



Institución Universitaria

**Estrategia inteligente de gestión de la energía
aplicada a redes de corriente continua para la
mejora de condiciones técnicas económicas y
ambientales de la red con enfoque multi-
objetivo bajo un ambiente de recursos
energéticos distribuidos**

Jauder Alexander Ocampo Toro

ITM Institución Universitaria

Facultad de ingenierías

Medellín, Colombia

2025

Estrategia inteligente de gestión de la energía aplicada a redes de corriente continua para la mejora de condiciones técnicas económicas y ambientales de la red con enfoque multi-objetivo bajo un ambiente de recursos energéticos distribuidos

Jauder Alexander Ocampo Toro

Trabajo de investigación presentado como requisito parcial para optar al título de:

Doctor en Ingeniería

Director:

PhD. Luis Fernando Grisales Noreña

Codirectores:

PhD. Oscar Danilo Montoya Giraldo

PhD. Paula Andrea Ortiz Valencia

ITM Institución Universitaria

Facultad de ingenierías

Medellín, Colombia

2025

Este trabajo está dedicado:

A mis hijos, Juan Pablo y Andrés Felipe, quienes son el motivo principal para hacer de mi vida una experiencia académica, laboral, familiar y sobre todo, de padre, cada vez mejor.

A mi esposa Marisol, por el tiempo de familia y de esposo que no le dedique para entregárselo a este trabajo, por su compañía y porque tengamos muchos más logros juntos.

Agradecimientos

A mis directores de tesis doctoral, Dr. Luis Fernando Grisales Noreña, Dr. Oscar Danilo Montoya Giraldo, y Dra. Paula Andrea Ortiz Valencia por su compartir conmigo sus valiosos conocimientos, por su compromiso y profesionalismo en la orientación de esta tesis doctoral, y por la sencillez y calidad humana en el trato conmigo y sus demás estudiantes.

A los profesores e investigadores MSc. Brandon Cortes Caicedo y MSc. Jhon Jairo Rojas Montaña, por su colaboración en la programación de algoritmos y en la simulación de los escenarios de prueba.

Al Departamento de Ingeniería Eléctrica de la Universidad de Talca (Curicó, Chile), y al Grupo de investigación en Compatibilidad e Interferencia Electromagnética, GCEM, de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas (Bogotá, Colombia), por acoger mi solicitud y permitirme realizar unas pasantías de investigación.

Al grupo de docentes del ITM que orientaron las asignaturas que curse como estudiante del Doctorado en Ingeniería, por sus aportes y acompañamiento para elevar mi nivel de conocimientos y para mi formación como investigador.

Al ITM Institución Universitaria, por la oportunidad de formación académica y profesional, la calidad de su personal y de sus instalaciones.

Resumen

El crecimiento del consumo energético mundial, el agotamiento y encarecimiento de combustibles no renovables, y el impacto ambiental asociado a la generación eléctrica, han motivado la creciente utilización de generadores distribuidos (GD) basados en fuentes de energía renovable (FER) y de almacenadores de energía (AE), cuya integración en sistemas eléctricos representan una solución económica y de bajo impacto ambiental para la cobertura energética, puesto que permite explotar al máximo capacidades de generación de FER, reduciendo problemáticas relacionadas con la operación del sistema eléctrico. Las redes de CC presentan múltiples ventajas respecto a las redes de CA como lo es la ausencia de potencia reactiva, reducción de pérdidas de potencia y de complejidad de modelos matemáticos de la red, reducción de costos de implementación, entre otras. Aun así, una operación inapropiada de los GD y los AE puede generar inconvenientes técnicos, económicos y ambientales en la red de CC (aumento de costos operativos, de pérdidas de potencia y de emisión de gases contaminantes, entre otros). Es por esto por lo que, una vez integrados los GD y AE en la red de CC, se deben plantear estrategias de operación que permitan satisfacer las demandas de potencia de los usuarios, a partir de la determinación de niveles óptimos de potencia a inyectar (o absorber) por los GD y AE, ante diferentes escenarios de generación, y cumpliendo con indicadores técnicos, económicos o ambientales propuestos por el operador de red.

El objetivo de esta tesis doctoral fue desarrollar una estrategia inteligente de gestión de energía para redes de CC, considerando un enfoque multi-objetivo bajo escenarios de recursos energéticos distribuidos (GD y AE), que permitiera mejorar las condiciones técnicas, económicas y ambientales de la red. Para el desarrollo de este proyecto se definieron los componentes de la red de CC bajo un entorno de GD de energía renovable y baterías, empleando las variables y parámetros que los representan para la formulación del modelo matemático que representa el problema de gestión de la energía dentro de la red de CC con un enfoque de múltiples objetivos basados en indicadores técnicos, económicos y ambientales. Luego, se abordó el problema de gestión de la energía desde un enfoque mono-objetivo, para lo cual se propuso una metodología maestra-esclava utilizando tres métodos de optimización diferentes basados en estrategias de procesamiento paralelo. Empleando como sistemas de prueba dos escenarios: una red aislada y una red conectada a la red principal, que consideran la variación de generación y demanda de potencia de dos regiones

del territorio colombiano. Para evaluar la eficiencia de las estrategias de solución propuestas, se empleó un análisis estadístico que realizó múltiples ejecuciones a cada metodología evaluando el impacto de cada una de estas en la calidad de la solución, repetibilidad y tiempos de procesamiento; permitiendo a través de este análisis identificar la metodología de solución más eficiente para resolver el problema abordado. Finalmente se escogieron dos de las funciones objetivo-utilizadas por estar en conflicto (Costos de operación y pérdidas de energía), y se utilizaron las versiones multi-objetivo de dos de las metodologías de solución propuestas para abordar el problema desde un enfoque multiobjetivo; empleando para su validación análisis los sistemas de prueba y el análisis estadístico empleado para el análisis mono-objetivo. Para la programación de los algoritmos propuestos se utilizó el software MatLab.

De los resultados del análisis del desempeño y de eficiencia de las estrategias desarrolladas, se obtuvo una metodología de solución para la gestión de energía en redes de CC, considerando un enfoque mono y multi-objetivo bajo escenarios de recursos energéticos distribuidos, aplicable en cualquier topología de red de CC e integrando la variación en la generación y demanda de energía. Utilizando los menores tiempos de cómputo posibles y obteniendo el mayor nivel de beneficios técnicos, económicos y ambientales posible dentro de la red de CC.

Palabras clave: Sistema de gestión de energía, Redes de CC, Generación distribuida, Almacenamiento de energía, Baterías, Optimización multi-objetivo, Procesamiento paralelo, PPSO, PVSA, PALO, MOPSO, MOALO.

Abstract

The growth of global energy consumption, the depletion and rising cost of non-renewable fuels, and the environmental impact associated with electricity generation have driven the increasing use of distributed generators (DG) based on renewable energy sources (RES) and energy storage systems (ESS). Their integration into electrical systems represents an economical and environmentally friendly solution for energy supply, as it maximizes the exploitation of RES generation capacities, reducing issues related to the operation of the electrical system. DC networks offer multiple advantages over AC networks, such as the absence of reactive power, reduced power losses, simpler mathematical models, and lower implementation costs. However, improper operation of DGs and ESSs can create technical, economic, and environmental issues in the DC network, including increased operational costs, power losses, and pollutant emissions. Therefore, once DGs and ESSs are integrated into the DC network, operational strategies must be devised to meet user power demands by determining the optimal power levels to inject (or absorb) from DGs and ESSs under different generation scenarios, while complying with the technical, economic, or environmental indicators proposed by the network operator.

The objective of this doctoral thesis was to develop an intelligent energy management strategy for DC networks, considering a multi-objective approach under scenarios involving distributed energy resources (DGs and ESSs) to improve the technical, economic, and environmental conditions of the network. For this project, the components of the DC network were defined within a context of renewable energy DGs, batteries and variable power generation and demand, using the variables and parameters representing them to formulate the mathematical model that addresses the energy management problem in the DC network with a multi-objective focus based on technical, economic, and environmental indicators. Then, the energy management problem was tackled from a single-objective perspective, for which a master-slave methodology was proposed, using three different optimization methods based on parallel processing strategies. Two scenarios were used as test systems: an isolated network and a network connected to the main grid, considering variations in power generation and demand in two regions of Colombia. To evaluate the efficiency of the proposed solution strategies, a statistical analysis was conducted, performing multiple runs of each methodology to assess their impact on solution quality, repeatability, and processing times.

This analysis identified the most efficient solution methodology for addressing the problem. Finally, two conflicting objective functions (operational costs and energy losses) were selected, and the multi-objective versions of two of the proposed solution methodologies were used to approach the problem from a multi-objective perspective. The test systems and statistical analysis used in the single-objective analysis were employed for validation. The proposed algorithms were programmed using MATLAB software.

The results of the performance and efficiency analysis of the developed strategies yielded a solution methodology for energy management in DC networks, considering both single and multi-objective approaches under distributed energy resource scenarios. This methodology is applicable in any DC network topology and incorporates variations in energy generation and demand. It achieves the highest possible technical, economic, and environmental benefits within the DC network while using the shortest possible computation times.

Keywords: Energy Management System, DC grids, Distributed Generation, Energy Storage, Batteries, Multi-objective Optimization, Parallel Processing, PPSO, PVSA, PALO, MOPSO, MOALO.

Contenido

	Pág.
Introducción	1
1. Marco teórico y estado del arte	14
1.1 Redes eléctricas de corriente continua (Redes de CC)	14
1.2 Estado del arte	19
1.2.1 Modelado matemático del problema de gestión de la energía en redes de CC.....	19
1.2.2 Esquema para la gestión de la energía en redes de CC	24
1.2.3 Estrategias inteligentes de gestión de la energía en redes de CC.....	27
1.3 Contribución del trabajo de investigación al estado del arte	40
2. Formulación matemática	43
2.1 Flujo de potencia en la red de CC.....	44
2.2 Flujo de potencia óptimo en redes de CC para un periodo de operación de 24 horas ...	49
2.2.1 Función objetivo para reducción de pérdidas de potencia activa	50
2.2.2 Función objetivo para reducción de costos operativos de la red de CC	51
2.2.3 Función objetivo para reducción de emisiones de CO ₂	52
2.2.4 Conjunto de limitaciones técnicas y restricciones operativas	53
2.2.5 Función de adaptación	56
3. Métodos y técnicas de solución propuestas	57
3.1 Codificación para la operación de las baterías en la red de CC	58
3.2 Métodos de optimización para la etapa maestra	59
3.2.1 Optimizador de Hormiga León en paralelo (PALO).....	60
3.2.2 Algoritmo de búsqueda por vórtices en paralelo (PVSA).....	65
3.2.3 Optimización de enjambre de partículas en paralelo (PPSO)	68
3.2.4 Optimización de enjambre de partículas multi-objetivo (MPSO)	71
3.2.5 Optimizador de la hormiga-león multi-objetivo (MALO).....	73
3.3 Método de solución para la etapa esclava: Flujo de potencia horario basado en aproximaciones sucesivas	74
4. Sistemas de prueba y condiciones de funcionamiento para la red de CC	79
4.1 Sistema de prueba radial de 27 nodos.....	79

4.2	Sistema de prueba radial de 33 nodos.....	81
4.3	Ubicación de los recursos energéticos distribuidos en los sistemas de prueba	82
4.4	Curvas de generación de potencia fotovoltaica y de demanda de potencia para las redes de CC aislada y conectada a red.....	83
4.5	Parámetros utilizados en la función objetivo propuesta	85
5.	Resultados	87
5.1	Resultados de la red de CC aislada bajo enfoque de optimización mono-objetivo	89
5.2	Resultados de la red de CC conectada a red eléctrica principal bajo enfoque de optimización mono-objetivo.....	95
5.3	Resultados de la red de CC incluyendo RED bajo enfoque de optimización multi-objetivo	103
5.3.1	Frente de Pareto del modelo de optimización multi-objetivo para la red de CC incluyendo RED	104
5.3.2	Análisis del rendimiento de las metodologías de solución propuestas.....	107
5.3.3	Resultados de las mejores soluciones del MOPSO	109
6.	Conclusiones	115
6.1	Recomendaciones	121

Bibliografía 127

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1.1: Componentes de una red eléctrica de CC.....	15
Figura 1.2: Metodología maestro-esclavo para la gestión óptima de la energía en una red eléctrica de CC.	20
Figura 1.3: Ejemplos de curvas de generación de energía solar y eólica y curva de demanda de energía.	22
Figura 1.4: Esquema de control jerárquico centralizado en una red de CC.	25
Figura 2.1: Red de CC de tres nodos propuesta.	44
Figura 3.1: Codificación para el esquema de operación de las baterías instaladas en la red de CC.	59
Figura 4.1: Configuración eléctrica para el sistema de prueba radial de 27 nodos para la red de CC aislada.	80
Figura 4.2: Configuración eléctrica para el sistema de prueba radial de 33 nodos para la red de CC conectada a la red principal.	81
Figura 4.3: Curvas de generación promedia de potencia fotovoltaica en redes aisladas y conectadas a la red.....	84
Figura 4.4: Curvas de demanda promedia de potencia en redes aisladas y conectadas a la red. ...	84
Figura 4.5: Costos variables de la energía para la red conectada a red.	86
Figura 5.1: Valores de corriente de línea obtenidos mediante las metodologías de solución en la red de CC aislada.	93
Figura 5.2: Valores voltajes nodales obtenidos mediante las metodologías de solución en la red de CC aislada.	93
Figura 5.3: Comportamiento del estado de carga de las baterías ubicadas en la red de CC aislada con las funciones objetivo utilizadas: (a) <i>Ecost</i> (b) <i>Eloss</i> y (c) <i>Emissions</i>	94
Figura 5.4: Valores de corriente de línea obtenidos mediante las metodologías de solución en la red de CC conectada a red principal.	100
Figura 5.5: Valores voltajes nodales obtenidos mediante las metodologías de solución en la red de CC conectada a red principal.....	100
Figura 5.6: Comportamiento del estado de carga de las baterías ubicadas en la red de CC conectada a red principal con las funciones objetivo: (a) <i>Fix_Ecost</i> (b) <i>Var_Ecost</i> (c) <i>Eloss</i> y (d) <i>Emissions</i> . .	101

Figura 5.7: Mejores frentes de Pareto obtenidos por el MOPSO y el MOALO.....	105
Figura 5.8: Acciones de carga y descarga de las baterías dadas por el MOPSO: (a) A1, menores pérdidas de energía, (b) B1, punto de equilibrio y (c) C1 menores costos operativos.....	110
Figura 5.9: Voltajes nodales dados por el MOPSO: (a) A1, menores pérdidas de energía, (b) B1, punto de equilibrio y (c) C1 menores costos operativos.....	113
Figura 5.10: Corrientes de línea dadas por el MOPSO: (a) A1, menores pérdidas de energía, (b) B1, punto de equilibrio y (c) C1 menores costos operativos.....	114

