltaico, que solo puede inyectar potencia al sistema dentro de este intervalo. Ambos atributos son de tipo entero.

El tercer atributo, de tipo continuo y con dimensión $[1 \times 39]$, representa los niveles de inyección de potencia activa, asociados a cada combinación generador-hora. Esta dimensión se justifica considerando que cada uno de los tres generadores puede inyectar potencia durante 13 horas al día, lo que resulta en 39 valores horarios de inyección en total.

Esta estructura permite representar adecuadamente el comportamiento horario de la generación fotovoltaica distribuida,

en función de la disponibilidad del recurso solar y la demanda energética del sistema, facilitando así una comprensión integral del problema y la formulación de estrategias efectivas para impactar positivamente la operación de la red.

La Figura 1 muestra gráficamente la codificación empleada.

Se representan los números de generadores, el periodo en horas y la correspondiente inyección de potencia. En la primera fila se encuentran los identificadores de los generadores instalados; en la segunda fila, los periodos horarios considerados; y en la tercera fila, la potencia inyectada por cada generador hora a hora.

Esta codificación permite visualizar de manera clara la cantidad de energía inyectada en cada intervalo de tiempo por cada generador, lo que facilita el análisis del comportamiento horario de la generación fotovoltaica distribuida en el sistema.

Posterior a la codificación del problema, es necesario seleccionar un escenario de prueba que permita implementar el modelo matemático propuesto, considerando las restricciones operativas bajo condiciones reales de operación del sistema.

3.3. Etapa esclava

En el presente trabajo, se seleccionó como evaluador el método de flujo de carga, el cual es descrito en detalle en el estudio realizado por Montoya [20]. La representación matemática del SED puede resumirse en dos ecuaciones fundamentales, que expresan el balance entre la potencia demandada y la potencia generada en el sistema.

Estas ecuaciones surgen del análisis de las interacciones entre los componentes del sistema, considerando cómo se relacionan la generación y la demanda en cada nodo. Dichas relaciones se encuentran formalizadas en las Ecuaciones (10) y (11), según lo planteado en [21].

$$\overline{S_g} = \text{Diag}(\overline{V_g}) (Y_{gg} V_g + Y_{gd} V_d). \quad (10)$$

$$-\overline{S_d} = \text{Diag}(\overline{V_d}) (Y_{dg} V_g + Y_{dd} V_d). \quad (11)$$

En las ecuaciones, la potencia generada se denota por S_g , mientras que la potencia demandada se representa como S_d . Los términos V_g y V_d corresponden a los voltajes en los nodos de generación y demanda, respectivamente. La matriz de admitancias está compuesta por los términos Y_{gg} , Y_{gd} , Y_{dg} y Y_{dd} , los cuales representan las relaciones entre nodos de generación con generación, generación con demanda, demanda con generación y demanda con demanda, respectivamente.

La Ecuación (10) es de naturaleza lineal, lo que facilita su resolución. En contraste, la Ecuación (11) presenta mayor complejidad debido a la presencia de términos reales e imaginarios y relaciones no lineales, especialmente porque los voltajes en los nodos de demanda no se conocen a priori.

En la literatura especializada se han desarrollado diversos métodos para calcular el flujo de carga en cada nodo, los

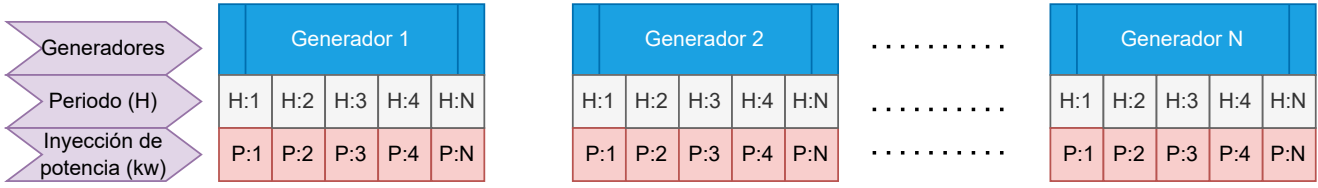


Figura 1: Codificación propuesta para representar la inyección de potencia y periodo en horas en las fuentes de GD.

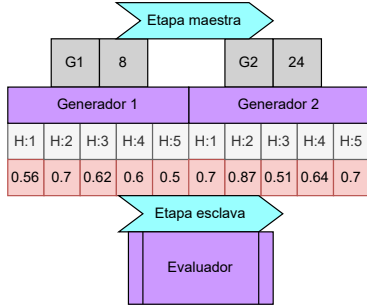


Figura 2: Implementación de la metodología maestro-esclavo.

cuales se apoyan en herramientas computacionales. Estos métodos suelen compararse entre sí con el objetivo de optimizar aspectos relevantes del SED, tales como los tiempos de procesamiento, la consistencia de los resultados y la convergencia de las soluciones obtenidas [22].

En este trabajo, se utilizó el método de Aproximaciones Sucesivas para la resolución del flujo de carga, debido a su buen desempeño en términos de convergencia y repetibilidad. Además, se destaca por ofrecer resultados de alta calidad en tiempos de procesamiento reducidos. Este método es aplicable tanto a sistemas con topología radial como mallada [20].

3.3.1. Método de Aproximaciones Sucesivas (AS) aplicado al flujo de carga

El método de AS se basa en una variación del método numérico clásico de Gauss-Seidel y alcanza la convergencia mediante iteraciones sucesivas hasta cumplir con un criterio de error predefinido. Entre sus principales ventajas se destaca la capacidad de trabajar directamente con variables complejas, lo que elimina la necesidad de transformar las ecuaciones a coordenadas polares.

Esta característica, junto con el hecho de que no requiere el uso de derivadas, reduce significativamente los tiempos de procesamiento y el consumo de recursos computacionales en comparación con otros métodos más complejos. Por ejemplo, a diferencia de técnicas como Newton-Raphson o Levenberg-Marquardt, el método AS suele requerir menos iteraciones para alcanzar la convergencia, lo que lo convierte en una alternativa más eficiente en términos de rapidez y simplicidad [20].

La Ecuación (11) está formulada en variables complejas y debe

ser reescrita en función de la variable de interés, en este caso V_d . A partir de esta reformulación, se obtiene una ecuación recursiva que aprovecha ciertas propiedades de la matriz de admitancias Y_{bus} , permitiendo resolver iterativamente el flujo de carga en los nodos de demanda.

$$V_d = -Y_{dd}^{-1} \left(\text{Diag}^{-1}(\overline{V}_d) S_d + V_{dg} V_g \right). \quad (12)$$

Dado que la ecuación es no lineal, es necesario aplicar un proceso iterativo sobre la variable V_d , denotada como V_d^{l+1} en la iteración $l + 1$. Para iniciar este proceso, es indispensable definir un valor inicial para V_d , comúnmente denotado como V_d^i . Este valor inicial suele establecerse como $1 \angle 0^\circ$ p.u., lo que permite evaluar la ecuación en la primera iteración y comenzar el proceso de actualización sucesiva de los voltajes en los nodos de demanda.

$$V_d^{l+1} = -Y_{dd}^{-1} \left(\text{Diag}^{-1}(\overline{V}_d^i) S_d + V_{dg} V_g \right). \quad (13)$$

Una vez obtenida una solución en cada iteración, esta se utiliza como punto de partida para la siguiente, repitiendo el proceso hasta alcanzar un error mínimo ϵ que garantice la convergencia de la solución.

En el presente trabajo, se adopta un criterio de convergencia basado en un error mínimo de 1×10^{-10} , tal como se establece en la desigualdad (14) [1]. Esta condición asegura una alta precisión en los resultados obtenidos a través del método de Aproximaciones Sucesivas.

$$\|V_d^{l+1} - V_d\| \leq \epsilon. \quad (14)$$

Después de desarrollar el método para la resolución del flujo de carga, se implementó el algoritmo correspondiente para evaluar los distintos escenarios planteados, iniciando con un periodo de análisis de una sola hora (ver algoritmo 1).

3.3.2. Construcción del algoritmo para dar solución al flujo de carga a través del método de AS en hora única

Para implementar el algoritmo de solución del flujo de carga mediante el método de Aproximaciones Sucesivas (AS), es indispensable contar con los valores base de potencia (S_{base}) y voltaje (V_{base}), los cuales permiten calcular la impedancia base (Z_{base}). Asimismo, es necesario disponer de las características eléctricas de las líneas, como su resistencia (R) e impedancia (Z), así como la configuración de interconexión de los nodos, para estructurar correctamente la red de distribución.

Algoritmo 1 Algoritmo de flujo de carga mediante el método de Aproximaciones Sucesivas (hora única)

```

1: Inicio
2: Cargar los datos generales del sistema:  $S_{base}, V_{base}$ 
3: Calcular la impedancia base:  $Z_{base}$ 
4: Cargar la información de las líneas: nodos de conexión,  $R, X$ 
5: Cargar la información de los nodos: tipo,  $V, P, Q$ 
6: Convertir todos los datos a valores en por unidad (pu)
7: Construir la matriz de admitancia:  $Y_{bus}$ 
8: Extraer subcomponentes:  $Y_{gg}, Y_{gd}, Y_{dg}, Y_{dd}$ 
9: Definir el valor inicial:  $V_d^0 \leftarrow 1\angle 0^\circ$  (en pu)
10: Establecer el número máximo de iteraciones:  $t_{max}$ 
11: Definir el error de convergencia:  $\varepsilon$ 
12: for  $t = 0$  hasta  $t_{max}$  do
13:   Calcular  $V_d^{t+1}$ :

$$V_d^{t+1} = -Y_{dd}^{-1} \left( \text{Diag}^{-1}(V_d^t) S_d + Y_{dg} V_g \right)$$

14:   Evaluar el criterio de convergencia:

$$\max \left( \|V_d^{t+1} - V_d^t\| \right) \leq \varepsilon$$

15:   if criterio se cumple then
16:     Reportar  $V_d$ 
17:     Salir del ciclo
18:   else
19:     Actualizar:  $V_d^t \leftarrow V_d^{t+1}$ 
20:   end if
21: end for
22: Fin

```

Adicionalmente, se requiere la información del voltaje inicial (V_o), la potencia activa (P) y reactiva (Q) de cada nodo, y el tipo de nodo (generación o demanda). Todos estos datos fueron provistos por el sistema de prueba utilizado. El Algoritmo 1.1 describe paso a paso el procedimiento seguido para obtener la solución del flujo de potencia en un único intervalo horario.

La evaluación del flujo de carga en hora única se realiza utilizando los valores nominales de potencia activa y reactiva, representando un instante específico en la operación del SED. Al ejecutar el Algoritmo 1.1, fue posible obtener los valores de magnitud y ángulo del voltaje en cada nodo de demanda. Además, se calcularon los voltajes en las líneas empleando la matriz de incidencia, y, a partir de estos, junto con la matriz de impedancia primitiva, se determinaron las corrientes que circulan por cada línea del sistema de prueba de 33 nodos.

Conocer el valor de estas corrientes es fundamental para establecer las restricciones operativas asociadas al flujo máximo de corriente permitido en cada tramo de la red eléctrica.

3.3.3. Construcción del algoritmo para dar solución al flujo de carga a través del método de AS en un periodo de 24 horas

La elaboración del algoritmo para un periodo de 24 horas se basa en los fundamentos establecidos en el Algoritmo 1.1, correspondiente al caso de hora única, y requiere además el uso de la curva de demanda (CD) del sistema. Esta curva proporciona los valores de potencia activa y reactiva que

el sistema demanda en intervalos horarios, permitiendo representar dinámicamente el comportamiento del SED a lo largo del día.

El algoritmo puede implementarse de forma secuencial (hora por hora) o matricial (procesando múltiples horas simultáneamente). En este trabajo, se optó por la implementación matricial, ya que reduce significativamente los tiempos de procesamiento en comparación con el enfoque secuencial. Por esta razón, el algoritmo matricial fue adoptado como evaluador principal para la estrategia de ubicación e inyección de potencia de las fuentes de GD.

Una vez implementado el evaluador para el periodo de 24 horas, se incorporó también el aporte energético que entregaría cada fuente de GD en cada intervalo de tiempo, ajustándose así a las condiciones reales de operación del sistema.

3.3.4. Aporte de las fuentes de GD al flujo de carga

En el presente trabajo, se considera que las fuentes de GD solo inyectan potencia activa. Esta decisión se justifica en que, a nivel residencial, los usuarios comúnmente son facturados únicamente por la potencia activa consumida. No obstante, en caso de ser necesario, es posible implementar la inyección de potencia reactiva mediante sistemas de conversión, lo cual podría generar beneficios adicionales para la red de distribución [23].

En el contexto del método de AS para el cálculo del flujo de carga, las cargas en los nodos de demanda se modelan como valores positivos dentro de las ecuaciones iterativas. Este enfoque facilita la formulación de un modelo matemático que relacione los voltajes nodales con las admitancias y las potencias del sistema.

Dado que las cargas aparecen como términos positivos en las ecuaciones, las inyecciones de potencia activa por parte de las fuentes de GD deben ingresarse como valores negativos. Esto se debe a que la generación de potencia actúa en sentido contrario a la demanda, afectando el balance nodal de potencia en dirección opuesta. La Ecuación (15) refleja esta relación, mostrando simultáneamente el efecto positivo de las cargas S_d y el aporte negativo de las fuentes distribuidas S_{dg} .

$$V_d^{t+1} = -Y_{dd}^{-1} \left(\text{Diag}^{-1}(\overline{V_d^t}) \cdot (\overline{S_d} - \overline{S_{dg}}) + V_{dg} \cdot V_g \right) \quad (15)$$

Es importante resaltar que los periodos de evaluación del consumo de potencia y de la inyección proveniente de las fuentes de GD deben ser equivalentes, de modo que exista correspondencia temporal entre la demanda del sistema y la generación distribuida.

Una vez establecido el modelo matemático, resulta imprescindible definir la función de adaptación, la cual permite evaluar y ajustar las soluciones proporcionadas por los algoritmos de optimización. Esto se debe a que no todas las soluciones generadas son necesariamente factibles, ya que pueden estar fuera de los rangos operativos permitidos. Por

tanto, la función de adaptación cumple un papel fundamental al penalizar las violaciones a las restricciones del sistema, guiando así la búsqueda hacia soluciones viables dentro del espacio factible.

3.4. Selección del escenario de implementación

Para el presente trabajo se seleccionó la ciudad de Medellín como escenario de implementación de la generación distribuida (GD). Esta elección se fundamenta en que Medellín es una de las ciudades más importantes y pobladas de Colombia, con una alta concentración de actividades económicas y comerciales. Además, se trata de una región ubicada en un país con un comportamiento energético caracterizado por su estabilidad a lo largo del año, dado que los hábitos de consumo no están fuertemente influenciados por estaciones climáticas marcadas. Estas condiciones convierten a Medellín en un caso representativo y adecuado para analizar estrategias de integración energética [1].

Para llevar a cabo el análisis, se implementó un sistema de prueba que simula las condiciones de carga dentro de un entorno energético urbano representativo de la ciudad.

3.4.1. Sistema de prueba de 33 nodos

En este trabajo se utilizó un sistema de prueba de 33 nodos, ampliamente empleado en la literatura especializada, dada su capacidad para representar adecuadamente redes de distribución radiales y su conveniencia para estudios de integración de GD. El sistema está compuesto por 33 nodos, de los cuales uno corresponde al nodo de generación (nodo *slack*) y los 32 restantes son nodos de demanda [24].

Adicionalmente, se incorporó una curva de generación correspondiente a un escenario urbano, así como los valores de impedancia por línea y una curva de potencial de generación para fuentes fotovoltaicas. Estos datos hacen referencia a condiciones reales de la ciudad de Medellín y fueron tomados de [17].

La Figura 3 muestra la topología del sistema de prueba de 33 nodos implementado para la región bajo estudio.

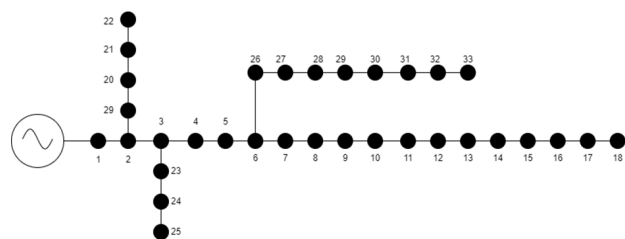


Figura 3: Sistema de prueba de 33 nodos.

3.4.2. Selección de los generadores

La selección del número de generadores fotovoltaicos a integrar se basó en el análisis desarrollado por [25], en el cual se evidenció que, una vez instalados tres generadores,

las mejoras adicionales —tanto en términos técnicos como económicos— dejan de ser significativas.

Aunque el enfoque del presente trabajo se centra en aspectos técnicos, el estudio de Montoya *et al.* aporta una perspectiva costo-beneficio que respalda esta decisión. En particular, se concluye que, a partir del tercer generador, el impacto sobre indicadores técnicos como la reducción de pérdidas de energía o la mejora en los perfiles de tensión es marginal. Esta conclusión también se encuentra respaldada gráficamente en la Figura 4.

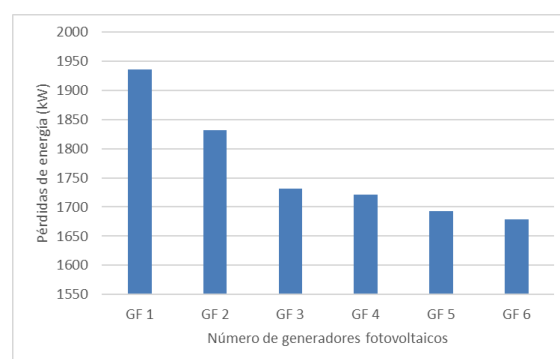


Figura 4: Disminución de pérdidas de energía según la cantidad de generadores.

Al implementar los tres primeros generadores fotovoltaicos, se evidencian mejoras significativas en el desempeño técnico del sistema. Sin embargo, a partir del cuarto generador, la diferencia en los resultados se vuelve marginal, lo que sugiere que no es necesario instalar más de tres unidades. Incluso, si se realizara un análisis desde el punto de vista económico, la instalación de un número mayor de generadores podría resultar contraproducente debido a la baja relación costo-beneficio.

Es importante destacar que la potencia nominal de cada generador considerado en este estudio es de 2400 kW. Este valor fue adoptado teniendo en cuenta que diversas investigaciones previas sobre integración de fuentes de GD también han utilizado este nivel de potencia para sus análisis, como es el caso de [26] y [27].

Una vez definido el escenario de implementación, resulta indispensable conocer las curvas de demanda y de generación de la región bajo estudio, ya que estas proporcionan información crítica para el planteamiento de estrategias de integración. Asimismo, permiten obtener una visión integral sobre las condiciones operativas del sistema.

3.5. Creación de curvas de potencial de generación y de demanda energética

Para el desarrollo de este trabajo se consideró la generación de energía eléctrica a partir de fuentes renovables, específicamente energía solar. Este tipo de generación depende directamente de variables climáticas propias de cada región, como la radiación solar y la temperatura ambiente. En este

caso, la región estudiada es la ciudad de Medellín. Los datos climáticos fueron obtenidos de la base de datos de la NASA (National Aeronautics and Space Administration), la cual proporciona estimaciones horarias de estas variables.

Esta información es esencial para construir las curvas de potencial de generación de los sistemas fotovoltaicos. En particular, se utilizó el modelo propuesto en [28], el cual permite calcular la potencia generada por cada panel solar. El primer paso consiste en estimar la temperatura de la superficie del panel, para lo cual se emplea la Ecuación (16), considerando la temperatura ambiente, la radiación solar incidente y los parámetros específicos del panel presentados en la Tabla 2.

$$T_{i,h}^c = T_h^a + G_h^T \left(\frac{T_i^{c,NOCT} - T_i^{a,NOCT}}{G_i^{T,NOCT}} \right) \left(1 - \frac{n_i^c}{t\alpha} \right) \quad (16)$$

Tabla 2: Valores de las variables y sus unidades

Variable	Valor	Unidad
$P_{i,h}^{pv}$	1	W
f_{pv}	0.95	-
$G_i^{T,STC}$	1000	W/m ²
α_p	-0.0045	1/°C
$T_i^{c,STC}$	25	°C
$T_i^{c,NOCT}$	46	°C
$G_i^{T,NOCT}$	800	W/m ²
$T_i^{a,NOCT}$	20	°C
n_i^c	0.141	-
$t\alpha$	0.9	-

En la Ecuación (16), $T_{i,h}^c$ representa la temperatura superficial del panel fotovoltaico instalado en el nodo i durante el intervalo de tiempo h . La temperatura ambiente correspondiente a ese periodo se denota como T_h^a , mientras que G_h^T es la radiación solar incidente sobre el panel en el mismo intervalo de tiempo.

El parámetro $T_i^{c,NOCT}$ corresponde a la temperatura nominal de operación del panel en condiciones de prueba estándar, las cuales incluyen una radiación $G_i^{T,NOCT}$ y una temperatura ambiente $T_i^{a,NOCT}$.

Además, n_i^c denota la eficiencia eléctrica del panel fotovoltaico en el nodo i , t es la transmitancia solar del módulo, y α representa el coeficiente de absorción solar del generador.

Una vez determinado el valor de la temperatura superficial del panel $T_{i,h}^c$, se procede al cálculo de la potencia generada por el sistema fotovoltaico instalado en el nodo i durante el intervalo de tiempo h , mediante la Ecuación (17), que permite obtener $P_{i,h}^{pv}$ la potencia activa producida.

$$P_{i,h}^{pv} = P_i^{pv} f_{pv} \left(\frac{G_h^T}{G_i^{T,STC}} \right) \left[1 + \alpha_p (T_{i,h}^c - T_i^{c,STC}) \right]. \quad (17)$$

En la Ecuación (17), el factor de reducción asociado a posibles pérdidas de potencia por efectos externos al panel fotovoltaico se representa como f_{pv} . La radiación solar disponible durante el intervalo de tiempo h se denota como G_h^T , mientras que

$G_i^{T,STC}$ corresponde a la radiación bajo condiciones estándar de prueba (STC) en el nodo i .

El parámetro α_p representa el coeficiente de temperatura de potencia, que cuantifica la sensibilidad de la salida del panel frente a variaciones térmicas. Asimismo, $T_{i,h}^c$ indica la temperatura superficial del panel en el nodo i durante el intervalo h , y $T_i^{c,STC}$ es la temperatura de superficie bajo condiciones estándar de prueba.

El potencial de generación se evaluó bajo un escenario diario dividido en intervalos horarios, permitiendo analizar la variabilidad de la producción fotovoltaica a lo largo del día.

Por otra parte, los datos para la construcción de la curva de potencia demandada fueron obtenidos de Empresas Públicas de Medellín (EPM) y corresponden al año 2019. El análisis se realizó sobre un perfil diario de 24 horas, representativo del comportamiento energético urbano típico de la ciudad.

Teniendo en cuenta el modelo matemático, la codificación del problema, el escenario de implementación, el evaluador y las curvas de generación y demanda, se hace necesario emplear una estrategia de optimización que permita integrar de forma inteligente las fuentes de GD en el SED. Esta estrategia debe orientarse a minimizar las pérdidas técnicas del sistema, considerando al mismo tiempo las restricciones operativas inherentes a su estructura y funcionamiento.