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1.1: Principales trabajos encontrados en la revisión del estado del arte.	37
Tabla 4.1: Parámetros eléctricos para el sistema de prueba radial de 27 nodos para la red de CC aislada.	80
Tabla 4.2: Parámetros eléctricos para el sistema de prueba radial de 33 nodos para la red de CC conectada a la red principal.	82
Tabla 4.3: Información sobre la ubicación de los GD FV y sus respectivas potencias nominales en cada sistema de prueba.	83
Tabla 4.4: Información sobre la ubicación de las baterías y sus características respectivas en cada sistema de prueba.	83
Tabla 4.5: Parámetros económicos y medioambientales de las redes eléctricas de CC estudiadas.	85
Tabla 5.1: Valores ajustados para los parámetros de optimización en los métodos de solución empleados: PALO, PVSA, PPSO, MOALO y MOPSO.	88
Tabla 5.2: Resultados con cada uno de los métodos de solución para la red de CC aislada y la función objetivo de reducción de costos operativos (<i>Ecost</i>).	90
Tabla 5.3: Resultados con cada uno de los métodos de solución para la red de CC aislada y la función objetivo de reducción de pérdidas de potencia (<i>Eloss</i>).	90
Tabla 5.4: Resultados con cada uno de los métodos de solución para la red de CC aislada y la función objetivo de reducción de emisiones de CO ₂ (<i>Emissions</i>).	90
Tabla 5.5: Diferencias porcentuales de valores mínimos logrados por el PVSA con cada función objetivo, respecto a los alcanzados por el PALO y el PPSO.	92
Tabla 5.6: Resultados con cada uno de los métodos de solución para la red de CC conectada a red principal y la función objetivo de reducción de costos operativos con costos fijos de compra de energía (<i>Fix_Ecost</i>).	96
Tabla 5.7: Resultados con cada uno de los métodos de solución para la red de CC conectada a red principal y la función objetivo de reducción de costos operativos con costos variables de compra de energía (<i>Var_Ecost</i>).	96
Tabla 5.8: Resultados con cada uno de los métodos de solución para la red de CC conectada a red principal y la función objetivo de reducción de pérdidas de potencia (<i>Eloss</i>).	97

Tabla 5.9: Resultados con cada uno de los métodos de solución para la red de CC conectada a red principal y la función objetivo de reducción de emisiones de CO ₂ (<i>Emissions</i>).....	97
Tabla 5.10: Valores para los puntos seleccionados en los frentes de Pareto.	106
Tabla 5.11: Comparación de desempeño del punto de equilibrio entre las metodologías de solución tras 100 evaluaciones consecutivas.....	107

Introducción

Los gases de efecto invernadero (GEI), se constituyen como uno de los principales factores que contribuyen al cambio climático, los cuales se generan y se acumulan principalmente debido al crecimiento del consumo de energía a nivel mundial. En el año 2022, el mundo alcanzó una cifra récord de emisiones, llegando a 38 GtCO₂, a pesar de los esfuerzos notables de líderes mundiales y políticas estatales basadas en los acuerdos de París [1]. Estos acuerdos buscan mejorar aspectos clave como la eficiencia energética, la adopción de nuevas formas de generación de energía limpia, la promoción de nuevos hábitos de consumo, la descarbonización de la industria y el transporte, así como la gestión adecuada de productos al final de su vida útil.

Tradicionalmente, la generación de electricidad se realiza en centrales a gran escala utilizando tecnologías convencionales a base de combustibles fósiles, localizadas en lugares alejados del consumidor final [2], lo cual genera la necesidad de grandes estructuras para el transporte de energía conocidas como sistemas de potencia. En los últimos años, el consumo energético mundial ha crecido de forma exponencial debido al desarrollo económico y el crecimiento poblacional [3], este incremento de demanda de energía ha generado la necesidad de aumentar la infraestructura eléctrica convencional y la oferta de energía. Lo anterior ha generado diferentes problemas como el agotamiento y encarecimiento de combustibles no renovables, pérdidas de energía asociadas al transporte de electricidad, alteración en los perfiles de tensión debido al incremento excesivo de la carga por parte de los usuarios (en algunos casos por fuera de los rangos permitidos), altos costos de operación, así como también alto impacto ambiental, debido a la emisión de gases contaminantes asociados a procesos de generación eléctrica, entre otros [4].

Lo anterior, ha motivado el interés y el incremento en la utilización de fuentes de energía renovable (FER) dentro los procesos de generación de energía eléctrica, basados en el concepto de generación distribuida [3]. Este concepto presenta como principal característica la localización de los

generadores en lugares cercanos a las cargas, reduciendo o eliminando la necesidad de un sistema de potencia de gran envergadura para el transporte de la energía [5]. De esta manera, las FER permiten reducir la alta dependencia de los grandes generadores y con ello las problemáticas descritas en el párrafo anterior.

En los últimos años, las FER han experimentado un fuerte crecimiento siendo su lugar de mayor aplicación el sector eléctrico, donde representan más del 60% de las adiciones de capacidad bruta esperadas para el 2040 en casi todas las regiones del mundo [6]. Este sector ha logrado que la proporción de generación de electricidad a través de FER sea del 30% del consumo de energía eléctrica en el mundo, destacándose la generación hídrica, la solar fotovoltaica (FV) y la eólica [7]. Según la Agencia Internacional de Energía (AIE), en el 2018 la contribución de la energía solar fotovoltaica a la demanda mundial de electricidad fue del 2,6%; además que la capacidad instalada mundial de energía renovable se expandirá de 2500 GW en 2018, hasta un 50% más en 2024. La energía solar FV por sí sola representa casi el 60% del crecimiento esperado, mientras que la energía eólica terrestre representa un 25% [8]. La energía solar FV se proyecta después de la generación hidráulica, en la segunda renovable de mayor capacidad instalada antes de 2040 [6]; mientras que el desarrollo de la energía eólica también crecerá rápidamente, alcanzando el 14% de la capacidad global para 2040 (alrededor de 1700 GW) [6], lo cual demuestra la importancia de estos dos recursos energéticos renovables en los sistemas de generación a nivel mundial.

Adicional a lo dicho para la energía solar FV, otras de sus ventajas son: utilizar una fuente de energía prácticamente inagotable, no produce emisiones de gases y minimiza el impacto ambiental alrededor de los sistemas instalados; en el aspecto social mejora la calidad de vida ampliando la cobertura eléctrica con efectos colaterales reducidos (sin ruido, sin contaminación, entre otros), y en la parte técnica aumenta las condiciones de calidad del suministro eléctrico. Otros de los beneficios de la utilización de paneles fotovoltaicos es que pueden ser instalados como islas en regiones remotas, o de difícil acceso, que dificultan la distribución de energía a través de líneas de transmisión desde una fuente de generación centralizada. [6]. Entre los principales inconvenientes de la explotación a gran escala de las FER, en cantidades suficientes para desplazar energías convencionales, están: la disponibilidad sujeta a la “geografía” de cada región, y la gran variabilidad de una hora a otra en el recurso [5].

La generación distribuida y su integración en los sistemas eléctricos representa una solución económica, flexible y de bajo impacto ambiental para expandir la cobertura energética a nivel mundial [5], puesto que permite explotar al máximo las capacidades de generación proveniente de FER, y al mismo tiempo reducir el impacto ambiental asociado a los sistemas de generación eléctrica [5]. Es por esto por lo que, en los últimos años, se ha fomentado la implementación de recursos energéticos distribuidos (RED), sostenibles y compatibles con el medio ambiente, localizándolos en lugares cercanos al consumidor final, con el objetivo de reducir el tamaño del sistema de transporte de energía y eliminar problemáticas relacionadas con la operación del sistema (pérdidas de potencia, caídas de tensión, cargabilidad en las líneas, entre otras) [9]. Los RED están compuestos por generadores distribuidos (GD) apoyados por almacenadores de energía (AE), donde estos últimos permiten gestionar el recurso eléctrico por medio del almacenamiento y posterior inyección de los excesos de potencia en la red. Los AE logran de esta manera mitigar los problemas de alta variabilidad del recurso energético renovable y promueven al mismo tiempo la calidad y continuidad del servicio eléctrico suministrado al usuario [10].

Los RED se han convertido en un apoyo a los sistemas de generación convencionales, ya que pueden conectarse a la red eléctrica para proporcionar un suministro local de electricidad, facilitando la inyección de potencia en lugares cercanos a las cargas [2], permitiendo además la generación a pequeña escala con fuentes de energía renovables [4]. Actualmente los RED son altamente empleados, tanto en los sistemas convencionales de distribución de energía como en microrredes eléctricas [11]. Debido al desarrollo de los RED y demás tecnologías asociadas a FER, los sistemas eléctricos actuales están migrando hacia un nuevo paradigma de operación conocido como redes inteligentes [9][12], donde la estructura de la red convencional está cambiando de pasiva a activa [13], con la capacidad de autocontrolarse, de tal modo que mejore la calidad y confiabilidad del servicio para los usuarios finales [9].

Las redes de corriente alterna (CA) han sido ampliamente utilizadas para el transporte y distribución de energía eléctrica, debido a la mayor disponibilidad de cargas para CA, y a una amplia experiencia y madurez de la tecnología de CA [14] [15]. Sin embargo, la integración de GD y AE, cuya salida de potencia es en corriente continua (CC) para los tipos de tecnología más importantes y desarrolladas (solar fotovoltaica y baterías), representa desafíos técnicos que son difíciles y/o

costosos de resolver en las actuales redes de CA [16]. En estos casos, se requiere la utilización de convertidores de potencia que aumentan las pérdidas del sistema. Adicionalmente la presencia de potencia reactiva y la necesidad de regulación de frecuencia hacen del modelamiento matemático y operación una labor altamente compleja dentro de las estrategias de planeación y operación de este tipo de redes [15] [17].

En las últimas décadas, el interés por las redes de CC ha aumentado debido a los avances en la electrónica de potencia, la generación renovable y las tecnologías de almacenamiento de energía [18]. La alta evolución de las tecnologías asociadas a este tipo de corriente, así como de la reducción de costos en su proceso de producción, ha aumentado la implementación de las redes de CC alrededor del mundo en los últimos años [9][11]. De este modo las redes de CC han surgido como una alternativa convincente para transportar o distribuir energía en sistemas eléctricos bajo el paradigma de CC [18]. Estos desarrollos ayudan a satisfacer diferentes cargas de clientes de todo tipo: residencial, industrial y comercial, con diferentes niveles de voltaje. Alrededor del mundo se han implementado diferentes proyectos de redes de CC considerando diferentes niveles de voltaje y tipos de carga [16].

Las redes de CC presentan múltiples ventajas con respecto a las redes de CA, tales como el aumento de la capacidad de las líneas eléctricas debido a la ausencia de potencia reactiva (lo cual también reduce la complejidad de los modelos matemáticos que las representan), la reducción de pérdidas de potencia y de caída de voltaje en el sistema [15] [19], y la menor complejidad de control, ya que la potencia reactiva y la fluctuación de frecuencia no son una preocupación dentro del sistema [20]. Sin embargo, una de las ventajas más atractivas de las redes de CC es la posibilidad de integrar RED que operan directamente con señales de CC; es decir, sistemas fotovoltaicos (FV), baterías y supercapacitores [18]. Otras ventajas de las redes de CC con respecto a las redes de CA son:

- Conexión más eficiente de dispositivos de naturaleza de CC si se hace directamente a un bus de CC. La reducción de convertidores de potencia impacta positivamente en la eficiencia y confiabilidad del sistema, ya que el uso de menos convertidores da como resultado una menor pérdida de energía y menos posibilidades de fallas en los interruptores de conmutación [15] [18] [19].

-
- La planificación, implementación y operación de redes de CC es más simple, confiable, eficiente y menos costosa [21].
 - Los problemas de calidad de energía como caídas o aumentos de tensión, desequilibrios y parpadeo, entre otros, asociados a la alta penetración de recursos renovables, se mitigan fácilmente en sistemas de CC con un control adecuado del voltaje del bus CC [22].
 - La estabilidad depende del mantenimiento del voltaje del bus CC dentro del rango de operación normal para todos los dispositivos conectados al bus.
 - Los avances en la tecnología de conversión CC/CC han dado como resultado convertidores altamente eficientes y confiables que brindan el efecto "transformador de CC". Esto proporciona ahorros de espacio y elimina la necesidad de sincronización.
 - En las mismas condiciones, las líneas de distribución de CC pueden transmitir más potencia que la de CA; por lo tanto, permite una mayor extensión de la red para la misma carga, y proporciona una distribución de energía confiable y de alta calidad.
 - Son menos susceptibles a fallas debido a perturbaciones de la red principal, porque la interfaz del convertidor CA/CC proporciona un búfer de AE y puede reemplazar los conmutadores rápidos utilizados en las redes de CA [23] [24].
 - La mayoría de las cargas electrónicas en edificios y residencias se pueden suministrar directamente con CC, lo que hace que una red de CC sea adecuada como estructura de sistema de distribución [20].

El objetivo principal de una red de CC es proporcionar la energía que demandan las cargas (usuarios), haciendo uso de los RED en forma eficiente y confiable. Sin embargo, las redes de CC introducen un gran número de retos operacionales que conllevan a la necesidad de adaptar nuevos modelos de la red y evaluar eficientemente su flujo de potencia [11]. Uno de los retos principales es la integración de los dispositivos que componen la red, lo cual se basa en el análisis del potencial energético de una región, para identificar e integrar las unidades de generación y de almacenamiento necesarios para satisfacer la demanda de potencia de los diferentes usuarios dentro de la red [25]. Para esto se requiere emplear las curvas de generación asociadas a los diferentes recursos energéticos identificados en la región, como también las curvas de demanda de potencia que presentan los usuarios que integraran la red [11]. Una vez integrados los diferentes RED dentro de la red, se deben plantear estrategias de operación de GD y AE que permitan

satisfacer las demandas de potencia presentadas por los usuarios, obteniendo el mayor aprovechamiento de las FER, y cumpliendo con los diferentes indicadores técnicos, económicos y ambientales planteados por el operador de red, como es el caso de la reducción de costos operativos, pérdidas de potencia, mejora de los perfiles de tensión, reducción del impacto ambiental asociado a la operación del sistema, entre otros [4].

La operación de los GD y AE dentro de las redes eléctricas modifica el comportamiento de la red, generando impactos en el sistema que pueden ser positivos o negativos dependiendo de la calidad de la estrategia de operación empleada para dichos dispositivos [11]. Una operación adecuada de los GD y los AE dentro de la red, permite obtener diferentes beneficios desde los puntos de vista técnico, económico y ambiental. Dentro de los beneficios técnicos se encuentran disminución de pérdidas de energía, mejoras en el perfil y estabilidad de tensión, y descongestión en las líneas de distribución, entre otros [4]. Desde lo económico, la adecuada operación de los GD permite reducir los costos de operación de la red por medio de la disminución de pérdidas técnicas y el uso de combustibles fósiles [2]. Finalmente, desde el punto de vista ambiental, la operación óptima de los GD permite reducir las emisiones de CO₂, cuando son integradas tecnologías a base de energías renovables. Por el contrario, es importante remarcar que una operación inapropiada de los GD y los AE en el sistema, puede generar efectos adversos en la red, obteniendo resultados opuestos a los beneficios ya mencionados para la red de CC.