3.6. Estrategia propuesta para la integración de fuentes de GD en sistemas eléctricos de distribución

En el presente trabajo se propone una metodología de tipo maestro-esclavo, la cual resulta adecuada dada la naturaleza mixta de las variables involucradas en el problema de ubicación y dimensionamiento de generadores distribuidos. Cada una de las etapas de la estrategia se encarga de una función específica dentro del esquema de solución del problema planteado.

3.6.1. Metodología maestro-esclavo

La etapa maestra, mediante el uso de técnicas de optimización, tiene como propósito seleccionar los nodos óptimos para la instalación de los generadores, así como determinar la potencia que cada uno debe inyectar hora a hora, con el objetivo de mejorar el desempeño técnico del sistema.

Una vez definida la configuración propuesta, esta es transferida a la etapa esclava, que actúa como evaluador mediante la ejecución de un análisis de flujo de carga utilizando el método de AS. A partir de esta evaluación, se calcula el valor de la función objetivo, la cual, en este estudio, se enfoca en aspectos técnicos como la reducción de pérdidas energéticas.

El resultado obtenido en la etapa esclava es devuelto a la etapa maestra, la cual ajusta iterativamente las variables de ubicación y dimensionamiento de las fuentes de GD hasta encontrar una solución óptima dentro del espacio de búsqueda definido.

En este trabajo, la etapa maestra fue implementada empleando dos algoritmos de optimización: el algoritmo de optimización por enjambre de partículas (PSO, por sus siglas en inglés) y el algoritmo de búsqueda de cuervos (CSA, por sus siglas en inglés), permitiendo comparar el rendimiento de ambos enfoques frente al problema abordado.

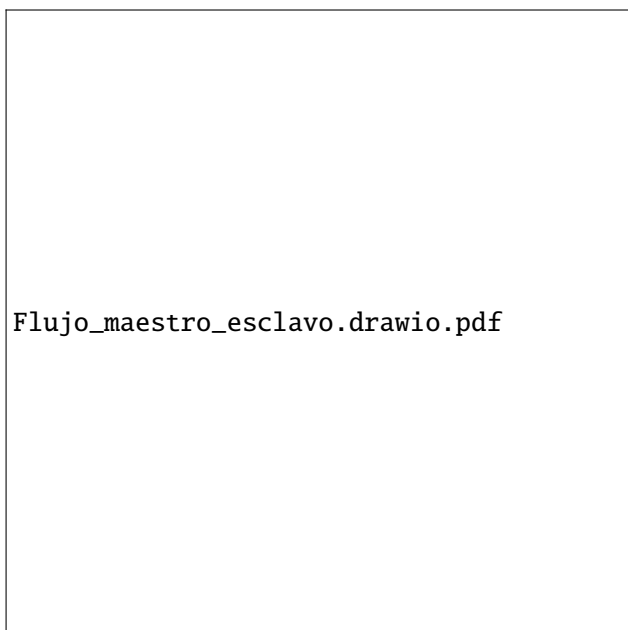


Figura 5: Diagrama de flujo de la metodología maestro-esclavo.

3.6.2. Técnicas de optimización empleadas en la metodología

Para abordar el problema de ubicación y dimensionamiento de fuentes de GD, es posible emplear diversas técnicas de optimización, cada una con características particulares que determinan su eficiencia y capacidad de exploración del espacio de búsqueda.

En este estudio se utilizaron dos técnicas metaheurísticas ampliamente reconocidas: PSO y CSA. Ambas fueron implementadas en la etapa maestra de la metodología maestro-esclavo, con el fin de comparar su desempeño frente al problema propuesto y evaluar su capacidad para encontrar soluciones óptimas bajo las restricciones técnicas del sistema eléctrico de distribución.

3.6.3. Algoritmo de optimización por enjambre de partículas (PSO)

La técnica de optimización PSO es una metaheurística reportada inicialmente en 1995 por Kennedy y Eberhart [29]. Está inspirada en el comportamiento colectivo de aves y peces, particularmente en su capacidad de coordinación para localizar fuentes de alimento de alta calidad.

PSO combina dos componentes principales: el componente cognitivo, que representa la experiencia individual de cada

partícula, y el componente social, que refleja el aprendizaje colectivo del enjambre. Las partículas se desplazan dentro del espacio de búsqueda influenciadas tanto por su mejor posición histórica como por la mejor posición alcanzada por el grupo.

El algoritmo comienza generando una población inicial de partículas, cada una de las cuales representa una solución potencial del problema. Cada partícula evalúa su posición mediante una función de adaptación y almacena la mejor solución individual y global encontrada hasta el momento. A lo largo de las iteraciones, las partículas actualizan su velocidad y posición teniendo en cuenta estas referencias, junto con factores aleatorios que favorecen la exploración y ayudan a evitar la convergencia prematura a óptimos locales.

Los principales parámetros utilizados en la implementación del PSO son: el número máximo de iteraciones ($t_{\max}$), el número de partículas o individuos (n_s), el número de variables de decisión (n_v), la inercia máxima ($\text{Iner}_{\max}$) y mínima ($\text{Iner}_{\min}$), los coeficientes de los componentes cognitivo (Φ_1) y social (Φ_2), así como los límites de velocidad mínima ($V_{\min}$) y máxima ($V_{\max}$) para el desplazamiento de cada partícula.

3.6.4. Algoritmo de Búsqueda de Cuervos (CSA)

El algoritmo CSA (*Crow Search Algorithm*) fue propuesto en 2016 por Askarzadeh [30]. Esta técnica de optimización se inspira en el comportamiento social de los cuervos al esconder y proteger sus reservas de alimento.

El algoritmo comienza con una población de cuervos n_s , un número máximo de iteraciones $t_{\max}$, y un número de variables n_v . Se definen además el tamaño del vuelo ($f.l$) y la probabilidad de consciencia ($A.P$), ajustados según el problema.

En la iteración inicial ($t = 0$), se genera una matriz de tamaño $n_s \times n_v$, donde cada fila representa un individuo y cada columna una variable de decisión.

El algoritmo se basa en dos supuestos: (1) si el cuervo x_j no es consciente de que lo siguen, el cuervo x_k puede acceder a su escondite; (2) si x_j es consciente, cambia de dirección hacia una ubicación aleatoria. El proceso continúa hasta alcanzar $t_{\max}$, utilizado como criterio de parada.

Después de tener los algoritmos optimizadores, es necesario conocer de qué forma estas técnicas interactúan en conjunto con el flujo de carga dentro de la metodología maestro-esclavo, para llevar a cabo la búsqueda de resultados.

3.6.5. Configuración Maestro (PSO) – Esclavo (AS)

En la metodología propuesta, la etapa maestra puede ser ejecutada por cualquiera de las dos técnicas de optimización consideradas, PSO o CSA, de forma independiente. En este caso particular, se emplea PSO como algoritmo maestro, con el objetivo de determinar tanto la ubicación óptima de los nodos para la instalación de las unidades de GD como la

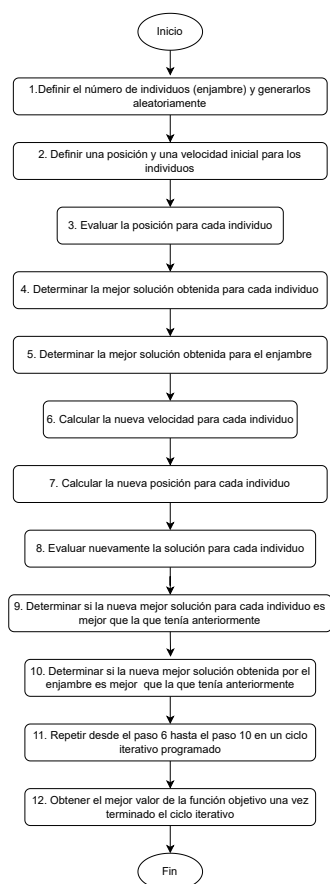


Figura 6: Diagrama de flujo del algoritmo PSO.

cantidad de potencia que cada generador debe inyectar al sistema en cada intervalo de tiempo.

Una vez generada una solución por el algoritmo maestro, esta es evaluada por la etapa esclava, la cual resuelve el flujo de carga utilizando AS. A partir de esta evaluación, se determina el valor de la función objetivo, que en este trabajo se enfoca en aspectos técnicos, como la minimización de pérdidas energéticas. Esta estructura maestro-esclavo permite iterar sobre múltiples soluciones hasta encontrar aquella que ofrece el mejor desempeño técnico bajo las restricciones definidas.

Una vez definidos los algoritmos implementados y establecida la metodología maestro-esclavo, es imperativo identificar los parámetros utilizados en cada una de las técnicas de optimización. La adecuada configuración de estos parámetros influye directamente en el desempeño y la eficiencia de los algoritmos, por lo que su selección debe responder a criterios

Flujo_CSA.drawio.pdf

Figura 7: Diagrama de flujo del algoritmo CSA.

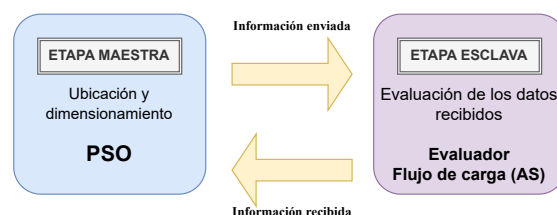


Figura 8: Metodología maestro-esclavo implementando CSA en la etapa maestra.

técnicos y a la naturaleza del problema abordado.

3.6.6. Configuración Maestro (CSA) – Esclavo (AS)

De manera análoga a la configuración maestro-esclavo basada en PSO, también se implementó una variante en la que CSA actúa como algoritmo maestro. En esta configuración, el evaluador continúa siendo el mismo (AS), encargado de resolver el flujo de carga y calcular el valor de la función objetivo.

La diferencia principal radica en la naturaleza del algoritmo que genera las soluciones: en este caso, CSA es responsable de determinar las ubicaciones óptimas de las unidades de GD y las inyecciones horarias de potencia. A partir de estas soluciones, la metodología maestro-esclavo sigue el mismo esquema iterativo para evaluar y ajustar las configuraciones hasta alcanzar la solución óptima.

Una vez planteados los algoritmos implementados y la metodología propuesta, es imperativo establecer con claridad los parámetros utilizados en cada una de las técnicas de opti-

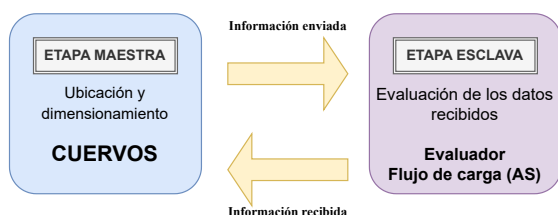


Figura 9: Metodología maestro-esclavo implementando PSO en la etapa maestra.

mización. La configuración adecuada de estos parámetros es fundamental para garantizar un comportamiento eficiente del algoritmo, permitiendo un equilibrio adecuado entre la exploración del espacio de búsqueda y la explotación de las soluciones prometedoras.

3.6.7. Sintonización de la etapa maestra

Los algoritmos CSA y PSO fueron empleados en la etapa maestra con el objetivo de identificar la mejor solución en términos de la inyección de potencia de los generadores distribuidos, así como su ubicación óptima dentro del sistema. Para ajustar los parámetros de ambos algoritmos, se utilizó el propio PSO como sintonizador, dada su capacidad de exploración y efectividad comprobada en problemas de optimización paramétrica.