La operación de las redes de CC se puede abordar desde la perspectiva dinámica o estática [22]. En el análisis dinámico, la mayoría de los esfuerzos se centran en el control de los convertidores de potencia en la interfaz de sistemas de CC con redes convencionales de CA, o en la interconexión de múltiples RED en redes de CC [23]. En el caso de un análisis estático en redes de CC, la mayoría de los esfuerzos están relacionados con el flujo de potencia (FP) y el análisis de flujo de potencia óptimo (FPO). Estos se centran en determinar los conjuntos de perfiles de voltaje y las generaciones de energía para un escenario de condición de carga particular [15]. Es importante tener en cuenta que el análisis del flujo de potencia en las redes de CC es diferente de la potencia linealizada en la red de CA, que generalmente se conoce como flujo de potencia de CC. El flujo de potencia en las redes de CC es un problema no lineal que se puede definir en el conjunto de números reales. Por lo tanto, es posible obtener diferentes linealizaciones de su contraparte CA, que comúnmente se

define en el conjunto de números complejos [18]. Adicionalmente, los beneficios que pueden ser obtenidos mediante la operación de una red CC se encuentran estrechamente ligados a la calidad de las estrategias de gestión de la energía aplicadas a los dispositivos que componen la red, principalmente GD y AE, por lo cual es indispensable proponer estrategias de control inteligente y de optimización que permitan operar la red eléctrica dentro de las condiciones técnico operativas permitidas, que promueven el alcance de los diferentes objetivos propuestos por el propietario u operador de esta.

Las estrategias de solución pueden ser planteadas de desde un enfoque mono-objetivo (una única función objetivo) o considerar simultáneamente varias funciones objetivo (enfoque multi-objetivo) [55]. Resolver la optimización multi-objetivo conlleva a una mayor complejidad desde el punto de vista matemático, ya que implica combinar y equilibrar diferentes funciones objetivo, cuya formulación del problema involucra variables con dinámica no lineal [26].

Para el control inteligente de las redes de CC se han utilizado diferentes estrategias básicas y de control avanzado centralizado, descentralizado y distribuido. Estas estrategias promueven la operación de la red dentro de sus restricciones técnicas, alcanzando diferentes objetivos técnicos, económicos y ambientales desde un punto de vista mono-objetivo con una tendencia al alza de análisis multi-objetivo. Sin embargo, para redes de CC grandes y complejas se recomienda emplear un control jerárquico de 2 o de 3 niveles, ya que utiliza las tres estrategias básicas de control en tareas específicas de cada nivel, sacando ventaja de cada estrategia y reduciendo las deficiencias individuales de cada una de ellas [16]. El control jerárquico de las redes de CC está diseñado para coordinar la operación de diferentes dispositivos de AE, diferentes GD, cargas y fuentes de energía renovable, con una estructura basada en la funcionalidad que ofrecen tres niveles de control generalmente: control primario, secundario y terciario. El controlador primario utiliza mediciones locales para establecer el voltaje del bus de CC y garantizar el intercambio de energía concomitante, en condiciones estables y dinámicas, para lo cual se emplean estrategias de control inteligente. El controlador secundario se emplea para compensar la desviación de voltaje resultante del controlador primario y para minimizar el desequilibrio de potencia, para lo cual se emplean estrategias de control combinadas con algoritmos de optimización que permiten encontrar las referencias de operación de los dispositivos que permiten satisfacer todas las restricciones

técnicas. Finalmente, el controlador terciario (nivel superior) tiene la función principal de mantener el funcionamiento óptimo dentro de la red de CC, y de su conexión con la red principal [16], buscando la forma de operar la red en un modo que permita alcanzar diferentes objetivos técnicos económicos y ambientales desde un enfoque mono y multi-objetivo.

Dentro de la revisión del estado del arte realizado en este documento, se encontró un crecimiento exponencial en el número de trabajos que abordan el problema de gestión de la energía en redes eléctricas en redes de CC, identificando una tendencia al alza de la implementación de algoritmos de control y optimización que permiten alcanzar diferentes beneficios para el operador de la red. Lo anterior demuestra la importancia y relevancia de la temática abordada en esta tesis doctoral, por lo que es necesario promover estrategias eficientes de gestión de la energía, que permitan desde un punto de vista multi-objetivo impactar diferentes indicadores técnicos, económicos y ambientales de la red eléctrica de CC.

Descripción del problema

La tecnología actual en redes de transporte de energía eléctrica enfrenta retos, debido a aspectos como la operación en CC de los generadores solares FV y los sistemas de AE, o la generación de energía eléctrica de frecuencia variable en CA asociada a los parques eólicos, esto debido a la fluctuación del recurso energético primario (vientos), lo cual también ocurre en otras FER como es el caso de la energía hidráulica y la mareomotriz [27]. Para dar atención a esto, en los últimos años y a nivel mundial se han empleado redes de transporte de energía en CC, sobre los que se investigan nuevas configuraciones para mejorar su desempeño [9], generando un gran interés en este tipo de sistemas debido a sus múltiples ventajas con respecto a las redes CA (facilidad de integración de FER que generan en CC y de dispositivos de AE, aumento de la capacidad en las líneas eléctricas, ausencia de frecuencia y de potencia reactiva, reducción en la complejidad de los modelos matemáticos de la red, entre otras) [15] [19]. Al mismo tiempo, la evolución de la electrónica de potencia, así como, la reducción de costos en su proceso de producción, han permitido la evolución y alta implementación de las redes de CC en todo el mundo [9] [18], promoviendo la independencia energética de las comunidades pertenecientes a zonas no interconectadas (ZNI) a la red eléctrica,

permitiéndoles ser parte del suministro de electricidad [4], con lo cual se mejora la calidad de vida de los usuarios que habitan en ellas y sus condiciones económicas.

Las redes de CC de baja y mediana potencia están compuestas por un conjunto de cargas, fuentes de generación distribuida (de energías renovables y no renovables) y elementos de AE, que se interconectan entre sí con diferentes topologías (radiales y malladas) [8]. Para poder satisfacer la demanda de potencia y mejorar las condiciones técnico-operativas de la red CC, son necesarias dos fases fundamentales: una adecuada planeación y una gestión eficiente de los elementos que componen la red. La planeación permite una adecuada selección, localización y dimensionamiento de los RED (GD y AE), para aprovechar todo el potencial energético de una región y permitir la explotación intencionada y segura por parte de los usuarios de la red. Adicionalmente, posterior a la planeación de la red, es necesario contar con una gestión eficiente e inteligente de los recursos energéticos de esta, que permita obtener diferentes beneficios técnicos, económicos y ambientales por medio del ajuste de la generación y almacenamiento de energía (gestión energética de recursos existentes dentro de la red). Los beneficios obtenidos por parte de los usuarios o propietarios de la red de CC a través de la gestión de la energía pueden ser: continuidad y aumento en la disponibilidad del suministro de energía, reducción de pérdidas de energía asociadas al transporte, reducción de costos de operación y mantenimiento de equipos, regulación de los perfiles de tensión, reducción de las emisiones de gases, entre otros [6]; esto se puede lograr aún bajo un escenario de planeación deficiente de la red. Es importante resaltar que la gestión de la energía dentro de la red es la piedra angular para obtener los beneficios anteriormente planteados, dado que de nada sirve una correcta planeación del sistema eléctrico, si al momento de operar el recurso energético no se cuenta con una estrategia adecuada de gestión de la energía, siendo esta crucial, ya que es posible mejorar el impacto de redes eléctricas mal planeadas por medio del fortalecimiento de la estrategia de gestión de la energía aplicada a estas [28].

Basados en las ventajas y necesidades anteriormente descritas, en la actualidad se requiere proponer estrategias de gestión de la energía eficientes para las redes CC, capaces de administrar de forma inteligente la generación de cada una de las fuentes de energía (renovables o no renovables), como también, de controlar la inyección/absorción de potencia por parte de los AE cuando existan requerimientos/ excesos de potencia dentro de la red [7]. Este problema, llamado

también despacho óptimo de potencia, requiere a su vez del planteamiento y solución de modelos matemáticos que representen el comportamiento no lineal y no convexo de la red de CC bajo un entorno de RED, los cuales garanticen el cumplimiento de los requerimientos técnicos-operativos tanto de la red CC como de los RED; planteando dentro de ellos las diferentes funciones objetivo técnicas, económicas y ambientales que promuevan beneficios para el propietario o usuarios de la red eléctrica. Para brindar solución a dichos modelos y obtener los beneficios descritos en párrafos anteriores, se deben desarrollar estrategias y herramientas computacionales que determinen, en el menor tiempo posible, la mejor configuración de potencia para los GD y AE del sistema. Estos componentes de la red deben ser gestionados, dentro de unos límites técnicos, para actuar como una sola entidad controlable de generación y consumo de energía [4].

Para analizar el impacto de las configuraciones de potencia que pueden surgir dentro de las estrategias de gestión de la energía, es necesario aplicar un flujo de potencia a la red, por medio del cual se obtienen las diferentes variables del sistema: tensiones nodales y corriente en las líneas. De la selección del método de solución del modelo matemático que representa la red, y de las técnicas de optimización utilizadas, dependerá el impacto en la función objetivo seleccionada y el tiempo de procesamiento requerido por estas [29]. Adicionalmente, es importante resaltar que el problema de flujo de potencia debe ser resuelto múltiples veces dentro del proceso de gestión de la energía, para evaluar las diferentes configuraciones propuestas [30]. Por lo tanto, se requieren métodos de solución del flujo de potencia que puedan aplicarse a redes de CC, con configuraciones radiales o malladas, de cualquier tamaño y condición de carga, que ofrezcan resultados suficientemente precisos con bajo esfuerzo computacional y, por lo tanto, con tiempos de procesamiento más cortos en comparación con los métodos iterativos de solución comúnmente adoptados para este problema. Sumado a todo lo anterior, la variabilidad e intermitencia de los generadores basados en FER, la capacidad y la velocidad de carga/descarga de los AE, y la variación de la demanda de energía, hacen que la gestión y operación de este tipo de redes de CC sea un problema de alta complejidad, donde se requieren evaluar múltiples escenarios de generación con el objetivo de obtener el despacho óptimo de potencia, en un periodo de tiempo establecido (generalmente 24 horas), el cual requiere de estrategias de control eficientes para lograr cumplir con todos los requerimientos y restricciones de la red, con tiempos de procesamiento reducidos.

Por último, dentro de la literatura especializada se encuentra una tendencia a la aplicación de metodologías de solución multi-objetivo que promuevan el impacto positivo de diferentes objetivos técnicos, económicos y ambientales de la red a través de una misma configuración de potencia [15] [19]. Lo anterior permite brindar una solución integral al problema de gestión de la energía, permitiéndole al propietario u operador de la red brindar un mayor peso al objetivo más relevante dentro de un caso particular de operación. Para lograr lo anterior, se ha notado un incremento en el planteamiento de estrategias de optimización multi-objetivo, las cuales aún requieren mejorar el impacto en la calidad de las soluciones otorgadas y reducir los tiempos de procesamiento asociados a esta.

De la revisión realizada a la literatura especializada, se encontró que la exploración y el avance en estrategias de gestión de la energía en de redes de CC no ha sido tan notable como en las de CA [31]. Específicamente, para la gestión de los GD basados en energías renovables y de los AE en redes de CC, se requiere proponer modelos matemáticos y estrategias de solución y de optimización que contemplen escenarios de generación y demanda de potencia variables, como también que implementen modelos multi-objetivo que consideren el mayor número de aspectos técnico-operativos posibles, y que promuevan la integración eficiente de estos dispositivos dentro de la red eléctrica de CC. Además, estas estrategias de solución y optimización deben dar respuesta a los modelos matemáticos de la red CC en tiempos de cómputo lo más cortos posible, con el objetivo de analizar el mayor número de escenarios posibles en los tiempos reducidos que componen la variación de generación y demanda dentro de las red eléctricas [32].

A partir de todo lo anterior, en esta tesis doctoral se planteó la siguiente pregunta de investigación: ¿En cuánto pueden ser mejorados los indicadores técnicos, económicos y ambientales de una red eléctrica de CC, a partir del desarrollo de una estrategia de gestión inteligente de la energía para redes de CC que considere escenarios de RED (GD a partir de FER y AE), con generación y demanda de energía variables, y un enfoque de optimización multi-objetivo?

Objetivo general

Desarrollar una estrategia para la gestión inteligente de la energía para redes de corriente continua, considerando escenarios con recursos energéticos distribuidos y un enfoque multi-objetivo, para la mejora de las condiciones técnicas, económicas y ambientales de la red.

Objetivos específicos

- Establecer las variables y parámetros para delimitar un modelo matemático de las redes de corriente continua, para la aplicación de estrategias de gestión de la energía red bajo un enfoque de recursos energéticos distribuidos que considere la mejora de las condiciones técnicas, económicas y ambientales de la red.
- Proponer una estrategia de gestión de la energía a través de un modelo multi-objetivo para resolver el problema de gestión de la energía en redes de corriente continua, que permita mejorar los indicadores técnicos, económicos y ambientales de la red bajo un enfoque de recursos energéticos distribuidos.
- Evaluar la estrategia de gestión de energía propuesta en escenarios de prueba disponibles en la literatura especializada para verificar la eficiencia y robustez de la estrategia desarrollada, en términos de la calidad de la solución obtenida, repetitividad y tiempos de procesamiento requerido.

Organización del resto del documento

Este documento se compone de 6 capítulos, 11 anexos, y finaliza con las referencias bibliográficas. En el Capítulo 1 se presenta el marco teórico y el estado del arte abordado en esta tesis doctoral. En el Capítulo 2, se presenta la propuesta metodológica con la formulación matemática del problema de gestión de energía en redes de CC, bajo escenarios de RED y enfoque multi-objetivo. En el Capítulo 3 se describe la metodología maestro-esclavo, iniciando con el planteamiento de los cinco métodos de optimización seleccionados en la etapa maestra para solucionar el flujo de potencia óptimo de la red de CC, de acuerdo con las tres funciones objetivo-describas en el Capítulo 2. También se presenta el método seleccionado para resolver el flujo de potencia horario de la red de CC. En el Capítulo 4, se da la descripción de los dos sistemas de prueba utilizados para verificar

los métodos de solución propuestos, con sus parámetros eléctricos y las condiciones de operación de la red de CC. En el Capítulo 5 se presentan los resultados de aplicar los métodos de solución para el flujo de potencia horario, así como para la gestión inteligente de energía desde un enfoque de objetivos múltiples (flujo óptimo de potencia), bajo la metodología maestro-esclavo y el enfoque multi-objetivo para la gestión de energía en redes de CC bajo escenarios de DER. En el último capítulo se dan las conclusiones de esta tesis doctoral, así como las recomendaciones posibles trabajos futuros.