Este proceso de sintonización permitió establecer los rangos adecuados para los parámetros de cada técnica, con el fin de maximizar su desempeño y asegurar una convergencia eficiente. En el caso de CSA, los parámetros sintonizados fueron: número de individuos, tamaño de vuelo, coeficiente de consciencia y número máximo de iteraciones. Para PSO, se ajustaron los siguientes parámetros: número de iteraciones, número de partículas, valor de inercia máxima, valor de inercia mínima, coeficiente social y coeficiente cognitivo.

Sintonizador

Para la sintonización de los parámetros de ambos algoritmos, se implementó PSO como herramienta de búsqueda metaheurística, haciendo uso de configuraciones previamente validadas en la literatura especializada, las cuales han demostrado un rendimiento satisfactorio. Gracias a su eficacia, PSO resulta funcional para la identificación de configuraciones óptimas en algoritmos de optimización, lo que garantiza un mejor ajuste en su aplicación al problema de integración de GD.

Luego de aplicar la metodología descrita, se obtuvieron los valores óptimos de los parámetros, los cuales permitieron evaluar la eficacia de cada algoritmo con relación a los objetivos planteados. A continuación, se presentan los resultados obtenidos, que constituyen la base para el análisis y discusión del desempeño de las estrategias propuestas.

4. Resultados y discusión

En esta sección se presentan los resultados obtenidos a partir del desarrollo metodológico propuesto, destacando los aspectos más relevantes del estudio, su impacto técnico y su contribución al conocimiento en el área de integración de GD en sistemas eléctricos de distribución.

4.1. Adquisición de datos y creación de curvas de potencial de los paneles fotovoltaicos

La necesidad de caracterizar adecuadamente las condiciones climáticas de la región de estudio hace imprescindible la recopilación de datos que inciden directamente en el análisis del sistema. Con el fin de obtener resultados representativos, se tomaron como referencia los datos de radiación solar y temperatura promedio de la ciudad de Medellín, lo cual permitió calcular el potencial de generación horaria asociado a los paneles fotovoltaicos para un día característico.

La Tabla 3 presenta la información recopilada, incluyendo la curva de generación estimada a partir de las Ecuaciones (16) y (17), en conjunto con los valores de radiación solar y temperatura promedio correspondientes a cada hora del día.

La primera columna muestra las 24 horas de un día típico. En la segunda columna se reporta la radiación solar incidente para cada intervalo horario, observándose que solo se registra generación entre las 7:00 y las 19:00 horas. La tercera columna presenta la temperatura promedio por hora, y la cuarta columna corresponde a la curva de generación eléctrica, la cual sigue el patrón horario de la radiación solar.

Los datos presentados en la Tabla 3 se visualizan gráficamente en las Figuras 10, 11 y 12, correspondientes a un día característico de 24 horas. Estas figuras permiten apreciar el comportamiento de las variables de interés para la ciudad de Medellín: radiación solar, temperatura promedio y generación fotovoltaica.

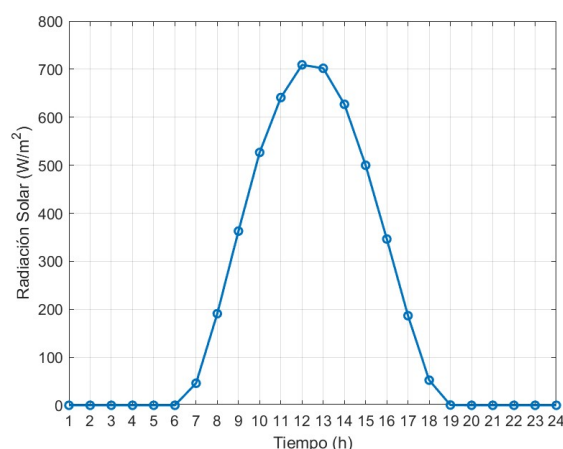


Figura 10: Curva de radiación solar para un día característico en la ciudad de Medellín.

Las Figuras 10 y 11 muestran que los valores máximos de

Tabla 3: Curvas de radiación solar, temperatura promedio y generación fotovoltaica para la ciudad de Medellín

Hora	Radiación solar (GT) (W/m ²)	Temperatura promedio (°C)	Curva de generación (%)
1	0.0000	16.1413	0.0000
2	0.0000	15.9064	0.0000
3	0.0000	15.6813	0.0000
4	0.0000	15.4602	0.0000
5	0.0000	15.2755	0.0000
6	0.0000	15.1033	0.0000
7	46.0243	15.1572	4.5410
8	190.8356	16.1564	18.4240
9	362.8375	17.4387	34.1000
10	526.6465	18.8731	48.1610
11	640.9906	20.2744	57.3750
12	709.0531	21.3634	62.5720
13	701.8637	21.9872	61.8090
14	626.8269	22.1211	55.7160
15	499.8607	21.8307	45.2360
16	346.2658	21.2035	32.0520
17	186.6667	20.3867	17.6930
18	52.3340	19.3595	5.0660
19	0.5099	18.3226	0.0500
20	0.0000	17.7241	0.0000
21	0.0000	17.2959	0.0000
22	0.0000	16.9615	0.0000
23	0.0000	16.6740	0.0000
24	0.0000	16.4055	0.0000

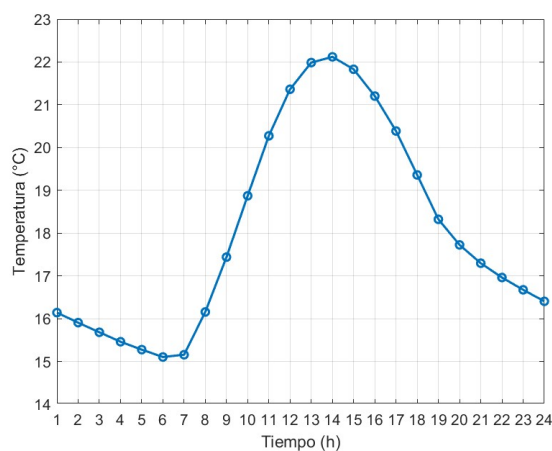


Figura 11: Temperatura promedio para un día característico en la ciudad de Medellín.

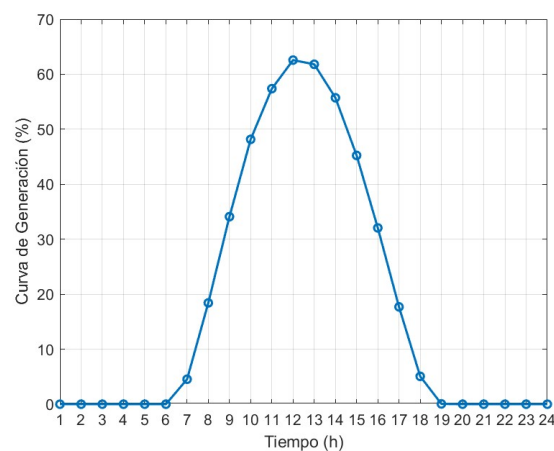


Figura 12: Curva de generación fotovoltaica para un día característico en la ciudad de Medellín.

radiación y temperatura se presentan entre las horas 12:00 y 14:00. Este intervalo representa el periodo con mayor potencial para la generación de energía eléctrica, favoreciendo la inyección de potencia a la red. Sin embargo, debe tenerse en cuenta que el algoritmo de optimización limita el aprovechamiento total de este potencial, con el fin de gestionar de manera inteligente y controlada la inyección de energía al sistema.

Al comparar las curvas anteriores, es evidente que la generación fotovoltaica no depende directamente de la temperatura ambiente, sino de la radiación solar. Como puede observarse en la Figura 12, el pico máximo de generación ocurre entre las horas 12:00 y 13:00, coincidiendo con el máximo de radiación solar. Este comportamiento valida el modelo utilizado

y permite establecer un perfil horario de generación acorde con las condiciones climáticas reales.

Una vez definido el potencial de generación, el siguiente paso consiste en caracterizar el consumo energético de la región bajo estudio.

4.2. Adquisición de datos y creación de curvas de demanda energética de las regiones bajo análisis

Es fundamental conocer el comportamiento horario de la demanda energética durante un día característico en la región bajo estudio, con el fin de establecer un punto de referencia que permita evaluar el impacto de las estrategias de mejora

propuestas en este trabajo de investigación. Al considerar la potencia demandada, se logra una representación más fiel de las condiciones reales del sistema. Los datos utilizados se presentan en la Tabla 4.

Tabla 4: Potencia demandada y comportamiento horario del sistema.

Hora	Potencia demandada (kW)	Comportamiento (p.u.)
1	1012 876.20	0.6551
2	974 315.40	0.6302
3	951 768.01	0.6156
4	952 169.92	0.6158
5	996 601.97	0.6446
6	1080 667.80	0.6989
7	1135 234.91	0.7342
8	1226 850.93	0.7935
9	1303 895.33	0.8433
10	1354 781.01	0.8762
11	1417 860.03	0.9170
12	1462 589.11	0.9460
13	1459 381.62	0.9439
14	1439 889.28	0.9313
15	1430 823.70	0.9254
16	1426 481.64	0.9226
17	1404 019.24	0.9081
18	1373 896.43	0.8886
19	1463 002.74	0.9462
20	1478 398.44	0.9562
21	1415 579.31	0.9156
22	1310 824.08	0.8478
23	1187 930.28	0.7683
24	1086 900.38	0.7030

Por otra parte, la Figura 13 muestra el comportamiento de la demanda energética expresado en por unidad (p.u.) para un periodo de 24 horas.

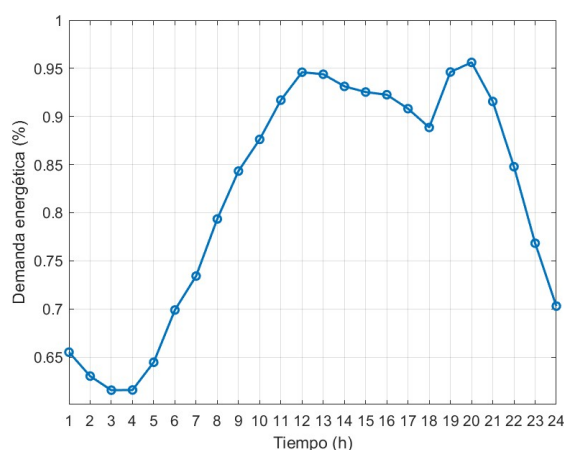


Figura 13: Curva de demanda de potencia en un periodo de 24 horas para un día característico.

Una vez caracterizados tanto el comportamiento de la demanda energética como el potencial de generación para la ciudad de Medellín, se procedió con la formulación del modelo matemático correspondiente a la problemática planteada para la integración de generación distribuida (GD). Para establecer ciertos parámetros del conjunto de restricciones, fue

necesario realizar una evaluación del flujo de carga durante un periodo de una hora de operación.

4.3. Evaluación de condiciones operativas del flujo de carga en una hora específica para establecer los límites de corriente en las líneas

En esta etapa se consideran las restricciones operativas del sistema eléctrico, específicamente las capacidades máximas de corriente que pueden soportar las líneas. Estas restricciones son fundamentales para ser incorporadas dentro del modelo matemático propuesto. Para ello, se evaluó el flujo de carga hora a hora en el escenario correspondiente a la ciudad de Medellín, utilizando un sistema de prueba de 33 nodos e integrando la curva de demanda característica de dicha región.

A partir de esta evaluación, se determinaron las corrientes que circulan por cada línea del sistema, y se establecieron los límites máximos de corriente conforme a lo estipulado en la normativa colombiana vigente para la selección de conductores eléctricos, específicamente la NTC 2050 (Tabla 310-16). Con esta información, se calculó el porcentaje de carga de cada línea, considerando la relación entre la corriente máxima obtenida en el caso base y la corriente máxima permitida.

En la Tabla 5 se presentan los valores de corriente máxima observada en el caso base, la corriente máxima definida como límite y el porcentaje de carga para cada una de las líneas del sistema evaluado.

Posterior a conocer las condiciones operativas del sistema, es fundamental considerar las configuraciones de los algoritmos que conformaron la etapa maestra de la metodología propuesta. Esto se debe a que los resultados obtenidos están directamente influenciados por la configuración de los parámetros de dichos algoritmos. Para determinar los valores óptimos de estos parámetros, se implementó un proceso de sintonización que permitió maximizar el desempeño de cada técnica de optimización empleada.

4.3.1. Sintonización de la etapa maestra

En el contexto del presente trabajo, se emplearon dos algoritmos de optimización en la etapa maestra: PSO y CSA. Para cada uno de ellos se realizó un proceso de sintonización con el objetivo de identificar los valores óptimos de sus respectivos parámetros, dado que estos influyen significativamente en el desempeño de los algoritmos.

La sintonización se llevó a cabo utilizando el algoritmo PSO como herramienta de ajuste, basándose en configuraciones reportadas en la literatura especializada que han demostrado un rendimiento eficiente en estudios previos, como los presentados en [1] y [31]. En la Tabla 6 se presentan los valores de los parámetros utilizados en el proceso de sintonización.

Tabla 5: Corriente máxima observada, corriente máxima permitida y porcentaje de carga por línea para un sistema de prueba de 33 nodos

Línea	Corriente máxima observada (A)	Corriente máxima permitida (A)	Porcentaje de carga (%)
1	365	385	94.8707
2	325	355	91.5525
3	234	240	97.5310
4	222	240	92.6673
5	217	240	90.4163
6	102	110	92.6928
7	83	85	97.9919
8	64	70	91.9340
9	59	70	84.2793
10	54	55	97.4724
11	49	55	89.1040
12	43	55	78.2784
13	37	40	92.6696
14	25	25	99.3163
15	20	20	98.1002
16	14	20	70.5794
17	9	20	43.0388
18	31	40	78.3208
19	24	25	94.0855
20	16	20	78.4315
21	8	20	39.2284
22	84	85	98.7976
23	76	85	89.0441
24	38	40	94.7713
25	113	125	90.5724
26	108	110	98.4111
27	103	110	93.9307
28	99	110	89.7412
29	88	95	92.2449
30	40	55	73.5456
31	26	30	87.3635
32	6	20	31.0782

Con los valores definidos en la Tabla 6 e implementados en el algoritmo PSO, fue posible determinar los parámetros óptimos tanto para el propio PSO como para el CSA, utilizados en la etapa maestra de la metodología propuesta.

4.4. Evaluación del flujo de carga de 24 horas para el caso base de la ciudad de Medellín

Estos datos corresponden al flujo de carga antes de la implementación de los sistemas de generación distribuida (GD). Sirven como base de comparación para evidenciar las mejoras alcanzadas mediante los algoritmos de optimización propuestos (CSA y PSO). Los indicadores evaluados incluyen las corrientes máximas por línea, los voltajes máximos y mínimos en los nodos del sistema, y el valor de la función objetivo con enfoque técnico. Estos resultados se presentan en la Tabla 7.

Una vez caracterizado el sistema en ausencia de fuentes GD, se procede a analizar los resultados obtenidos tras implementar la metodología maestro-esclavo.

4.5. Implementación de la metodología maestro-esclavo para la región bajo análisis

En la ciudad de Medellín se implementó la metodología maestro-esclavo empleando los algoritmos PSO y CSA en la etapa maestra, y el método de Aproximaciones Sucesivas

(AS) en la etapa esclava. En ambos casos, la etapa esclava fue mantenida constante para garantizar condiciones equitativas de evaluación.

4.5.1. Configuración maestro (PSO) y esclavo (AS)

La etapa esclava, al estar compuesta por un método determinístico, no requiere ajustes de parámetros. Esta etapa incorpora las restricciones operativas propias del sistema de distribución bajo análisis. Por tanto, la configuración se centra en los parámetros del algoritmo PSO empleado como etapa maestra, los cuales se muestran en la Tabla 8.

A partir de esta configuración, y considerando las condiciones impuestas por la etapa esclava, se obtuvieron los resultados presentados en la Tabla 9, donde se muestran los valores mínimos alcanzados para la función objetivo técnica, así como sus estadísticas asociadas.

En este caso, se evidencia una disminución cercana al 33 % en las pérdidas de energía, como resultado de la implementación de la metodología basada en los resultados proporcionados por el algoritmo PSO. Esto representa un ahorro energético de 1111,37 kW, lo que demuestra numéricamente la eficacia del enfoque adoptado. En cuanto a la ubicación de los generadores, el algoritmo identificó como óptimos los nodos 14, 24 y 30 del sistema de prueba de 33 nodos, representado gráficamente en la Figura 14.

Tabla 6: Valores de los parámetros utilizados en el sintonizador

Parámetro	Número de individuos	Número máximo de iteraciones	Inercia mínima	Inercia máxima	Coefficiente cognitivo	Coefficiente social
Valor	30	100	0.001	0.7	1.494	1.494

Tabla 7: Datos de voltajes y pérdidas de energía sin la implementación de GD

Corriente máxima por línea (% / Línea)	Voltaje máximo (p.u.) / Nodo	Voltaje mínimo (p.u.) / Nodo	Pérdidas de energía (kW)
94.4924 / 14 / 20	0.9982 / 2 / 3	0.9083 / 18 / 20	3379.066

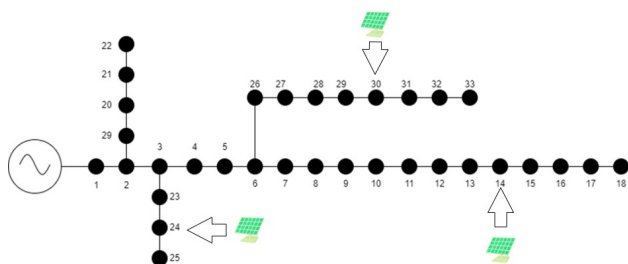


Figura 14: Ubicación de las unidades de GD seleccionadas por la etapa maestra basada en PSO.

Gracias a la naturaleza de la codificación del algoritmo, fue posible identificar de manera simultánea tanto las ubicaciones óptimas como las inyecciones horarias de potencia para los tres generadores. Estos dos elementos son fundamentales para lograr un impacto significativo en el desempeño del SED.

La Figura 15 y la Figura 16 muestran el comportamiento horario de la inyección de potencia por parte de los generadores, bajo la configuración proporcionada por el PSO. Ambas representaciones, en vista 2D y 3D respectivamente, permiten una mejor comprensión visual del desempeño dinámico de las fuentes de GD a lo largo del día.

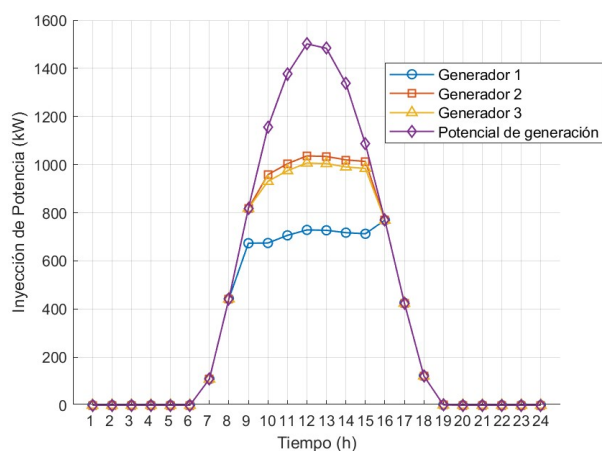


Figura 15: Inyección horaria de potencia de los tres generadores y potencial de generación solar (vista 2D).

■ Impacto operativo:

Uno de los factores técnico-operativos más relevantes

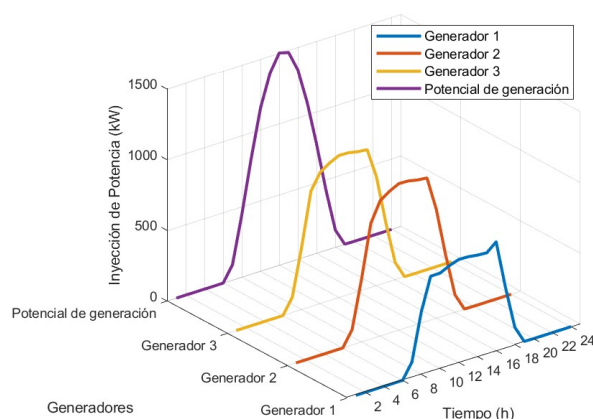


Figura 16: Inyección horaria de potencia de los tres generadores y potencial de generación solar (vista 3D).

es la magnitud de la corriente que puede circular por los conductores, dado que estos poseen limitaciones físicas y térmicas establecidas por su diseño y por la normativa vigente. Por esta razón, es fundamental garantizar que la corriente no sobrepase estos niveles. En este contexto, la Figura 17 muestra el comportamiento de la línea más exigida del sistema —la línea 1 del sistema de 33 nodos— antes y después de la implementación del algoritmo PSO.

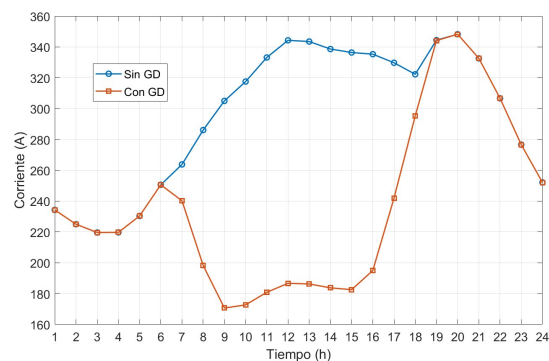


Figura 17: Comportamiento de la corriente en la línea 1 del sistema de prueba de 33 nodos, antes y después de aplicar PSO.

Además del análisis gráfico, en la Tabla 10 se deta-

Tabla 8: Valores de los parámetros para el algoritmo PSO

Parámetro	Núm. de individuos	Núm. máx. de iteraciones	Inercia mínima	Inercia máxima	Coefficiente cognitivo	Coefficiente social
Valor	351	654	0.3281	0.7198	1.2724	1.8374

Tabla 9: Resultados estadísticos para la configuración maestro-esclavo, utilizando PSO como etapa maestra

Tiempo promedio de solución (s)	Desviación estándar	FO caso base (kW)	FO con GD (kW)	Reducción (%)	Ubicación de generadores	Varianza
195.7726	0.5098	3379.066	2267.7167	32.8898	14, 24, 30	135.0857

llos valores de corriente registrados en la línea 1 durante el periodo en que los generadores inyectan potencia (de la hora 7 a la 19), permitiendo evidenciar la reducción alcanzada en cada intervalo.

Tabla 10: Corriente en la línea 1 durante el periodo de inyección de potencia.

Hora	Corriente en caso base (A)	Corriente con GD (A)	Reducción de corriente (%)
7	263.7954	240.1919	8.95
8	286.1042	198.2084	30.72
9	304.9992	170.6370	44.05
10	317.5478	172.6669	45.62
11	333.1813	180.8572	45.72
12	344.3201	186.6734	45.78
13	343.5199	186.2561	45.78
14	338.6616	183.7208	45.75
15	336.4050	182.5421	45.74
16	335.3248	194.9799	41.85
17	329.7435	242.0009	26.61
18	322.2762	295.2990	8.37
19	344.4234	344.1481	0.08

Adicionalmente, el voltaje es otro parámetro clave dentro de las condiciones operativas, ya que debe mantenerse dentro de los límites técnicos permitidos para garantizar la calidad del servicio. En este análisis, se estudió el comportamiento del nodo con mayor voltaje y del nodo con menor voltaje. En particular, el mayor voltaje se registró en el nodo 2 a la hora 3 en el caso base y a la hora 10 tras la implementación de GD, tal como se muestra en la Figura 18.