1. Marco teórico y estado del arte

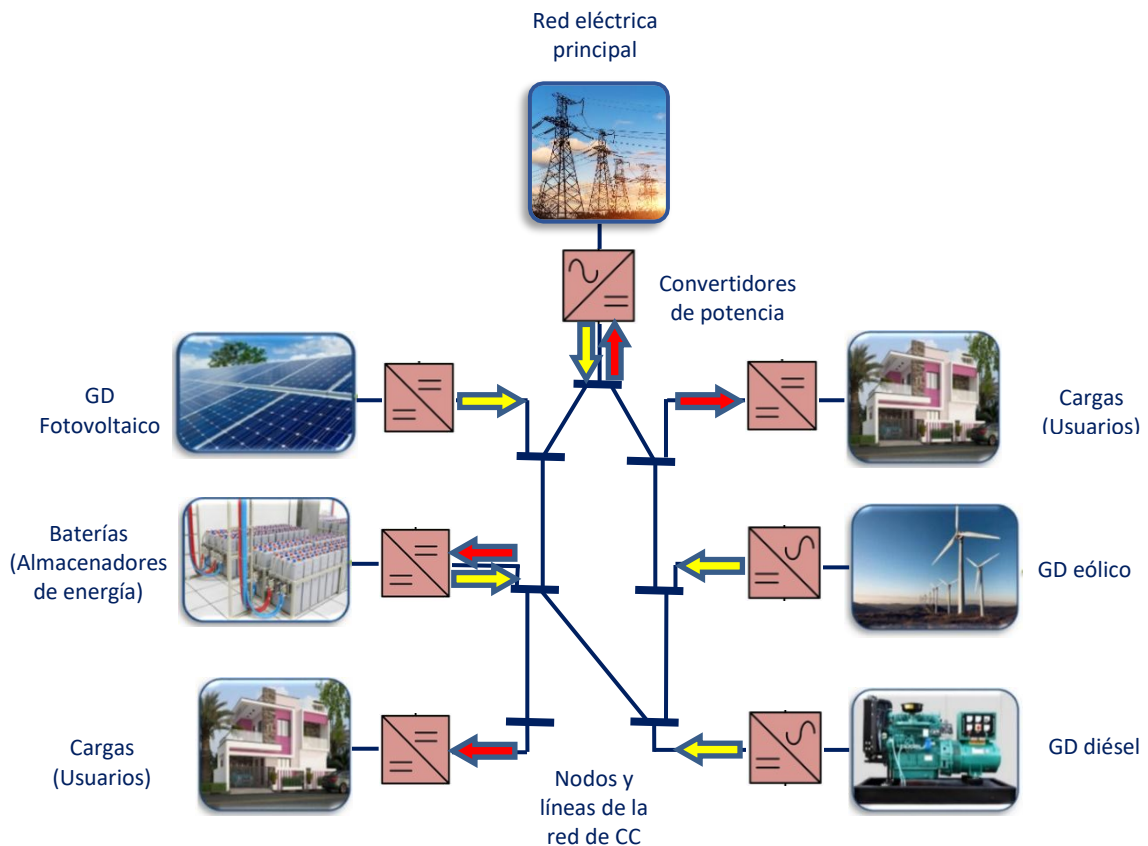
Antes de iniciar con el estado del arte es conveniente describir los componentes y modos de operación de una red eléctrica de CC, dado que, para identificar los aportes realizados dentro del estado del arte en términos de estrategias de gestión de la energía, es necesario comprender la operación del sistema y la interacción de sus componentes, para de este modo poder interpretar las funciones objetivos propuestas y el conjunto de restricciones que define la red de CC con todos sus componentes.

1.1 Redes eléctricas de corriente continua (Redes de CC)

Una red de CC es un sistema eléctrico conformado por GD, sistemas de AE, líneas de distribución de energía y cargas asociadas a los usuarios de la red. Los GD pueden utilizar recursos de energía renovable como la solar, la eólica y la hidráulica [20], o también pueden ser alimentados por recursos fósiles como el diésel, la gasolina, el gas, el carbón, entre otros. Esta estructura proporciona energía eléctrica de manera controlada a los usuarios de la red, y debido a la utilización de recursos energéticos no contaminantes, estas pueden ayudar a mitigar las emisiones de gases de efecto invernadero y contribuir a formar sistemas energéticos sostenibles [20]. Para la interconexión e integración de los diferentes dispositivos dentro de la red, se utilizan también elementos de electrónica de potencia y de control (convertidores de potencia), para garantizar la operación de cada uno de los dispositivos de la red de CC dentro de sus limitaciones técnicas y operativas. En la Figura 1.1 se muestra un esquema de la red de CC y sus componentes, donde las flechas rojas están asociadas a elementos consumidores de potencia, y las amarillas a generadores de potencia.

Las líneas de distribución de energía permiten conectar los nodos del sistema en topología radial o enmallada. El número de nodos y distancias entre estos, dependen de las características topográficas de la región donde se ubica la red. La selección de calibres de las líneas dependerá de

Figura 1.1: Componentes de una red eléctrica de CC.



los requerimientos técnicos asociados a las cargas.

Las redes de CC pueden funcionar en el modo “conectada a la red principal”, o en el modo “aislada”. La red de CC conectada a la red principal ajusta el equilibrio entre generación y demanda de potencia, comprando o vendiendo energía a la red principal, para maximizar los beneficios operativos de la red de CC; se implementan para facilitar la integración de los GD basados en FER en la red principal [33]. La red de CC opera en modo aislada cuando la red principal no está disponible debido a causas como la ausencia del servicio eléctrico, una falla, eventos inesperados, o por operación aislada programada [20]. Si la red de CC está ubicada en zonas alejadas o no

interconectadas, debido a que la extensión de la red principal es técnica y/o económicamente inviable, la red de CC solo opera en modo aislada [33].

A continuación, se definen cada uno de los elementos que componen la red de CC.

- **Generadores convencionales y red principal:** los generadores convencionales (GC) son aquellos de gran capacidad de generación eléctrica, generalmente a base de combustibles fósiles (carbón, diésel, gas) o en plantas hidroeléctricas [34]. Son generadores cuya fuente de energía es tal que permite la generación de cualquier cantidad de energía eléctrica, para satisfacer toda la demanda de un sistema de potencia en cualquier momento [31]. Tradicionalmente, la red eléctrica principal se ha desarrollado como un sistema eléctrico compuesto de grandes centrales con GC, generalmente ubicadas lejos de la demanda, y grandes redes de transmisión y de distribución que llevan la energía generada hasta los usuarios [20].
- **Generadores distribuidos:** son generadores a mediana y baja escala (menor a 100 MW) en comparación con los generadores convencionales [34]. Los GD presentan como característica principal que son instalados en lugares cercanos al consumidor final, eliminando la necesidad de implementar un sistema de transmisión de potencia, lo cual permite reducir los costos de inversión y operación asociados al transporte de energía [20] [31]. Se estima que con la instalación de GD se obtiene la reducción de costos por pérdidas de transporte de energía del orden del 5 al 10 % de toda la potencia generada [34]. Estos GD pueden proporcionar energía eléctrica a partir fuentes de energía convencionales (FEC) y no convencionales (FENC). Las FEC más comúnmente utilizadas en las redes de CC son el gas, el diésel y la gasolina. Entre las FENC se encuentran los recursos energéticos renovables tales como las energías eólica, fotovoltaica, hídrica, la biomasa, las celdas de combustible, entre otros [34]. Las FENC tienen un menor impacto ambiental en comparación con las FEC, siendo su implementación más costosa debido a que son tecnologías aún en desarrollo. Su instalación depende de las condiciones geográficas y la disponibilidad energética de la zona donde esté ubicada la red de CC [35].

Otros beneficios de los GD son: generación de energía limpia utilizando FENC, costos evitados en la expansión o repotenciación de sistemas de distribución, reducción de costos por mantenimiento

de la infraestructura, aumento de confiabilidad a los consumidores y atención más rápida al crecimiento de la demanda [34]. Entre las desventajas de los GD están: la generación de potencia está limitada a la disponibilidad de su fuente de energía principal (no son capaces de proporcionar cualquier cantidad de potencia en cualquier momento), y la naturaleza de generación variable e intermitente de las FENC; esto último conlleva a la implementación de AE para mitigar este problema [36].

- **Sistemas de AE:** son los encargados de balancear la distribución de energía en la red de CC, almacenando energía cuando hay exceso de generación, o inyectando energía en la red cuando la generación no alcanza a cubrir la demanda de los usuarios [36]. Los sistemas de AE son utilizados en redes de CC tanto conectadas a red como en las aisladas. Sin embargo, la utilidad de los AE es mayor en las redes aisladas, puesto que permiten suplir la energía almacenada en momentos de baja generación, evitando el uso de energías fósiles de alto costo e impacto ambiental, y ausencia total del servicio eléctrico [31]. En el modo “conectada a una red”, debido a los precios de venta/compra de energía, no siempre es conveniente vender el excedente de energía renovable, y es mejor almacenarla y luego utilizarla, para reducir la energía proveniente de la red principal en el cubrimiento de la demanda de potencia [37].

En la actualidad existen diferentes tipos de AE (electroquímicos, mecánicos, térmicos, etc.), los cuales presentan diferentes características constructivas y operativas (tiempos de carga y descarga, vida útil, etc.) [31]. Los AE de mayor implementación en las redes de CC son las baterías y los supercapacitores [37]. Sin embargo, las baterías son la tecnología de mayor madurez y uso a nivel industrial, comercial y residencial en redes de CC [20] [36], siendo las baterías de iones de litio la tecnología de almacenamiento de mayor uso en la actualidad debido a sus características técnicas y el sistema de almacenamiento empleado en esta tesis de doctorado.

- **Cargas eléctricas:** agrupan todos los dispositivos que demandan energía a la red, se pueden clasificar como residenciales, comerciales o industriales; a su vez, pueden pertenecer a dos categorías: cargas críticas y cargas no críticas [20]. Las cargas críticas no pueden dejar de ser energizadas ya que generan impactos negativos (económicos y operativos) a los usuarios de la red; por ejemplo, hospitales, aeropuertos, servidores de redes, sistemas de vigilancia, etc. Las cargas no

críticas corresponden a aquellas que son programables o desconectables, cuyo tiempo de funcionamiento puede ser alterado sin consecuencia alguna para el usuario final.

El diseño y la planificación de GD y AE en una red de CC se realiza a partir de los requerimientos de las cargas en la red, por lo que una adecuada identificación del tipo de carga y de su demanda de energía permite un dimensionamiento del recurso energético. Si en la red existen cargas críticas, la red debe ser diseñada y gestionada para que estas cargas siempre tengan suministro de electricidad, o cuenten con el mayor número de horas de suministro posibles. Es importante destacar que el modelo matemático que representa la carga varía dependiendo de su naturaleza (cargas de impedancia o potencia constante, o cargas dinámicas), lo cual debe ser tenido en cuenta al momento de modelar el problema de gestión de energía en la red de CC.

- **Convertidores de potencia eléctrica:** los dispositivos de transformación y control de potencia son conocidos como convertidores y procesan la potencia eléctrica mediante dispositivos electrónicos [7] [10] [20]. Los dispositivos de potencia tienen terminales de entrada, de salida y una entrada de control. Entre sus representaciones fundamentales están los convertidores de CC/CC, de CA/CC y los de CC/AC. Un convertidor de CC/CC puede entregar un voltaje de CC mayor, o menor, a su fuente de voltaje de CC de entrada. Los convertidores de CA/CC son conocidos como rectificadores y su función principal es convertir el voltaje de CA en voltaje de CC. Por otra parte, los convertidores de CC/AC se conocen como inversores y convierten un voltaje de CC en un voltaje de CA, permitiendo así controlar su magnitud y su fase [15] [21]. Los inversores son sistemas compuestos por dispositivos electrónicos de potencia y fuentes de voltaje de CC, las cuales, dependiendo de su correcta operación, permiten generar formas de onda de voltaje con variación controlable de la frecuencia, fase y amplitud [33] [37]. Los convertidores de potencia son los que permiten la interconexión de los diferentes dispositivos de generación, almacenamiento y demanda de energía que operan en CC y CA por medio de un punto de acople o nodo común. A nivel comercial estos dispositivos son ofrecidos por diferentes fabricantes como Siemens, ABB, Schneider Electric, entre otros.
- **Líneas de distribución de energía:** son las encargadas de transportar la energía eléctrica, desde el punto de generación de energía hasta cada uno de los diferentes puntos de consumo o de

almacenamiento de energía del sistema [31][32]. Son los encargados de interconectar los componentes del sistema y sus calibres dependerán de las necesidades de cada uno de los componentes de la red.

1.2 Estado del arte

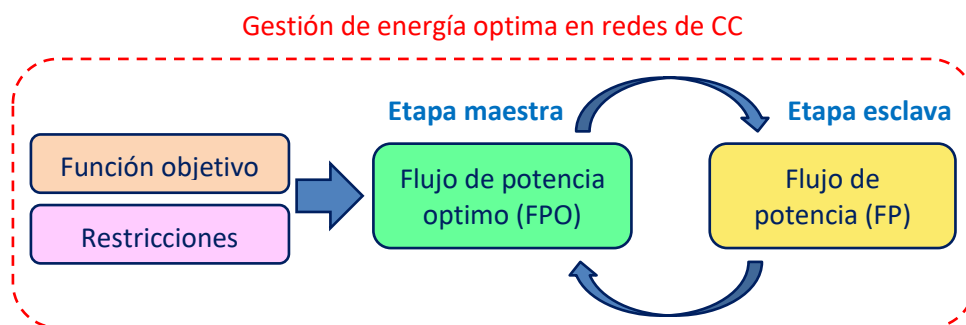
1.2.1 Modelado matemático del problema de gestión de la energía en redes de CC

Las estrategias de gestión de la energía en redes de CC bajo escenarios de RED, buscan identificar los niveles de potencia óptima que deben inyectar y/o almacenar diferentes GD y AE instalados dentro de la red eléctrica. Al mismo tiempo, estas estrategias deben tomar decisiones de control para mejorar la eficiencia y la confiabilidad del sistema [48]. El esquema de la estrategia de solución para la gestión de la energía en redes de CC, debe tener en cuenta aspectos como: las variaciones en la generación disponible y demanda de potencia, las características técnicas de la GD y AE utilizados, el tipo de red de CC (radial o mallada, aislada o conectada a la red), entre otras [49]. Para incluir esta información dentro del problema aquí estudiado, se deben realizar modelos matemáticos para representar la operación de todos los componentes de la red de CC, y las variables y los parámetros que la afectan. Luego, el modelo matemático se debe resolver utilizando estrategias de optimización y métodos de control inteligente, para cumplir con objetivos técnicos, económicos o ambientales impuestos por el operador de la red [50].

La mayor parte de los condicionantes técnicos y económicos en redes de CC, tales como límites de generación de potencia, balance de potencia activa, límites de estado de carga en los AE (baterías), potencia máxima y mínima de carga y descarga de las baterías, y límites de tensión, han sido reportados en los modelos matemáticos de investigaciones anteriores [31] [51]. Sin embargo, dentro de los modelos matemáticos encontrados y que incluyen la operación de baterías, no se han integrado los condicionantes relacionados con la corriente que circula por las líneas de la red, la cual es diferente para cada línea que compone los sistemas eléctricos en redes telescópicas, las cuales son las más utilizadas en microrredes debido a que reducen el costo de inversión del sistema eléctrico [52]; lo anterior, se muestra como una importante oportunidad de investigación.

De los trabajos revisados en la literatura, se encontró que el problema de gestión de la energía en redes de CC se puede resolver dividiendo dicho problema en dos etapas. La primera, plantea un problema de flujo de potencia óptimo (FPO) en la red, el cual busca identificar los niveles de potencia a inyectar por cada GD y a inyectar/almacenar por cada AE instalados dentro de la red, de modo que cumpla con una función objetivo para mejorar aspectos técnico-operativos de la red. Esta función objetivo puede tener un enfoque mono-objetivo o multi-objetivo, y está sujeta a un conjunto de restricciones asociadas a limitaciones físicas de la red y a la función objetivo misma. La otra etapa plantea un flujo de potencia (FP), el cual es esencial para analizar el impacto de cada posible configuración de potencia propuesta por el FPO de la primera etapa. Esto es, el FP determina si la configuración de potencia es factible o no, por el cumplimiento tanto de la función objetivo, como del conjunto de restricciones de la red. Las dos etapas de la estrategia de gestión de la energía en la red de CC se comunican constantemente, a través de una metodología maestro-esclavo, como se ilustra en la Figura 1.2. De esta manera, la aplicación de un método de control inteligente o técnica de optimización para la configuración de potencia de los diferentes GD y AE instalados en la red, permite obtener los mayores beneficios para el propietario u operador de la red de CC.

Figura 1.2: Metodología maestro-esclavo para la gestión óptima de la energía en una red eléctrica de CC.



- **Curvas de generación y demanda.** Para realizar una gestión óptima de la energía en redes eléctricas es necesario disponer de información, tanto del potencial de generación eléctrica disponible a partir de fuentes de energía renovables y no renovables, así como de la demanda de energía por parte de los usuarios de la red. Para evaluar el potencial energético de la región donde

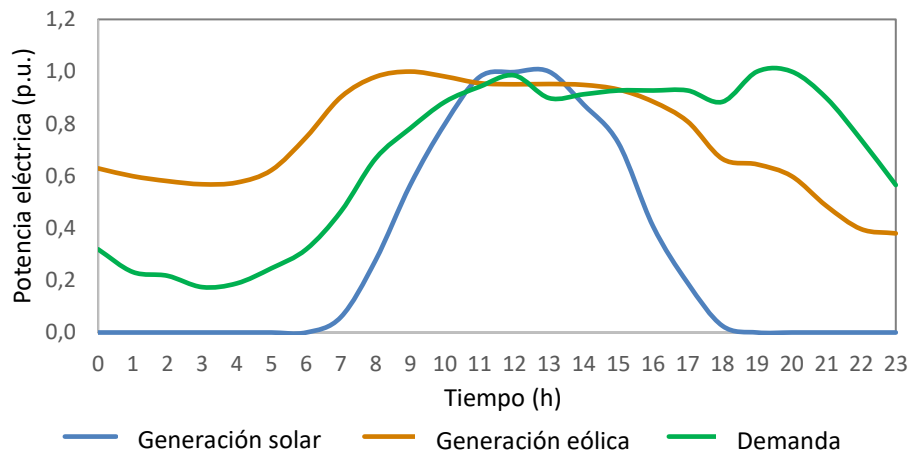
se localice la red, inicialmente se requiere recopilar datos de los recursos energéticos disponibles y de las variables que inciden en la generación eléctrica (radiación solar, velocidad del viento, caudales en ríos y riachuelos, etc.) [53]. Luego, se deben aplicar técnicas de predicción para estimar el potencial de generación eléctrica de las fuentes de energía renovable, para un periodo de tiempo predeterminado. De hecho, la selección de alguno de los métodos de predicción depende del periodo de tiempo (pequeño, mediano y largo plazo) en que se realizará la predicción [54]. Entre los métodos que se han empleado se destacan: métodos de predicción y clasificación de series temporales, métodos estadísticos y estocásticos [55], métodos basados en “big data” e inteligencia artificial [56] [57], y modelos híbridos, donde se combinan algunos de los métodos anteriores [85] [88]. También, como resultado de trabajos previos, existen documentos con información del comportamiento de algunos recursos energéticos en diferentes zonas geográficas del mundo. En particular, para Colombia se tiene el atlas de radiación solar, ultravioleta y ozono [62], el atlas de viento [63] y el atlas del potencial hidro-energético [64].

Para la estimación de las curvas de demanda de energía de los usuarios, existen dos metodologías a partir del criterio que las cargas sean nuevas o existentes. En el caso de cargas nuevas, se debe realizar un estudio de las cargas eléctricas que corresponden a los usuarios, para obtener la capacidad máxima de potencia instalada [65], y la curva característica de consumo horario de potencia de la región bajo análisis [66]. La metodología para cargas existentes consiste en planificar o predecir el crecimiento de la demanda en el tiempo. Para esto, es necesario plantear un modelo matemático que considere los parámetros de la región bajo análisis (tipos de carga, horarios de operación, clima, etc.) y los datos históricos de demanda, si estos existen [67]. Entre los métodos que se han implementado para la proyección de la demanda de energía en el tiempo están: modelos de regresión, técnicas metaheurísticas, redes neuronales, modelos de Box-Jenkins y modelos econométricos [103] [105]. A modo de ejemplo, la Figura 1.3 presenta el comportamiento horario en generación solar y eólico, como también en demanda de potencia eléctrica para un caso de Colombia.

Es importante mencionar que, el modelo matemático es alimentado por las variables del problema que corresponden al nivel de inyección de potencia por parte de los GD y AE. Estos recursos distribuidos se encuentran en función de los datos de potencial energético existente en la región

donde se encuentra localizada la red, y los niveles de potencia demandada por los usuarios conectados a esta. Por lo tanto, estos dos conjuntos de datos son un insumo principal para la aplicación de estrategias de gestión de la energía en redes de CC.

Figura 1.3: Ejemplos de curvas de generación de energía solar y eólica y curva de demanda de energía.



- **Flujo de potencia aplicado a la red de CC.** En el campo de las redes eléctricas, tanto de CA como de CC, el flujo de potencia (FP) es una herramienta esencial para realizar la planeación, operación y control de los dispositivos que componen la red. El FP permite determinar las variables eléctricas (corrientes por las líneas y perfiles de tensión nodal) que describen el comportamiento del sistema eléctrico, para un perfil de generación y demanda de potencia específico [71] [72].

A partir de las variables entregadas por el FP es posible evaluar todos los indicadores técnicos, económicos y ambientales planteados por el operador o propietario de la red [4] [73]; es decir, es posible verificar que la gestión de energía seleccionada para GD y AE mejora, o empeora, las condiciones operativas del sistema [4] [29] [71]. Para el cálculo de las variables eléctricas y los indicadores operativos de la red, se deben conocer los parámetros de las líneas y las potencias asociadas a las cargas de potencia constante y resistivas, como datos de entrada para resolver el problema [74].

- **Flujo de potencia óptimo aplicado a la red de CC.** El FPO es uno de los problemas de optimización no lineales y no convexos más importantes y estudiados en las últimas dos décadas

[88]. También es un problema de optimización a gran escala debido a la gran cantidad de variables tratadas, incluso en sistemas pequeños [88]. Resolver el FPO sigue siendo una tarea desafiante entre los investigadores de sistemas de energía [86]. El FPO es una metodología clave para la planeación, operación y control de energía en los sistemas eléctricos de potencia modernos [29]. Especialmente, en el contexto de las redes inteligentes, en donde la demanda y la generación son altamente variables en el tiempo [29]. Su objetivo principal es la distribución óptima de la potencia, asignando los niveles de inyección de potencia de los GD, y de inyección/almacenamiento de potencia en los AE, para maximizar (o minimizar según sea el caso) un indicador técnico-operativo (función objetivo) propuesto por el operador o propietario de la red [29] [75]. El problema está sujeto a restricciones de igualdad, tal como el flujo de potencia, y a restricciones de desigualdad tales como los límites de generación de potencia activa y de voltajes de nodo [75]. El análisis de FPO puede hacerse considerando una sola función objetivo (enfoque mono-objetivo), o teniendo en cuenta varias funciones objetivo a la vez (enfoque multi-objetivo). También, el FPO para la gestión de la energía en la red de CC, puede realizarse de forma independiente, optimizando por separado los GD y los AE, o en forma conjunta optimizando los GD y AE a la vez [75]. El problema de FPO puede ser abordado desde el análisis para una única hora [74] o para un horizonte de tiempo determinado (24 horas generalmente) [30]. En cualquiera de los casos puede utilizarse la metodología maestro-esclavo representada anteriormente [31].

- **Optimización con enfoque mono-objetivo.** Las funciones objetivo utilizadas en el problema de FPO se pueden clasificar en tres tipos: económicas, técnicas y ambientales [86]. En la literatura especializada se encuentran trabajos para las redes de CC, donde se optimizado individualmente una de las funciones objetivo indicadas a continuación. Desde el punto de vista técnico se destacan la reducción de pérdidas por transporte de energía [89], el aumento en la confiabilidad y en calidad de energía, la mejora perfiles de tensión, el aplanamiento de la curva de carga, y el máximo aprovechamiento de la vida útil de los dispositivos que componen la red [90]. Desde lo económico es altamente empleada la reducción de costos de operación [91] [92]. En lo ambiental sobresale la disminución de emisiones de CO₂ (Huella de CO₂) [9]. Todas las funciones se encontraron tanto para redes de CC que incluyen GD a partir de fuentes de energía renovable, como en redes de CC con sistemas de AE.

- **Optimización con enfoque multi-objetivo.** En la operación de redes eléctricas de CC, la decisión del operador de la red puede complicarse cuando se requiere combinar y equilibrar múltiples funciones objetivo de las ya mencionadas anteriormente [86] [93]. Por tanto, resolver la optimización multi-objetivo es una tarea compleja, debido a que la formulación del problema involucra variables con dinámica no lineal, y se requiere obtener las trayectorias óptimas de las variables de control en tiempo real en presencia de aleatoriedad. Por lo general, la optimización multi-objetivo proporciona un conjunto de soluciones igualmente buenas que representan un compromiso entre diferentes objetivos [93].

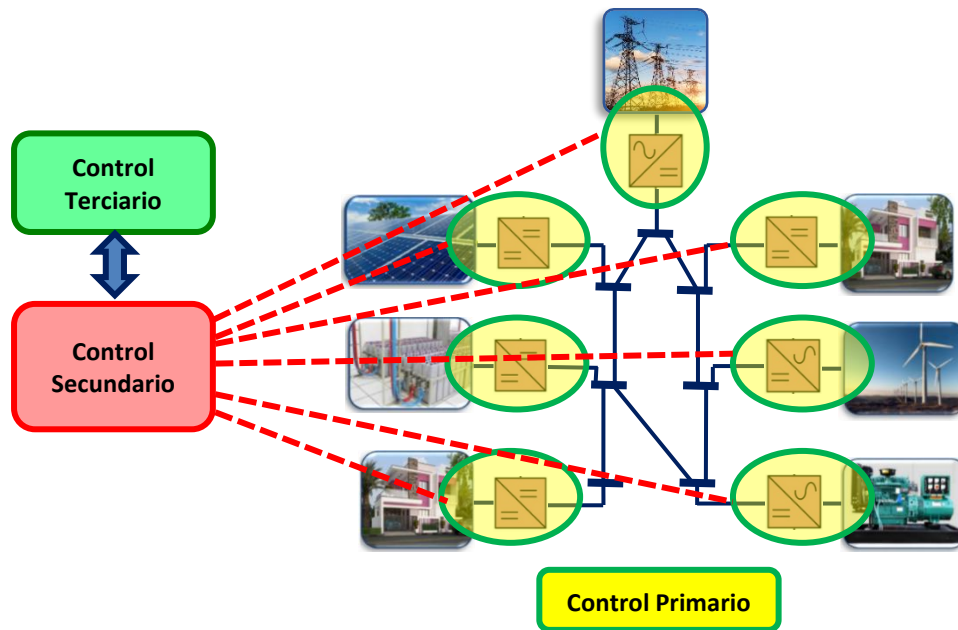
Los algoritmos evolutivos, como el algoritmo genético, se utilizan popularmente para resolver este tipo de formulaciones de optimización multi-objetivo debido a su ventaja al proporcionar el compromiso entre diferentes objetivos de una sola vez [20] y su facilidad para manejar la no linealidad. En contraste con esto, los algoritmos clásicos como la optimización de suma ponderada requieren varias ejecuciones para generar la compensación completa [93]. Todas las soluciones óptimas de Pareto en cada paso de tiempo se ponderan por igual en los valores normalizados y el conjunto de variables de decisión correspondiente a la solución óptima que tiene el valor mínimo del objetivo compuesto se selecciona y se propaga al siguiente paso de tiempo.

1.2.2 Esquema para la gestión de la energía en redes de CC

La gestión de la energía se encarga de la operación eficiente de los dispositivos que componen la red de CC, de tal manera que se garantice el balance de potencia global, se disminuyan los costos asociados a la operación, se mejore la calidad del servicio y se brinde el mayor aprovechamiento de la vida útil de los dispositivos que componen la red [48]. Para gestionar la energía de la red se realiza de forma coordinada el análisis de potencia (generación, consumo y almacenamiento de energía), tomando decisiones de control para mejorar la eficiencia y confiabilidad del sistema [43]. Por lo tanto, se requiere de un esquema de control que tenga en cuenta: el punto de operación de la red (nivel de tensión y limitaciones de potencia a inyectar), las perturbaciones externas asociadas a la generación y demanda de potencia, las características técnicas de los DG y AE de potencia empleados entre otros [76]. Para abordar este problema, en la literatura especializada se ha propuesto un esquema de control jerárquico multinivel, el cual divide el control de acuerdo a los requerimientos, condiciones y elementos que interactúan en cada etapa del proceso del control

[77]. El control jerárquico distribuye el análisis y las acciones de control en los controladores locales y uno superior, de tal manera que el sistema realice las acciones de control basado en la información cognitiva y social [78]. En la Figura 1.4 se muestra un esquema de control jerárquico centralizado en una red de CC, donde se observa la distribución de los diferentes niveles de control; este tipo de control debe tener disponibilidad y robustez en los canales de comunicación.

Figura 1.4: Esquema de control jerárquico centralizado en una red de CC.



A continuación, se describe cada uno de los niveles de control contenidos dentro del esquema jerárquico, definiendo sus funciones y su interacción entre niveles del control [46].