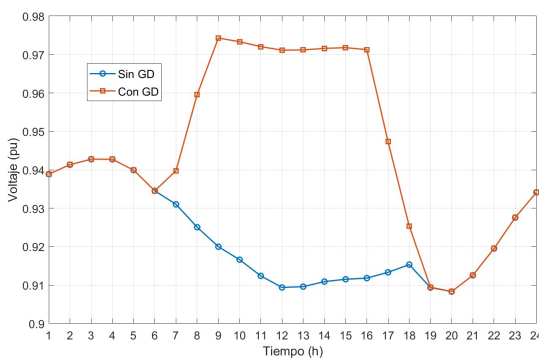


Figura 18: Comportamiento del voltaje en el nodo 2 del sistema de 33 nodos.

Por otra parte, la menor tensión se presentó en el nodo 18 a la hora 20, tanto en el caso base como con GD, debido a que en dicho intervalo no se dispone de generación solar, lo que impide una mejora mediante las unidades de generación distribuida.

4.5.2. Configuración maestro (CSA) y esclavo (AS)

En esta etapa se utilizó el algoritmo CSA, con sus respectivos parámetros ya establecidos durante el proceso de sintonización. Para la etapa esclava se implementó el método AS.

Como se mencionó anteriormente, la etapa esclava no presentó variaciones, ya que no posee parámetros configurables que permitan mejorar o alterar sus resultados. Por esta razón, solo se consideran los cambios realizados en la etapa maestra. Los parámetros utilizados se presentan en la Tabla 12.

La implementación del algoritmo metaheurístico CSA evidencia una disminución en las pérdidas de energía. A partir de los resultados obtenidos, se presenta la siguiente información.

En la gráfica se observan los distintos valores hallados mediante la metodología maestro-esclavo, utilizando el algoritmo CSA como etapa maestra.

En la Tabla 13 se presentan los mejores valores alcanzados para la función objetivo con enfoque técnico.

Nótese que las reducciones de pérdidas se estiman en 1107,773 kW, lo cual evidencia resultados significativos. Adicionalmente, se destaca la mejora en el tiempo promedio de solución, que resulta considerablemente menor en comparación con el algoritmo PSO, probablemente debido a que el CSA cuenta con menos parámetros configurables.

Al igual que en el caso anterior, las inyecciones de potencia y las ubicaciones de los generadores fueron definidas conjuntamente en la etapa maestra. Los nodos en los que se lograron las mayores disminuciones en las pérdidas fueron los nodos 13, 24 y 30, como se muestra en la Figura 19.

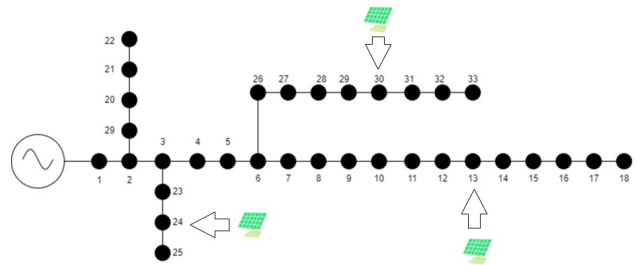


Figura 19: GD en los nodos seleccionados por la etapa maestra.

Posterior a la determinación de las ubicaciones dentro del sistema de prueba de 33 nodos, se obtuvieron también los

Tabla 11: Comparación de condiciones operativas: corriente y voltajes extremos del sistema

Método	I máx. (%) / Línea / Hora	V máx. (pu) / Nodo / Hora	V mín. (pu) / Nodo / Hora
Caso base	94.4924 / 14 / 20	0.9989 / 2 / 3	0.9083 / 18 / 20
PSO (Función técnica)	94.4924 / 14 / 20	0.9989 / 2 / 10	0.9083 / 18 / 20

Tabla 12: Valores de los parámetros para el algoritmo CSA

Parámetro	Número de individuos	Número de iteraciones máxima	Tamaño de vuelo	Probabilidad de consciencia
Valor	12	30000	3.6645	0.08

resultados correspondientes a la inyección de potencia suministrada por cada generador.

Además de las ubicaciones, la etapa maestra definió las inyecciones de potencia hora a hora, lo cual permite evidenciar el comportamiento de cada generador durante un día característico, como se muestra en las Figuras 20 y 21.

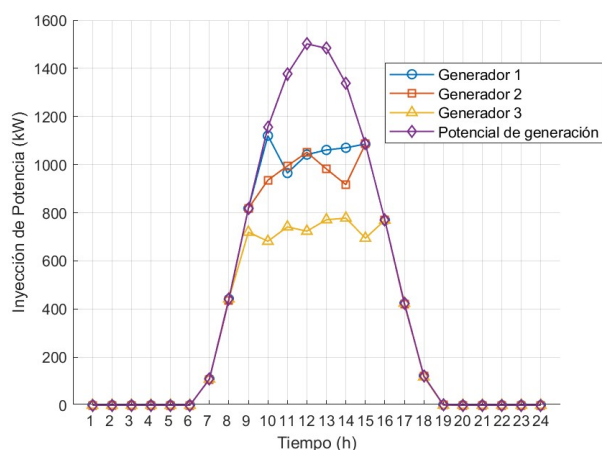


Figura 20: Inyección de potencia de los tres generadores y potencial de generación vista 2D.

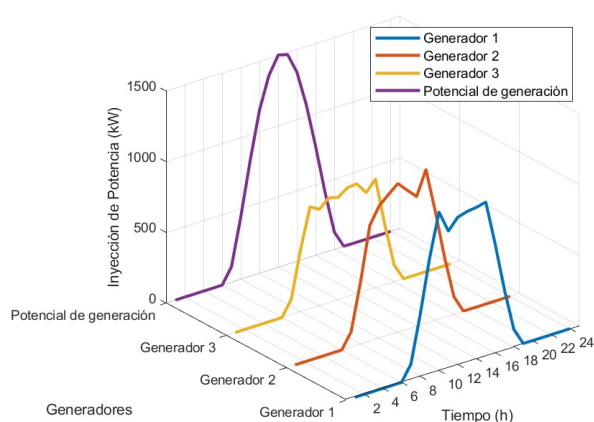


Figura 21: Inyección de potencia de los tres generadores y potencial de generación vista 3D.

En estas gráficas se aprecia el comportamiento de los generadores en las vistas 2D y 3D, lo cual permite una visualización

más completa y detallada de las inyecciones de potencia en el sistema de 33 nodos. La curva de potencial de generación representa los valores máximos que podrían alcanzar los generadores; sin embargo, dichos valores no se alcanzan debido a las restricciones impuestas en la función objetivo con enfoque técnico.

■ Impacto operativo:

Como se mencionó anteriormente, la corriente tiene un papel fundamental dentro de las condiciones del SED. Por tal motivo, es de vital importancia que se mantenga controlada. Para el caso actual, se grafica el comportamiento de la línea con mayor carga del sistema de 33 nodos, la cual corresponde a la línea 1.

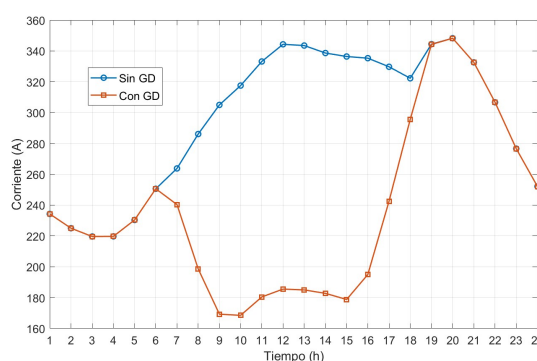


Figura 22: Comportamiento de corriente en la línea 1 del sistema de prueba de 33 nodos.

En la línea 1, al igual que en el caso anterior, durante las horas sin radiación solar (entre la hora 1 y la 6, y entre la hora 19 y la 24), la generación es nula. En los periodos con generación, el mayor impacto se evidencia en la hora 10. Aunque existen otros intervalos con disminuciones mayores, es en esta hora donde se presenta la mayor mejora sostenida, como se muestra en la Tabla 14.

Después de analizar las corrientes, es necesario evaluar el comportamiento del voltaje en los nodos del sistema, dado que este también forma parte de las condiciones operativas que se ven afectadas tras la implementación de la GD en la red.

Durante las horas en que la GD está activa (entre la hora 6 y la 19), se observa una mejora sustancial en los perfiles de tensión, acercándose al valor nominal (1 p.u), lo cual permite cumplir con las restricciones de voltaje planteadas.

Tabla 13: Resultado para la configuración maestro-esclavo, utilizando CSA como etapa maestra

Tiempo promedio de solución (seg)	Desviación estándar (%)	FO Caso base (kW)	FO con GD (kW)	Reducción (%)	Ubicación Generadores	Varianza
23.0267	0.9278	3379.066	2271.293	32.7834	13, 24, 30	459.9764

Tabla 14: Corriente antes y después de implementar la GD.

Hora	Corriente en caso base (A)	Corriente con GD (A)	Disminución de corriente (%)
7	263.7954	240.3246	8.8973
8	286.1042	198.6257	30.5757
9	304.9992	169.2287	44.5150
10	317.5478	168.4824	46.9427
11	333.1813	180.4229	45.8484
12	344.3201	185.5121	46.1222
13	343.5199	184.9739	46.1534
14	338.6616	182.7501	46.0376
15	336.4050	178.7652	46.8601
16	335.3248	194.9711	41.8560
17	329.7435	242.5105	26.4548
18	322.2762	295.6288	8.2685
19	344.4234	344.2294	0.0563

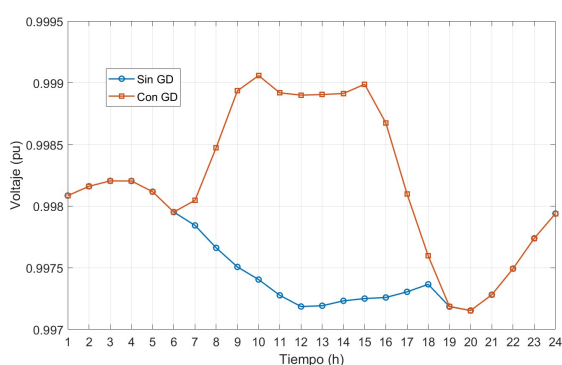


Figura 23: Comportamiento de la tensión en el nodo 2.

El voltaje mínimo se presentó en el nodo 18 a la hora 20, momento en el cual no hay generación de energía, y por lo tanto, se encuentra fuera del rango de operación de la GD. Por su parte, el voltaje máximo se registró en el nodo 2, tanto en el caso base como tras la implementación de la GD, aunque con una variación en la hora en que ocurre: hora 3 en el caso base y hora 10 tras la optimización.

4.6. Resumen de resultados

A continuación, se presenta un resumen de los resultados más relevantes obtenidos en esta investigación, en el cual se comparan las técnicas implementadas, es decir, los algoritmos PSO y CSA. Esta comparación facilita una evaluación clara y objetiva de las fortalezas y debilidades de cada método, permitiendo así establecer conclusiones orientadas a futuros análisis y posibles mejoras en las soluciones propuestas.

En la Figura 24 se ilustran las variaciones y la consistencia de las soluciones alcanzadas por cada uno de los algoritmos mediante un diagrama de cajas y bigotes.