- **Control primario:** Este nivel realiza el control de la potencia local, de voltaje y corriente, en cada uno de los dispositivos que integran la red. Recibe los puntos de referencia suministrados por el control secundario (o por el operador de red), para realizar acciones de control sobre el convertidor de potencia encargado de integrar al bus de voltaje los diferentes dispositivos de GD, AE y de demanda de potencia que componen la red. Entre las principales funciones del control primario están: la distribución de la potencia en los componentes de la red, la estabilización del voltaje, la conexión y desconexión de componentes y mitigar los excesos de corriente dentro del sistema [79]. Este nivel de control no será analizado dentro de este trabajo dado que se considera

que los elementos que componen la red de CC ya permiten su adecuada operación dentro de los límites establecidos.

- **Control secundario:** Este nivel de control entrega las ordenes al control primario y recibe las asignaciones del terciario. A partir del análisis de los criterios técnicos establecidos por el operador de red, este nivel envía las señales de referencia al controlador primario y lleva la red a operar bajo las condiciones deseadas. El control secundario es el encargado de garantizar las condiciones técnicas de la red: restaurar la tensión, regular la calidad de la energía, coordinar los GD y AE, sincronizar la red de CC con la red eléctrica pública, aprovechar en mejor manera la vida útil de los dispositivos, etc. Esta etapa de control debe tener una respuesta dinámica más lenta que la del nivel primario, lo que facilita su diseño individual [80]. Esta etapa del control generalmente no adquiere información de la red de forma directa, limitándose al intercambio de información con el nivel primario.
- **Control terciario:** Es el nivel superior del control jerárquico, y por consiguiente el nivel más lento de la red [49]. Este nivel de control recibe información directa de la red y comparte información con el nivel secundario, manipulando a través de este las acciones de control aplicadas a los convertidores de potencia en el nivel primario. La principal función del control terciario es la gestión de la energía con funciones objetivos específicas, como es el caso de la reducción de las pérdidas de potencia, mejora de la calidad de la energía, reducción de los costos asociados a la operación, reducción de impacto ambiental, entre otros [81]. Analizando lo anterior, este nivel de control es el encargado de implementar estrategias que utilizan la predicción de la generación y la demanda de energía, el despacho de GD y AE, la desconexión de cargas, entre otros. Este tipo de control actualmente se encuentra desarrollado a nivel de laboratorio, con pocas aplicaciones industriales, siendo una necesidad actual la integración y evaluación de este tipo de estrategias dentro de las redes de CC.

Es importante resaltar que, dentro de un sistema de gestión de energía no es necesario contar con los tres niveles de control anteriormente descritos, sin embargo, siempre se debe contar en todo escenario con el nivel de control primario [79].

1.2.3 Estrategias inteligentes de gestión de la energía en redes de CC

La gestión de la energía de una red de CC puede ser orientada a satisfacer criterios técnicos, económicos o ambientales. Entre los objetivos están: mejorar de los perfiles de tensión, la reducción de pérdidas, y la mejora de la cargabilidad de las líneas. Entre los criterios económicos esta la venta y la compra de energía a la red principal. Los objetivos ambientales generalmente están relacionados con la reducción de emisiones de gases de efecto invernadero [81]. Estos objetivos pueden ser abordados desde un enfoque mono-objetivo o multi-objetivo, lo cual es decisión del propietario u operado de red. De acuerdo con esto, en el escenario de mayor complejidad, la gestión de la energía en una red de CC es un problema multi-objetivo, el cual requiere de estrategias de control de alto nivel que permitan cumplir con todos los requerimientos antes mencionados.

De acuerdo con los niveles de control jerárquico, en la gestión de la energía de una red de CC, inicialmente se debe garantizar que cada uno de los componentes de la red (GD, AE y cargas) opere dentro de los puntos de referencia adecuados. Esto se logra mediante la aplicación de estrategias de control primario [54] [61] a los convertidores de potencia encargados de integrar los componentes de la red. Algunos de esos controladores se basan en leyes adaptativas [83], balance de energía [84], control lineal [85] y teoría de modos deslizantes [55] [65][67]. Luego de garantizar la operación adecuada de los componentes de la red, se procede a integrar estrategias de control secundario y terciario que permitan gestionar y administrar los recursos energéticos, de tal manera que se alcancen las condiciones técnico-operativas propuestas por el operador de la red [68] [69]. Es importante destacar que en este trabajo se aborda la gestión de la energía dentro de la red CC desde los niveles secundario y terciario del control jerárquico; es decir, en estos niveles se determinan los parámetros de operación óptima (cantidades de potencia a inyectar, absorber y almacenar), asumiendo que los dispositivos empleados en la red garantizan el adecuado cumplimiento del nivel primario. Esta decisión se basa en que la mayoría de dispositivos empleados a nivel industrial ya cuentan con un controlador primario suministrado por el fabricante, al cual basta con asignar una referencia de operación para llevar el equipo a trabajar en el nivel de potencia deseado. También, cabe mencionar que la temática de control primario ha sido ampliamente abordada dentro de la literatura, por lo cual el control primario de dispositivos de potencia a nivel industrial ya se considera un tema de investigación y tecnología madura. Por otro

lado, el control a nivel secundario y terciario en una temática en desarrollo. De lo anterior, se identificó la necesidad de abordar las estrategias de control secundario y terciario, cuyos aportes en la literatura son menores, con una alta tendencia a crecer en su investigación, por lo cual estas temáticas serán el foco principal de esta propuesta doctoral.

En cuanto a las estrategias de gestión de energía para una red eléctrica, en la literatura especializada se han propuesto diferentes trabajos con enfoque, tanto mono-objetivo como multi-objetivo, que permiten brindar solución a este problema. Un ejemplo de esto es el trabajo presentado en [92], donde se propone un sistema de gestión de energía (SGE) para una red CC compuesta por una fuente de generación fotovoltaica, un AE y múltiples cargas, donde se realiza el balance de potencia, la desconexión parcial de carga y la generación de energía limitada, incluida la disponibilidad de potencia en la red. Sin embargo, la estrategia de control utilizada no es clara y tampoco especifica el objetivo de las restricciones que se toman en cuenta. Adicionalmente, no se da una mayor importancia a la restricción de potencia de la fuente de generación fotovoltaica, y se encarga al AE de acumular el exceso de potencia del sistema fotovoltaico en cualquier nivel del estado de carga, lo que genera violaciones de los límites técnicos asociados al AE. En [93] se propone un SGE para una red compuesta por una turbina eólica, un conjunto de paneles fotovoltaicos, un dispositivo AE y la red eléctrica. El SGE está basado en un esquema de control predictivo para la reducción de los costos operativos de la red, garantizando una adecuada calidad del servicio. Aunque la estrategia administra de manera efectiva la producción de energía de la red para cumplir con el perfil de carga, dentro de la estrategia no se tiene en cuenta restricción de la generación de potencia por parte de las FER.

En [94] se presenta una metodología para la gestión de energía de una red empleada para estaciones de carga de vehículos eléctricos. La red está compuesta por una fuente solar FV, un elemento AE, cargas de CC y la red eléctrica. En este trabajo, entre las consideraciones tenidas en cuenta para la gestión de la energía, se encuentra la restricción de generación de potencia del sistema fotovoltaico para evitar fluctuaciones en el voltaje de la red, cuando la potencia generada es mayor a la potencia demandada en el sistema. En [95] se propone un SGE para una red de CC basado en múltiples estados operativos. La red está compuesta por una fuente de generación FV, una celda de combustible y un banco de baterías. En este trabajo, el estado de carga de las baterías

determina los diferentes estados de operación, permitiendo la inyección/almacenamiento de la potencia de la red. La celda de combustible inyecta energía, trabajando en tres etapas de acuerdo con el nivel del estado de carga de las baterías. Para controlar la generación de energía en el sistema FV se emplean dos modos de operación: modo rastreador de punto de máxima potencia (PMMP de sus siglas en inglés) y modo de voltaje constante. Este último modo de operación permite controlar la generación de energía por medio del voltaje de referencia asignado al sistema FV, cuando se alcanza el máximo estado de carga en la batería. Sin embargo, los autores no definen claramente la acción de control asociada a ese modo operativo.

Para garantizar que los AE operen dentro de los límites del estado de carga permitidos en la red, algunos autores consideran dos condiciones adicionales: la restricción de la potencia generada para las FER [77][79], cuando el AE ha alcanzado el máximo estado de carga en un escenario de baja demanda de potencia, y la desconexión de las cargas cuando se ha alcanzado el mínimo del estado de carga y existe una gran demanda de energía [99][100].

Esto se realiza ya que la violación de estos límites causa la reducción del tiempo de vida útil de estos dispositivos, presentando como consecuencias interrupciones en el funcionamiento de la red y costos adicionales relacionados con el mantenimiento y reemplazo de los AE [81][83]. Para mitigar los problemas anteriormente descritos, se debe considerar la desactivación de los AE cuando alcancen sus límites operativos. Como se puede observar en los anteriores trabajos, los diferentes SGE buscan la gestión energética en los diferentes dispositivos que componen el sistema eléctrico para la obtención de diferentes beneficios técnicos, económicos y ambientales para el propietario o el operador de la red.

- **Estrategias de solución de FP en redes de CC.** La evaluación del impacto de los GD y de los AE en una red eléctrica se realiza a través del análisis de múltiples FP, los cuales evalúan cada una de las posibles soluciones halladas por el método o técnica de optimización seleccionada. Dentro de los métodos reportados en la literatura para el análisis de FP en redes de CC se encuentran: métodos numéricos como el método de Gauss-Jacobi, Gauss-Seidel y Newton-Raphson, aproximaciones lineales [17], y métodos iterativos basados en las series de Taylor y aproximaciones sucesivas [104], los cuales buscan reducir el error de convergencia y los tiempos de procesamientos

asociados al método de solución. Con el objetivo de seleccionar el método de flujo de carga que presente la mejor relación de convergencia y tiempo de procesamiento requerido, en [18] se seleccionaron los métodos clásicos y los métodos numéricos reportados en los últimos años con el mejor rendimiento. Este estudio validó las diferentes metodologías en redes radiales y malladas, identificando que para las redes radiales las metodologías de mejores prestaciones son las basadas en métodos de barrido, mientras para las redes malladas la técnica de mejor rendimiento es el método basado en aproximaciones sucesivas (AS). En este mismo trabajo indican que para redes eléctricas que puedan variar su metodología de radial a mallada por medio de acciones operativas de la red, el método más eficiente es el de AS.

El problema de FP puede ser abordado desde el análisis para una única hora [74] o para un horizonte de tiempo determinado (24 horas generalmente) [30]. Para resolver el flujo de potencia en cada hora, en el trabajo de Montoya y otros [104] se adaptó el método de AS obteniendo un método de flujo de potencia horario (FPH), el cual siguió siendo utilizado en otros trabajos de la literatura especializada como solución al problema mencionado [31] [105]. Este último método se explica en la Sección 3 de este trabajo.

- **Estrategias de solución de FPO en redes de CC.** El FPO en red de CC es un problema matemático complejo de resolver, debido a que corresponde a formulaciones matemáticas no lineales y no convexas, lo que implica esfuerzos matemáticos y computacionales altos para su solución. Adicionalmente, debido a la no convexidad del problema, la solución obtenida tiene la posibilidad de caer en óptimos locales [19], por lo cual es crucial la selección de técnicas de solución que permitan mitigar este problema. Adicionalmente, se precisa que los tiempos de procesamiento requeridos por los métodos de flujo de potencia óptimo sean reducidos, ya que en los diferentes proyectos energéticos es necesario evaluar múltiples escenarios o casos de prueba en tiempos reducidos dentro de las estrategias de planeamiento y operación de este tipo de sistemas [30].

La solución del FPO inició con la implementación de métodos tradicionales de optimización, como el método de proyección de gradiente (MPG) y los multiplicadores de Lagrange. Sin embargo, estos métodos convencionales no funcionan bien en redes complejas y a gran escala, ya que conducen a soluciones de óptimos locales [19]. También han sido empleados otros métodos de solución

conocidos como métodos exactos, los cuales se destacan por su precisión en términos de convergencia [4]. Dentro de estos métodos se destacan la programación lineal [106], lineal mixta (PLM) [107], cuadrática, dinámica, entera [108], el método de punto interior, la búsqueda reducida de gradiente [2] y el método de barrido [109]. Además, han sido planteados métodos basados en procesos estocásticos, como el método de Monte-Carlo [110]. Sin embargo, estas metodologías de solución aumentan la complejidad y los costos de los sistemas de gestión de energía, en relación con la adquisición e implementación de soluciones basadas en software especializado [31]. En [111] se realiza una revisión exhaustiva de las microrredes eléctricas y se destaca la importancia de las técnicas de optimización y control para garantizar su estabilidad. Entre los retos futuros que proponen los autores, resalta la importancia de desarrollar sistemas de gestión energética basados en programación secuencial, evitando así la utilización de software especializado.

En los últimos años, los métodos heurísticos y metaheurísticos han sido altamente empleados para brindar solución al problema de FPO en redes eléctricas con RED, el cual a su vez brinda solución al problema abordado dentro de los SGE, dado que operan con modelos matemáticos reducidos y programación secuencial simple, sin la necesidad de emplear ningún tipo de software comercial, permitiendo encontrar soluciones de buena calidad [4]. Dentro de estos métodos los más utilizados en la literatura especializada son: algoritmo genético (GA) [112], enjambre de partículas (PSO de sus siglas en inglés) [113], recocido simulado, búsqueda tabú, algoritmos inmunes, colonia de hormigas, enjambre de abejas [2], algoritmo de búsqueda gravitacional [2], redes neuronales [114], algoritmo de ordenamiento no dominado, algoritmo caótico artificial y colonia de abejas [2][4]. Es importante mencionar además que, en la literatura especializada también se emplean métodos híbridos formados por los métodos anteriormente mencionados, que permiten potencializar las técnicas mencionadas mediante la combinación de dos o más de estas [4][74].

En el caso de problema de FPO en redes de CC que incluyen GD basados en FER, de la literatura especializada se destacan los siguientes trabajos: Wang, Wang y Xu [51] utilizan un algoritmo de optimización de enjambre de partículas (PSO) para resolver el problema de FPO en redes de CC, considerando GD FV y baterías en la red. En este trabajo se consideran diferentes casos de prueba, empleando como función objetivo la reducción de costos de energía, pero no se considera la comparación con otras metodologías, ni se analizan los tiempos de procesamiento requeridos en

cada caso. Montoya, Gil y Grisales [74] proponen una metodología híbrida a través de una estrategia de optimización maestro-esclavo entre el algoritmo genético (AG) y el método de Gauss-Seidel (GS), para resolver el problema de FPO en redes de CC. En este trabajo los autores no analizan los tiempos de procesamiento requerido por el método de solución. En el trabajo de Velásquez, Montoya y Garrido [26] también se propone una metodología híbrida a través de una estrategia de optimización maestro-esclavo entre la técnica de optimización basada en agujeros negros (BHO de sus siglas en inglés) y GS, para resolver el problema de FPO en una red de CC. En este trabajo los autores comparan el método propuesto con otros métodos reportados en la literatura especializada, sin analizar los tiempos de procesamiento requeridos por la metodología propuesta. Más recientemente, se han evaluado otras técnicas de optimización metaheurísticas para el FPO en redes CC, como el algoritmo de senos y cosenos [115], y el algoritmo de búsqueda por vórtices (VSA de sus siglas en inglés) [116]. En la mayoría de estos trabajos se utilizó la reducción de pérdidas de potencia como función objetivo de la optimización de la red, como también métodos de comparación para evaluar la efectividad de la metodología propuesta; sin embargo, se presenta como problemática común el análisis de tiempos de procesamiento.

En el caso de problema de FPO en redes de CC que incluyen baterías como sistema de AE, se destacan los siguientes trabajos: En [117], se presentó un modelo de optimización no lineal para la gestión de energías renovables y baterías considerando cargas de potencia constante. Sin embargo, las incertidumbres de las fuentes primarias no se consideraron en la generación de energía eólica y solar; esto hace que las soluciones obtenidas no representen un escenario real, es decir, los resultados no son representativos de las regiones consideradas en el estudio. En [118], se propuso un control óptimo para baterías integradas con energías renovables en una microrred de CA, donde se utilizó un modelo no convexo que fue resuelto por software especializado para brindar solución al problema [119], lo cual aumenta los costos y complejidad de la solución, dado a la adquisición de software especializado. Otras investigaciones con baterías en microrredes, han utilizado métodos de optimización como el de agentes múltiples basados en decisiones de mercado, optimización de enjambres de partículas multi-objetivo, optimización de colonias de abejas y algoritmos genéticos [120] [121]. Aunque en estos trabajos se demuestra un buen desempeño de los métodos empleados, el número de escenarios de comparación es reducido y no se indica el tiempo de procesamiento requerido por los algoritmos. Gil y otros, presentaron en [30] un método

de optimización convexa basado en programación semidefinida (PSD), para operar baterías y GD de energía renovable en microrredes de CC. Este método presenta excelentes resultados cuando es comparado con otras metodologías, sin embargo, al igual que el trabajo anterior no se analizan los tiempos de procesamiento requeridos por la metodología. En [119] se desarrolló un modelo matemático convexo basado en programación de cono de segundo orden (PCSO) para microrredes de CC con alta penetración de energías renovables y baterías. En comparación con el trabajo anterior con PSD, la programación de PCSO presentó ventajas como bajo costo computacional y soluciones óptimas exactas, empleando un modelo de pronóstico de energía a corto plazo junto a una red neuronal artificial, para pronosticar FER durante períodos de 0,5 h.

En [122] el problema de operación óptima en una microrred de CC se lleva a cabo mediante una técnica de control predictivo, utilizando como funciones objetivo las reducciones de costos de energía, de pérdidas de potencia y de emisiones de CO₂. Sin embargo, el estudio no se compara con otras metodologías de solución. Además, se descuida el análisis de la solución promedio y los tiempos de procesamiento. En [123], también se analiza el problema de la operación óptima de microrredes de CC, considerando diferentes FER y baterías. En este trabajo se presentan diferentes técnicas de optimización para reducir los costos de energía y las emisiones de CO₂. Todos los métodos de optimización reproducidos tuvieron excelentes resultados en la reducción de las funciones objetivo, sin embargo, tampoco se consideraron la solución promedio y el tiempo de procesamiento.

En [31] se propuso una metodología maestro-esclavo, que utiliza en la etapa maestra versiones continuas del algoritmo genético y del método Montecarlo, y una versión paralela del PSO (PPSO), para resolver la operación de múltiples baterías ubicadas en una microrred de CC, considerando GD FV operando en condiciones MPPT. En la etapa esclava, se utilizó el método HPFSA para evaluar las funciones objetivo y restricciones que representan el problema; en este se utilizó una función objetivo compuesta por los costos de compra de energía y las pérdidas de energía. Los resultados demuestran la efectividad del método de optimización PPSO para la resolución del problema abordado, evaluando la solución media, la desviación estándar y el tiempo de procesamiento. Sin embargo, el modelo matemático utilizado no considera el costo de mantenimiento relacionado con los DER, por lo que las soluciones obtenidas no son representativas en un escenario real.

Toda esta transformación de las redes eléctricas con la integración a gran escala de FER y la exigencia de sistemas eléctricos eficientes en términos energéticos y de tiempos de respuesta por parte de los usuarios, ha generado que estos sistemas sean más complejos y difíciles de operar; requiriendo que la estrategia de gestión impacte, al mismo tiempo, indicadores técnicos, económicos y ambientales. Como resultado, el FPO mono-objetivo convencional no es suficiente para satisfacer las necesidades de la red y los usuarios, por lo que el FPO multi-objetivo (FPOMO) se ha convertido en un tema de gran interés para investigación en redes eléctricas en los últimos años [124]. En la literatura se encuentran múltiples trabajos de optimización multi-objetivo aplicado a la gestión de la energía [125] [126], los cuales son principalmente orientados a redes de CA e híbridas (CA/CC), enfocados en su mayoría al diseño y control de convertidores de potencia (nivel primario de control). Las funciones objetivo más comúnmente encontradas para FPOMO son la minimización de costos de operación, la reducción de y emisiones contaminantes. Un ejemplo de esto se presenta en [125], donde se propone una formulación multi-objetivo para el FPO considerando los costos de combustible, las emisiones de CO₂ y las desviaciones de voltaje. En este trabajo se utilizó el sistema de prueba IEEE de 30 nodos y el algoritmo evolutivo multi-objetivo de Borg. Adicionalmente, en la literatura se han propuesto otros métodos de solución para este problema empleando técnicas de optimización multi-objetivo, este es el caso del algoritmo genético de clasificación no dominada (NSGA de sus siglas en inglés), el NSGA -II y otros algoritmos evolutivos multi-objetivo (AEMO) [124]; Estos problemas se limitaron a dos funciones objetivos (costo y emisión) y un alto número de restricciones relacionadas con la operación de la red bajo un ambiente de recursos energéticos distribuidos [125].

En el trabajo presentado por Han y otros [126], se propone un modelo de optimización multi-objetivo para minimizar las restricciones de carga cuando la capacidad de generación de una microrred aislada es menor que la demanda de carga, como también el costo de generación. Además, se analiza el impacto de los coeficientes de penalización de reducción de carga total y reducción de carga máxima, lo que proporciona una estrategia para elegir el valor de los dos coeficientes de penalización según diferentes propósitos prácticos. En otras investigaciones sobre redes de CA se incorpora la minimización de las pérdidas de potencia como parte de las funciones objetivo [125], considerando el conjunto de restricciones que representan estos tipos de sistemas eléctricos. Es importante mencionar que, aunque estos trabajos permiten abordar diferente

indicadores técnicos y ambientales de la red, no tienen en cuenta el impacto del tiempo de procesamiento requerido por las metodologías, lo cual es vital al momento de proponer una estrategia de gestión de la energía. En relación a los elementos almacenadores de energía, el trabajo de Gil y otros [127] propone la operación multi-objetivo de sistemas de almacenamiento de energía en baterías (SAEB) en sistemas de distribución de CA. Las funciones objetivo empleada por los autores son las emisiones de CO₂ y los costos asociados a las pérdidas energéticas diarias. El modelo convencional de FPO multi-período no lineal y no convexo se reformula con un modelo de programación cónica de segundo orden (PCSO). La metodología de factores de ponderación se utiliza para convertir el modelo multi-objetivo en un modelo mono-objetivo convexo, lo que permite encontrar el frente de Pareto óptimo mediante una búsqueda iterativa. En este trabajo se consideran dos escenarios de operación con respecto a SAEB: (i) una operación de factor de potencia unitario y (ii) una operación de factor de potencia variable [127]. Sin embargo, no se analiza el impacto y control de los GD en el sistema, ni el tiempo de procesamiento requerido por la metodología.

Analizando el estado del arte relacionado con la optimización multi-objetivo aplicada al problema de gestión de la energía en redes de CC, es posible identificar que es un tema en desarrollo que requiere la integración del análisis de los tiempos de computo requerido por las metodologías, y ampliar los escenarios de comparación con el objetivo de garantizar la calidad de la solución de las estrategias de gestión propuestas.

En cuando a redes eléctricas de CC, son pocos los trabajos encontrados con optimización multi-objetivo. En [128] se introduce el concepto de interacción de optimización fuente-red-carga-almacenamiento para una red de distribución de CC. En combinación con las características de la estructura de la red de distribución de CC, se considera el impacto de la carga y la optimización del sistema de AE en el costo operativo del sistema y la distribución del FP. El modelo propone un modelo de programación óptima multi-objetivo para redes de distribución de CC con generación fotovoltaica, para reducir el costo operativo del sistema, la pérdida de red y la desviación de voltaje, mejorando el nivel de consumo fotovoltaico y logrando una operación segura y confiable de la red de distribución de CC [128]. En el trabajo anterior se utilizó el algoritmo de PSO multi-objetivo (MOPSO). En el trabajo anterior no se hace la optimización de la gestión de energía en los GD ni en

las baterías. En el trabajo de Lagouir y otros [116], se presenta una estrategia de optimización multi-objetivo para la gestión y el control de energía diaria de una microrred de CC. Se utiliza una suma ponderada para convertir el problema de multi-objetivo a mono-objetivo ponderado, que involucra la minimización del costo operativo general, de los niveles de emisión de gases contaminantes (NO_x , SO_2 y CO_2) y del costo de pérdida de energía de los convertidores de energía. El rendimiento del sistema se evalúa tanto en el modo de operación conectado a la red como en el modo autónomo, teniendo en cuenta la penetración de alto nivel de energía renovable y la programación óptima de carga/descarga de las baterías. El método de optimización empleado fue el ALO (*Ant Lion Optimizer*). La deficiencia en el trabajo anterior es que solo le da importancia al resultado sin tener en cuenta los tiempos de procesamiento requerido. Los demás trabajos encontrados en la literatura relacionados con optimización multi-objetivo en redes de CC se enfocan en el control de los convertidores de potencia y otros elementos de red mono-nodales [117] [118] [119], pero no en la gestión de la energía de los GD y baterías en redes eléctrica multi-nodales, siendo este tipo de redes las de mayor implementación a nivel mundial; además, se debe considerar la complejidad del balance de potencia y la necesidad de correr múltiples flujos de potencia para validar los despachos de potencia propuestos para los RED, por lo que esta es un área que todavía está por explorar.

Finalmente, en la Tabla 1.1 se hace un resumen de los principales trabajos encontrados en esta revisión del estado del arte. La Tabla 1.1 presenta, de izquierda a derecha, el problema abordado, las técnicas de solución y de optimización utilizadas, la metodología y sistema de prueba empleado, las funciones objetivo y tipo de optimización (mono-objetivo o multi-objetivo), las variables, el análisis de tiempos de procesamiento y los métodos de comparación.

Tabla 1.1: Principales trabajos encontrados en la revisión del estado del arte.

Referencia	Problema	Estrategia	Función objetivo	Variables	Sistema de prueba	Análisis de tiempo de procesamiento	Análisis de repetitividad	Comparación con otros métodos
[1]	SGE óptimo en MR de CC	Estados de operación basados en el SOC de las baterías	No se hace optimización	<ul style="list-style-type: none"> • Potencia de las baterías. • Potencia de la CdC. • PF operando bajo MTTP 	Mono-nodal	No se hace	No se hace	No se hace
[2]	Dimensionamiento óptimo de GD en MR de CC	FPO con PSO	Mono-objetivo: <ul style="list-style-type: none"> • Minimización de costos de inversión y de M&O de GD 	<ul style="list-style-type: none"> • Potencia de los GD. 	Mono-nodal	No se hace	No se hace	No se hace
[3]	Despacho de potencia óptimo de GD en RE de CC	FPO con metodología híbrida GS-AG	Mono-objetivo: <ul style="list-style-type: none"> • Minimización de pérdidas de potencia en la RE. 	<ul style="list-style-type: none"> • Potencia de los GD. 	Radial de 10 nodos	No se hace	No se hace	GAMS
[4]	FPO en MR de CC	FPO con metodología híbrida AS-BHO	Mono-objetivo: <ul style="list-style-type: none"> • Minimización de pérdidas de potencia en la RE. 	<ul style="list-style-type: none"> • Potencia de los GD. 	Radiales de 21 y de 69 nodos	No se hace	No se hace	PSO, AG y GAMS
[5]	FPO en RE de CC	FPO con metodología híbrida AS-ASC	Mono-objetivo: <ul style="list-style-type: none"> • Minimización de pérdidas de potencia en la RE. 	<ul style="list-style-type: none"> • Potencia de los GD. 	Radial de 21 nodos	No se hace	No se hace	BHO, AGC y GAMS
[6]	FPO en RE de CC	FPO con metodología híbrida AS-VSA	Mono-objetivo: <ul style="list-style-type: none"> • Minimización de pérdidas de potencia en la RE. 	<ul style="list-style-type: none"> • Potencia de los GD. 	Radiales de 10 y de 21 nodos	No se hace	No se hace	PSO, AG y GAMS

Tabla 1.1: (continuación).

Referencia	Problema	Estrategia	Función objetivo	Variables	Sistema de prueba	Análisis de tiempo de procesamiento	Análisis de repetitividad	Comparación con otros métodos
[7]	Operación de redes de distribución con GD y baterías	Solucionador de GAMS	<p>Mono-objetivo:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Minimización de costos de operación. • Reducción de gases contaminantes. • Minimización de pérdidas de potencia. • Mejoramiento del perfil de voltaje. 	<ul style="list-style-type: none"> • Potencia de los GD. • Potencia de las baterías. 	Radiales de 9 y de 10 nodos	No se hace	No se hace	No se hace
[8]	Despacho económico de GD y baterías en RE de CC	<ul style="list-style-type: none"> • Solucionador CVX de MATLAB. • Modelo matemático convexo basado en programación cónica de segundo orden. • Red neuronal para pronóstico de FER. 	<p>Mono-objetivo:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Minimización de costos de operación diarios de GC. 	<ul style="list-style-type: none"> • Potencia de los GD. • Potencia de las baterías. 	Radial de 21 nodos	No se hace	No se hace	GAMS, PSD

Tabla 1.1: (continuación).

Referencia	Problema	Estrategia	Función objetivo	Variables	Sistema de prueba	Análisis de tiempo de procesamiento	Análisis de repetitividad	Comparación con otros métodos
[9]	FPO en RE de CA	<ul style="list-style-type: none"> Algoritmo evolutivo multi-objetivo de Borg. Algoritmo Newton-Rhapon. 	Multi-objetivo: <ul style="list-style-type: none"> Minimización de costos de combustible. Reducción de gases contaminantes. Mejoramiento del perfil de voltaje.	<ul style="list-style-type: none"> Potencia activa de los GD. 	Radial de 30 nodos	No se hace	No se hace	No se hace
[10]	Operación económico-ambiental de baterías es RE de AC	<ul style="list-style-type: none"> Solucionador CVX de MATLAB. Modelo matemático convexo basado en programación cónica de segundo orden. 	Multi-objetivo: <ul style="list-style-type: none"> Minimización de CO2. Minimización de costos por pérdidas de potencia diarias.	<ul style="list-style-type: none"> Factor de potencia variable. Potencia de las baterías. Potencia activa de los GD. 	Radial de 33 nodos	No se hace	No se hace	No se hace

Convenciones usadas dentro de la tabla:

GS: Gauss-Seidel.