De la figura se observa que el algoritmo PSO presenta resultados con mayor consistencia y sin presencia de valores atípicos evidentes, lo que respalda su confiabilidad para el problema abordado. En contraste, el algoritmo CSA, si bien

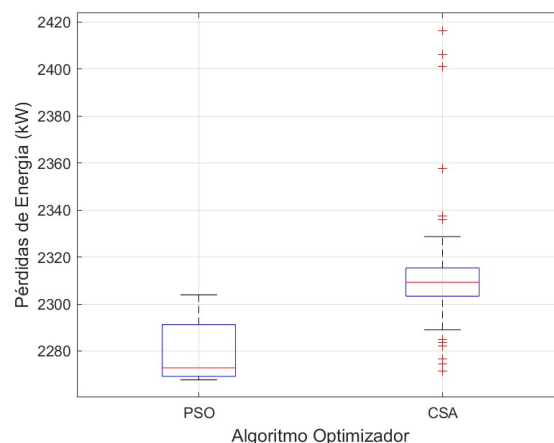


Figura 24: Comportamiento de la función objetivo en cada ejecución de los algoritmos optimizadores.

ofrece un menor tiempo promedio de convergencia, muestra una mayor dispersión en sus resultados. Además, su mejor solución corresponde a un valor atípico, lo que podría limitar su repetitividad y confiabilidad en aplicaciones similares.

En la Tabla 16 se resume la comparación de los indicadores estadísticos obtenidos para cada uno de los algoritmos evaluados. Por su parte, la Tabla 17 muestra los principales resultados generales.

Tal como se aprecia en la Tabla 17, el algoritmo PSO tiende a encontrar resultados más favorables para la función objetivo. Esto se refleja en el valor máximo alcanzado por cada algoritmo, ya que mientras el CSA obtiene un valor de 2416.3539 kW, el PSO logra reducirlo a 2303.8875 kW. Esta diferencia evidencia que el PSO presenta una mayor efectividad en la reducción de pérdidas de energía en comparación con el CSA.

La desviación estándar obtenida con el algoritmo CSA fue significativamente mayor que la del PSO. Esto podría atribuirse al hecho de que el CSA cuenta con una menor cantidad de parámetros configurables, lo que limita el control sobre su comportamiento. En contraste, el PSO incorpora mecanismos de retroalimentación en su proceso de búsqueda, lo que le permite mejorar progresivamente la calidad de las soluciones encontradas.

Como se observa en la Figura 25, tanto el PSO como el CSA proporcionaron soluciones efectivas para la reducción de pérdidas de potencia en el sistema. Aunque las diferencias son marginales, el PSO logró una disminución ligeramente mayor. Por lo tanto, ambos algoritmos se consideran adecuados para la resolución del problema, si bien el PSO mostró una mejor consistencia y desempeño general.

Tabla 15: Resultados obtenidos de porcentaje de corriente y voltaje en p.u.

Método	I máx. (%) / Línea / Hora	V máx. (p.u.) / Nodo / Hora	V mín. (p.u.) / Nodo / Hora
Caso base	0.9449 / 14 / 20	0.9989 / 2 / 3	0.9083 / 18 / 20
Función técnica	0.9449 / 14 / 20	0.9990 / 2 / 10	0.9083 / 18 / 20

Tabla 16: Parámetros estadísticos de los algoritmos PSO y CSA

Algoritmo	Media	Mediana	Desviación estándar	Valor máximo (kW)	Valor mínimo (kW)
PSO	2280.0000	2272.8000	11.6226	2303.8875	2267.7167
CSA	2311.71062	2309.1993	21.4471	2416.3539	2271.2934

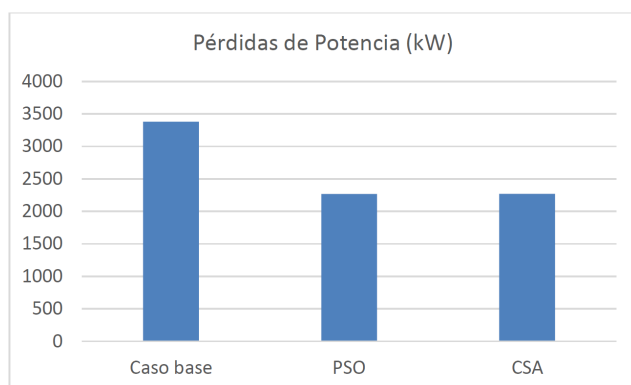


Figura 25: Pérdidas de potencia con y sin la implementación de GD.

4.6.1. Impacto económico y ambiental

Posterior al análisis técnico de las técnicas implementadas, se evalúan también los impactos económico y ambiental asociados a cada una de las soluciones obtenidas. Estos factores resultan relevantes según los objetivos específicos de cada escenario de aplicación.

En las Figuras 26 y 27 se evidencia la comparación entre el caso base —en el que no se implementa generación distribuida (GD)— y los escenarios optimizados mediante los algoritmos PSO y CSA.

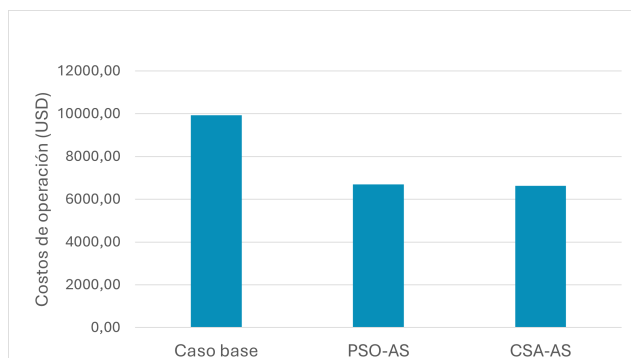
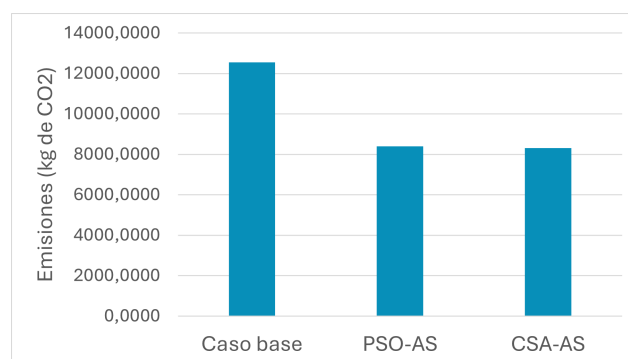


Figura 26: Comparación de costos de operación entre el caso base y los algoritmos optimizadores.

Desde una perspectiva económica, se observa una reducción del 32.62 % en los costos operativos al aplicar el algoritmo PSO, y una reducción aún mayor del 33.27 % al emplear el

algoritmo CSA. Esto representa un ahorro considerable en la operación del sistema, evidenciando la efectividad de ambas técnicas metaheurísticas.

Figura 27: Comparación de emisiones de CO₂ entre el caso base y los algoritmos optimizadores.

Desde el enfoque ambiental, se reporta una disminución del 33.04 % en las emisiones al medio ambiente con el PSO y una reducción del 33.70 % con el CSA. Estos resultados destacan la capacidad de ambos algoritmos para afrontar el problema no solo desde el punto de vista técnico, sino también considerando criterios económicos y ambientales.

La Tabla 18 presenta un resumen de los valores obtenidos para cada función objetivo abordada en el presente estudio.

En cuanto a las configuraciones maestro-esclavo, el algoritmo PSO-AS ubicó los generadores en los nodos 14, 24 y 30, mientras que el CSA-AS coincidió en los nodos 24 y 30, ubicando el tercer generador en el nodo 13. Esta coincidencia en dos nodos sugiere que existen ubicaciones estratégicas que son recurrentemente seleccionadas por distintos algoritmos de optimización, lo que fortalece la confiabilidad de dichas posiciones en el proceso de planificación.

En términos generales, se observa que ambos algoritmos convergen hacia soluciones similares, tanto en el dimensionamiento de las inyecciones de potencia como en la selección de las ubicaciones óptimas de los generadores. Por lo tanto, la implementación de cualquiera de ellos puede considerarse una alternativa viable al momento de tomar decisiones sobre la metodología de optimización a emplear.

Sin embargo, desde una perspectiva estadística, el algoritmo PSO ha demostrado ofrecer resultados ligeramente más favorables en cuanto a la consistencia y calidad de las soluciones,

Tabla 17: Resumen de los principales resultados.

Indicador	Caso base	PSO-AS	CSA-AS
Tiempo promedio de solución (seg)	N/A	195.7726	23.0267
Desviación estándar (%)	N/A	0.5098	0.9278
Reducción de pérdidas (%)	N/A	32.8898	32.7834

Tabla 18: Resultados de las diferentes funciones objetivo obtenidos por las técnicas de optimización.

Método	F.O técnica (kW)	F.O económica (USD)	F.O ambiental (kg CO ₂)
Caso base	3379.0657	9931.6613	12541.2197
PSO-AS	2267.7167	6691.2162	8397.4741
CSA-AS	2271.2934	6627.4242	8315.8442

lo que puede representar una ventaja en aplicaciones donde se requiera una mayor confiabilidad en el desempeño del optimizador.

4.7. Comparación con la literatura especializada

Además de obtener los resultados asociados a las funciones objetivo, fue posible realizar una comparación con un estudio previamente reportado en la literatura especializada [2]. Dicho estudio, al igual que el presente trabajo, emplea una metodología maestro-esclavo, en la cual la etapa maestra es gestionada por el algoritmo PSO y la etapa esclava por el Algoritmo Genético (AG). La comparación se centró en el enfoque técnico, cuyos resultados se presentan en la Tabla ?? y en la Figura 28.

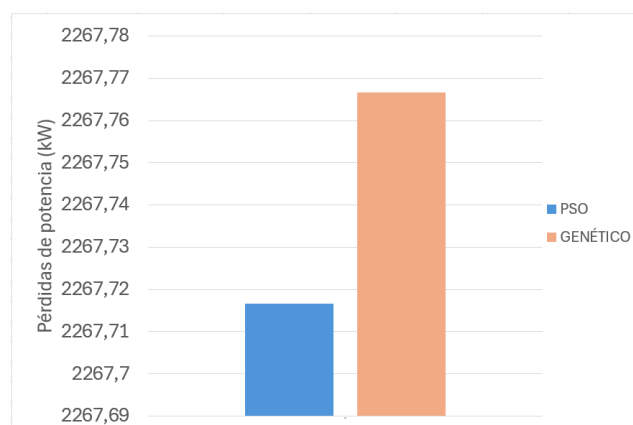


Figura 28: Comparación de pérdidas de energía entre el AG y el PSO.

En términos de pérdidas de energía, los resultados obtenidos por ambos estudios son comparables. El valor alcanzado por el AG fue apenas un 0.0022 % inferior al obtenido con PSO, lo cual evidencia una similitud significativa en el desempeño técnico de ambas propuestas. No obstante, en cuanto al tiempo promedio de iteración, el AG presentó una ventaja considerable, siendo aproximadamente un 86.97 % más rápido que el PSO. Asimismo, la desviación estándar porcentual fue levemente menor para el AG, lo que sugiere una mayor consistencia en sus soluciones.

En general, ambos algoritmos demuestran una calidad de convergencia adecuada. Por tanto, se puede concluir que

tanto el AG como el PSO son herramientas confiables para la resolución del problema planteado, con diferencias principalmente asociadas a su comportamiento estadístico y al tiempo de cómputo requerido por cada técnica.

5. Conclusiones

Este trabajo propuso una estrategia de optimización maestro-esclavo basada en los algoritmos PSO y CSA, orientada a la integración óptima de GD en un SED de 33 nodos. Los resultados evidencian la efectividad de ambos algoritmos para reducir pérdidas técnicas, mejorar perfiles de tensión y disminuir corrientes de línea durante las horas de mayor generación fotovoltaica.

El PSO logró una reducción máxima de pérdidas del 32.89 % y el CSA del 32.78 %, con mejoras significativas en las condiciones operativas del sistema, como una disminución de hasta 46.94 % en corrientes de línea y un aumento de voltajes nodales por encima de 0.05 p.u. Ambos métodos también contribuyeron a reducciones considerables en costos operativos (hasta 33.27 %) y emisiones de CO₂ (hasta 33.70 %).

En términos de eficiencia computacional, el CSA demostró ser hasta 8 veces más rápido que el PSO, lo que lo posiciona como una alternativa viable para aplicaciones en tiempo limitado. No obstante, su comportamiento estadístico sugiere la presencia de soluciones atípicas, lo cual requiere análisis adicionales para validar su robustez.

En conjunto, los resultados respaldan la aplicabilidad de la estrategia propuesta para la planificación técnica, económica y ambiental de microrredes. Como trabajo futuro, se recomienda incorporar escenarios con incertidumbre, variabilidad horaria de la demanda y una mayor diversidad tecnológica de GD.

Referencias

- [1] L. F. Grisales-Noreña, O. D. Montoya, J. C. Hernández, C. A. Ramos-Paja y A.-J. Perea-Moreno, "A Discrete-Continuous PSO for the Optimal Integration of D-STATCOMs into Electrical Distribution Systems by Considering Annual Power Loss and Investment Costs," *Mathematics*, vol. 10, n.º 14, 2022, issn: 2227-7390. doi: 10.3390/math10142453. dirección: <https://www.mdpi.com/2227-7390/10/14/2453>.

- [2] J. A. Guzmán-Henao, B. Cortés-Caicedo, B. J. Restrepo-Cuestas, R. I. Bolaños y L. F. Grisales-Noreña, "Optimal integration of photovoltaic generators into urban and rural power distribution systems," *Solar Energy*, vol. 270, pág. 112 400, 2024, issn: 0038-092X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2024.112400>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X2400094X>.
- [3] T. Ackermann, G. Andersson y L. Söder, "Distributed generation: a definition. In addition to this paper, a working paper entitled 'Distributed power generation in a deregulated market environment' is available. The aim of this working paper is to start a discussion regarding different aspects of distributed generation. This working paper can be obtained from one of the authors, Thomas Ackermann.1," *Electric Power Systems Research*, vol. 57, n.º 3, págs. 195-204, 2001, issn: 0378-7796. doi: [https://doi.org/10.1016/S0378-7796\(01\)00101-8](https://doi.org/10.1016/S0378-7796(01)00101-8). dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779601001018>.
- [4] L. Meng, H. Zhang, Z. Liu, X. Shu y P. Li, "A direct FE2 method for concurrent multilevel modeling of a coupled thermoelectric problem – Joule heating effect – in multiscale materials and structures," *Thin-Walled Structures*, vol. 203, pág. 112 166, 2024, issn: 0263-8231. doi: <https://doi.org/10.1016/j.tws.2024.112166>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263823124006086>.
- [5] Y. Ghazagh Jahed, S. Y. Mousazadeh Mousavi y S. Golestan, "Optimal sizing and siting of distributed generation systems incorporating reactive power tariffs via water flow optimization," *Electric Power Systems Research*, vol. 231, pág. 110 278, 2024, issn: 0378-7796. doi: <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2024.110278>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779624001664>.
- [6] S. Essallah y A. Khedher, "Optimization of distribution system operation by network reconfiguration and DG integration using MPSO algorithm," *Renewable Energy Focus*, vol. 34, págs. 37-46, 2020, issn: 1755-0084. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ref.2020.04.002>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1755008420300168>.
- [7] M. Ahmadipour, Z. Ali, V. K. Ramachandaramurthy y H. M. Ridha, "A memory-guided Jaya algorithm to solve multi-objective optimal power flow integrating renewable energy sources," *Applied Soft Computing*, vol. 164, pág. 111 924, 2024, issn: 1568-4946. doi: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2024.111924>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494624006987>.
- [8] N. R. Vélez, A. Cano, F. Jurado, J. A. Pérez-Rodríguez e Y. E. Albuérne, "Penetrating PV sources in the electrical distribution system of Manabí province, Ecuador, using B/FS and ANN," *Electric Power Systems Research*, vol. 225, pág. 109 886, 2023, issn: 0378-7796. doi: <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2023.109886>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779623007745>.
- [9] J. D. Combata-Murcia, C. A. Romero-Salcedo, O. D. Montoya y D. A. Giral-Ramírez, "Dynamic compensation of active and reactive power in distribution systems through PV-STATCOM and metaheuristic optimization," *Results in Engineering*, vol. 22, pág. 102 195, 2024, issn: 2590-1230. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.102195>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590123024004493>.
- [10] L. F. Grisales-Noreña, D. Sanin-Villa y O. D. Montoya, "Optimal integration of PV generators and D-STATCOMs into the electrical distribution system to reduce the annual investment and operational cost: A multiverse optimization algorithm and matrix power flow approach," *e-Prime - Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy*, vol. 9, pág. 100 747, 2024, issn: 2772-6711. doi: <https://doi.org/10.1016/j.prime.2024.100747>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772671124003279>.
- [11] J. A. Guzmán-Henao, R. I. Bolaños, B. Cortés-Caicedo, L. F. Grisales-Noreña, O. D. Montoya y J. C. Hernández, "A multi-objective master-slave methodology for optimally integrating and operating photovoltaic generators in urban and rural electrical networks," *Results in Engineering*, vol. 24, pág. 103 059, 2024, issn: 2590-1230. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.103059>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590123024013148>.
- [12] P. K. Saurav, S. Mansani y P. Kayal, "Multi-faceted sustainability improvement in low voltage power distribution network employing DG and capacitor bank," *Computers and Electrical Engineering*, vol. 120, pág. 109 789, 2024, issn: 0045-7906. doi: <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2024.109789>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S004579062400716X>.
- [13] A. Abdullah et al., "Effect of multi-unit and multi-type DG installation using integrated optimization technique in distribution power system planning," *Alexandria Engineering Journal*, vol. 107, págs. 895-914, 2024, issn: 1110-0168. doi: <https://doi.org/10.1016/j.aej.2024.09.006>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1110016824010202>.
- [14] M. A. Elseify, F. A. Hashim, A. G. Hussien y S. Kamel, "Single and multi-objectives based on an improved golden jackal optimization algorithm for simultaneous integration of multiple capacitors and multi-type DGs in distribution systems," *Applied Energy*, vol. 353, pág. 122 054, 2024, issn: 0306-2619. doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.122054>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261923014186>.
- [15] A. Ahlawat y D. Das, "Optimal sizing and scheduling of battery energy storage system with solar and wind DG under seasonal load variations considering uncertainties," *Journal of Energy Storage*, vol. 74, pág. 109 377, 2023, issn: 2352-152X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.109377>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352152X23027755>.
- [16] H. Singh, Y. Sawle, S. Dixit, H. Malik y F. P. García Márquez, "Optimization of reactive power using dragonfly algorithm in DG integrated distribution system," *Electric Power Systems Research*, vol. 220, pág. 109 351, 2023, issn: 0378-7796. doi: <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2023.109351>.

- 10.1016/j.epsr.2023.109351. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779623002407>.
- [17] B. Cortés-Caicedo, L. F. Grisales-Noreña, O. D. Montoya, M. A. Rodríguez-Cabal y J. A. Rosero, "Energy Management System for the Optimal Operation of PV Generators in Distribution Systems Using the Antlion Optimizer: A Colombian Urban and Rural Case Study," *Sustainability*, vol. 14, n.º 23, 2022, issn: 2071-1050. doi: 10.3390/su142316083. dirección: <https://www.mdpi.com/2071-1050/14/23/16083>.
- [18] G. H. Reddy, A. N. Koundinya, S. Gope, M. Raju y K. M. Singh, "Optimal Sizing and Allocation of DG and FACTS Device in the Distribution System using Fractional Lévy Flight Bat Algorithm," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 55, n.º 1, págs. 168-173, 2022, 7th International Conference on Advances in Control and Optimization of Dynamical Systems ACODS 2022, issn: 2405-8963. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2022.04.028>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896322000283>.
- [19] H. Chaduvula y D. Das, "Analysis of microgrid configuration with optimal power injection from grid using point estimate method embedded fuzzy-particle swarm optimization," *Energy*, vol. 282, pág. 128 909, 2023, issn: 0360-5442. doi: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.128909>.
- [20] O. D. Montoya y 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, pág. 106 454, 2020, issn: 0378-7796. doi: <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2020.106454>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779620302583>.
- [21] J. A. Guzmán-Henao, R. I. Bolaños, O. D. Montoya, L. F. Grisales-Noreña y H. R. Chamorro, "On Integrating and Operating Distributed Energy Resources in Distribution Networks: A Review of Current Solution Methods, Challenges, and Opportunities," *IEEE Access*, vol. 12, págs. 55 111-55 133, 2024. doi: 10.1109/ACCESS.2024.3387400.
- [22] W. Stevenson, "Análisis de sistemas de potencia," *Polar*, vol. 30, 30j, 1996.
- [23] K. Smrithi y B. Jayanand, "Sustainable power conversion topology based STATCOM for reactive power compensation," *Renewable Energy Focus*, vol. 43, págs. 277-290, 2022, issn: 1755-0084. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ref.2022.10.007>.
- [24] M. Baran y F. Wu, "Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 4, n.º 2, págs. 1401-1407, 1989. doi: 10.1109/61.25627.
- [25] O. D. Montoya, W. Gil-González y L. Grisales-Noreña, "An exact MINLP model for optimal location and sizing of DGs in distribution networks: A general algebraic modeling system approach," *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 11, n.º 2, págs. 409-418, 2020, issn: 2090-4479. doi: <https://doi.org/10.1016/j.asej.2019.08.011>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2090447919301200>.
- [26] L. F. Grisales-Noreña, O. D. Montoya y J. C. Hernández, "An Efficient EMS for BESS in Monopolar DC Networks with High Penetration of Renewable Generation: A Convex Approximation," *Batteries*, vol. 9, n.º 2, 2023, issn: 2313-0105. doi: 10.3390/batteries9020084. dirección: <https://www.mdpi.com/2313-0105/9/2/84>.
- [27] L. F. Grisales-Noreña, J. A. Ocampo-Toro, A. A. Rosales-Muñoz, B. Cortes-Caicedo y O. D. Montoya, "An Energy Management System for PV Sources in Standalone and Connected DC Networks Considering Economic, Technical, and Environmental Indices," *Sustainability*, vol. 14, n.º 24, 2022, issn: 2071-1050. doi: 10.3390/su142416429. dirección: <https://www.mdpi.com/2071-1050/14/24/16429>.
- [28] Q. Hassan, M. Jaszczur, E. Przenzak y J. Abdulateef, "The PV cell temperature effect on the energy production and module efficiency," *Contemporary Problems of Power Engineering and Environmental Protection*, vol. 33, pág. 1, 2016.
- [29] R. Eberhart y J. Kennedy, "A new optimizer using particle swarm theory," en *MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*, 1995, págs. 39-43. doi: 10.1109/MHS.1995.494215.
- [30] A. Askarzadeh, "A novel metaheuristic method for solving constrained engineering optimization problems: Crow search algorithm," *Computers & Structures*, vol. 169, págs. 1-12, 2016, issn: 0045-7949. doi: <https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2016.03.001>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0045794916300475>.
- [31] L. F. Grisales-Noreña, D. Gonzalez Montoya y C. A. Ramos-Paja, "Optimal Sizing and Location of Distributed Generators Based on PBIL and PSO Techniques," *Energies*, vol. 11, n.º 4, 2018, issn: 1996-1073. doi: 10.3390/en11041018. dirección: <https://www.mdpi.com/1996-1073/11/4/1018>.