AS: Aproximaciones sucesivas.

PSO: Optimización de enjambre de partículas (OEP).

AG: Algoritmo genético.

BHO: Optimización de agujero negro.

AVS: Algoritmo de búsqueda de vórtice (ABV).

ASC: Algoritmo de Seno-Coseno.

FER: Fuentes de energía renovable.

PSD: Programación semidefinida.

MR: Micro-red eléctrica.

RE: Red eléctrica.

M&O: Mantenimiento y operación.

SGE: Sistema de gestión de energía.

SOC: Estado de carga.

CdC: Celda de combustible.

MTTP: (RPMP, Rastreador de punto de máxima potencia).

FPO: Flujo de potencia óptimo

PF: Paneles fotovoltaicos.

Analizando los datos de la Tabla 1.1, es posible observar que el tema abordado en este trabajo es relevante y actual. Además, se observa la alta implementación de indicadores económicos, técnicos y ambientales como funciones objetivo, siendo los métodos de optimización basados en programación secuencial los más utilizados en los últimos años. Finalmente, es posible destacar la necesidad actual de evaluar el desempeño de las nuevas metodologías de solución mediante el análisis de los resultados mínimos y promedios, desviación estándar y tiempos de procesamiento, con el objetivo de obtener solución de excelente calidad desde el punto de vista de la solución y repetibilidad, con tiempos de procesamiento cortos.

De acuerdo con el estado del arte, diferentes investigaciones de gestión de energía han sido desarrolladas, sin embargo, la mayoría de estos trabajos han sido abordados bajo escenarios AC. Por lo cual, el análisis de sistemas de distribución que involucren la operación de baterías es escaso y requiere de mayor contribución, especialmente aquellos donde se involucre la optimización de diferentes funciones objetivo de manera simultánea. Esto permitirá ampliar los escenarios de comparación con el objetivo de garantizar la calidad de la solución de las estrategias de gestión propuestas, así como emplear técnicas de optimización que involucren en su desarrollo el componente de múltiples objetivos.

1.3 Contribución del trabajo de investigación al estado del arte

De acuerdo con el análisis de los trabajos relacionados en el estado del arte anterior, se identificaron las siguientes oportunidades de investigación que se desarrollaron en el presente trabajo:

- Se requiere formular modelos matemáticos para representar la gestión de energía en redes de CC, bajo escenarios de RED y con enfoque multi-objetivo, para mejorar las condiciones técnicas, económicas y ambientales de la red, garantizando el cumplimiento de restricciones según el tipo de red de CC, en un escenario de generación y demanda de potencia variables.
- Se deben proponer métodos de solución y de optimización multi-objetivo al problema de gestión de energía en redes de CC bajo escenarios de RED, que además de tener en cuenta la mejor la solución, consideran el análisis de los tiempos requeridos de procesamiento para cada método estudiado, permitiendo así la escogencia del método más eficiente.

-
- La optimización multi-objetivo en redes de CC se enfocarse hacia redes multi-nodales para hacer la gestión de la energía de los GD y baterías instaladas en la red, considerando la complejidad del balance de potencia y la necesidad de correr múltiples flujos de potencia para validar los posibles despachos de potencia propuestos.
 - Es importante que los métodos de solución propuestos para la solución del sistema de gestión de energía se puedan implementar con un software común, sin la dependencia de un software especializado para análisis de sistemas de potencia eléctrica.

Las anteriores necesidades identificadas dentro del estado del arte fueron abordadas por este trabajo de investigación, convirtiendo cada una de ellas en una contribución de esta tesis doctoral.

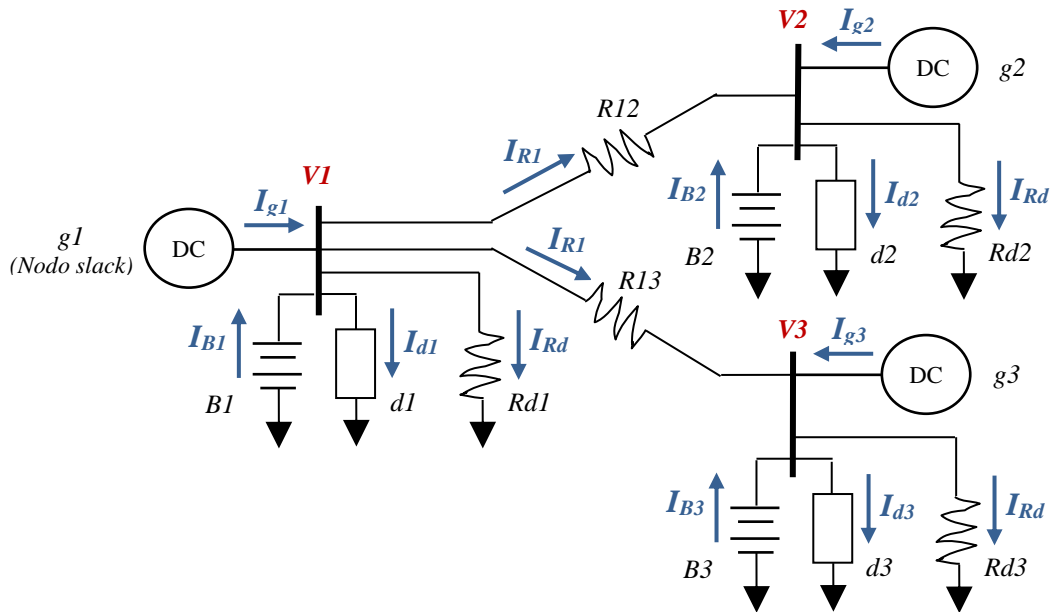
2. Formulación matemática

El desarrollo de esta tesis doctoral, y en particular el logro del objetivo específico 1, se inició con una revisión bibliográfica sobre estrategias de gestión de la energía en redes de corriente continua bajo un ambiente de recursos energéticos distribuidos y con enfoque multi-objetivo. De esta revisión bibliográfica se decidió trabajar sobre redes de CC que involucran los principales componentes del sistema: generadores distribuidos, almacenadores de energía y cargas (resistivas y de potencia constante). A su vez, para los generadores distribuidos se escogió fuentes de energía solar, debido a que esta es la fuente de energía renovable de mayor desarrollo en la actualidad [114] [129], y como almacenadores de energía se eligieron baterías de litio.

Para escribir el modelo matemático del flujo de potencia para la red de CC escogida, se propuso inicialmente un sistema general de tres nodos. En cada uno de los nodos se conectó un generador distribuido fotovoltaico, una batería, una carga resistiva y una carga de potencia constante (Ver Figura 2.1). Luego, aplicando leyes de circuitos eléctricos se escribió el conjunto de ecuaciones que describen el flujo de potencia del sistema de tres nodos, y posteriormente, estas ecuaciones se presentaron en forma matricial y se generalizaron para sistemas del mismo tipo con una cantidad mayor de nodos.

Para la optimización del flujo de potencia de la red de CC, en el modelo matemático se escribieron y utilizaron tres funciones objetivo: la minimización de pérdidas de potencia de la red, la minimización de costos de producción de energía y la reducción de emisiones de CO₂. El modelo matemático se completó con las ecuaciones de restricción (Balance de flujo de potencia, límites máximo y mínimo de voltaje en los nodos, límites máximo y mínimo de potencias de los generadores distribuidos y de las baterías, etc.). Por último, este modelo matemático para la optimización del flujo de potencia de la red de CC se generalizó para un periodo de 24 horas,

Figura 2.1: Red de CC de tres nodos propuesta.



teniendo en cuenta curvas de generación con fuentes de energía solar, así como curvas de demanda con variación en intervalos de una hora.

Como parte de los resultados del desarrollo del modelo matemático para la red de CC, fue escrito el artículo “Recursive convex approximations for optimal power flow solution in direct current networks” [11], el cual ya fue aceptado y publicado por la revista “International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)”, categorizada en 2023 como Q3 según Scimago Journal & Country Rank.

A continuación, se presentan las formulaciones matemáticas desarrolladas para los problemas del flujo de potencia y de flujo óptimo de potencia para la red de CC.

2.1 Flujo de potencia en la red de CC.

El flujo de potencia de una red eléctrica permite determinar las variables eléctricas que representan el sistema (voltajes y corrientes) en los diferentes puntos de la red eléctrica (nodos de generación y consumo) [104], y de esta manera determinar el estado técnico, operativo o económico de esta:

calidad de energía, estabilidad de tensión, costos operativos, entre otros [74]. Para el cálculo de las variables eléctricas antes mencionadas, se deben conocer los parámetros de las líneas y las potencias asociadas a las cargas de potencia constante y resistivas, como datos de entrada para resolver el problema.

Una red eléctrica de CC puede representarse como un conjunto de nodos $N = \{1, 2, \dots, n\}$ físicamente interconectados entre ellos a través de componentes eléctricos pasivos (resistencias). El conjunto N puede dividirse en tres subconjuntos (S , P y R) según sus características operativas: S representa el conjunto de todos los nodos de voltaje controlado (nodos Slack), comúnmente conocidos como generadores ideales de energía; P es el conjunto de todos los nodos con consumo de potencia constante, y R define el conjunto de todos los nodos de carga con impedancia constante (cargas resistivas). Para completar la estructura de la red de CC, se define un conjunto E que contiene todas las interconexiones de nodos eléctricos (líneas o ramificaciones), de modo que $E \in N \times N$ [130].

Bajo esta estructura de conjuntos, al momento de resolver el problema de flujo de potencia en la red de CC se deben tener en cuenta las siguientes consideraciones:

- Debe existir al menos un nodo slack (nodo de voltaje constante), es decir $S \neq \{\}$. Este nodo debe tener la capacidad de suplir toda la potencia requerida por el sistema en el caso que no existan elementos distribuidos de generación [17].
- Debe existir al menos un nodo de carga de potencia constante, lo que implica que hay al menos una ecuación no lineal asociada al equilibrio de potencia [17].
- La matriz de conductancias que representa la interconexión eléctrica entre los nodos debe tener rango completo, lo que implica que no pueden existir nodos aislados en la red CC (el gráfico que representa la red de CC debe estar totalmente conectado) [130].
- La red de CC debe estar operando en estado estable [17].
- Las soluciones de voltaje deben estar en el intervalo: $0 < V_{min} \leq V \leq V_{max}$
- El, o los, nodos que controlan la tensión en el sistema (nodo Slack) pueden consumir o generar lo que sea necesario para satisfacer las restricciones de tensión dentro de la red de CC.

Para analizar el problema de flujo de potencia en redes de CC, y obtener la formulación matemática que representa el problema, este documento emplea como ejemplo un sistema eléctrico pequeño, el cual se encuentra compuesto por tres nodos ($N1$ a $N3$), con tres generadores ($g1$ a $g3$), tres baterías ($B1$ a $B3$), tres cargas de potencia constante ($d1$ a $d3$), tres cargas resistivas ($Rd1$ a $Rd3$) y líneas de interconexión entre los diferentes nodos del sistema, como se muestra en la Figura 2.1. Es de resaltar que en esta representación general los generadores $g1$ a $g3$ hacen referencia tanto a generadores convencionales (a base de Diesel) como a generadores distribuidos basados en energía renovable. En la Figura 2.1, V_i es el voltaje en el nodo i (con $i = 1,2,3$). I_{gi} es la corriente entregada por el generador gi . I_{Bi} es la corriente entregada (signo positivo) o absorbida (signo negativo) por la batería Bi . I_{di} y I_{Rdi} son las corrientes demandadas por las cargas di y Rdi , respectivamente. R_{ij} representa la resistencia de línea entre los nodos i y j , para $i, j = 1,2,3$. En esta representación general de la Figura 2.1, en la posición de cada generador gi podría estar un generador convencional, GC_i , o un generador distribuido basado en energía renovable, GD_i . Adicionalmente, puesto que la red puede ser de tipo aislada o conectada a la red, en vez de un gi puede existir una conexión con una red eléctrica pública.

El modelo matemático correspondiente al flujo de potencia en redes de CC, se describe a continuación. La corriente neta inyectada en el i -ésimo nodo, I_i , se representa mediante la Ecuación (2.1).

$$I_i = I_{gi} \pm I_{Bi} - I_{di} \quad (2.1)$$

Aplicando la Ley de Kirchhoff para corrientes en cada nodo ($N1$ a $N3$) del sistema eléctrico de la Figura 2.1, y escribiendo acorde a la Ecuación (2.1) se obtienen las Ecuaciones (2.2) a (2.4).

$$N1: \quad I_1 = I_{Pg1} \pm I_{B1} - I_{Pd1} = I_{R12} + I_{R13} + I_{Rd1} \quad (2.2)$$

$$N2: \quad I_2 = I_{Pg2} \pm I_{B2} - I_{Pd2} = -I_{R12} + I_{Rd2} \quad (2.3)$$

$$N3: \quad I_3 = I_{Pg3} \pm I_{B3} - I_{Pd3} = -I_{R13} + I_{Rd3} \quad (2.4)$$

Adicionalmente, aplicando las leyes de Ohm y de Watt a las Ecuaciones (2.2) a (2.4), se obtienen las Ecuaciones (2.5) a (2.7).

$$N1: \quad P_1/V_1 = P_{g1}/V_1 \pm P_{B1}/V_1 - P_{d1}/V_1 = (V_1 - V_2)/R_{12} + (V_1 - V_3)/R_{13} + V_1/R_{d1} \quad (2.5)$$

$$N2: \quad P_2/V_2 = P_{g2}/V_2 \pm P_{B2}/V_2 - P_{d2}/V_2 = -(V_1 - V_2)/R_{12} + V_2/R_{d2} \quad (2.6)$$

$$N3: \quad P_3/V_3 = P_{g3}/V_3 \pm P_{B3}/V_3 - P_{d3}/V_3 = -(V_1 - V_3)/R_{13} + V_3/R_{d3} \quad (2.7)$$

Donde P_i (con $i = 1,2,3$) es la potencia activa neta en el nodo i , P_{gi} y P_{di} son la potencia generada y la potencia demandada por una carga de potencia constante, respectivamente, en el nodo i .

Escribiendo en forma matricial el conjunto de Ecuaciones (2.5) a (2.7), se obtiene la Ecuación (2.8).

$$\begin{bmatrix} P_1/V_1 \\ P_2/V_2 \\ P_3/V_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (P_{g1} \pm P_{B1} - P_{d1})/V_1 \\ (P_{g2} \pm P_{B2} - P_{d2})/V_2 \\ (P_{g3} \pm P_{B3} - P_{d3})/V_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{R_{12}} + \frac{1}{R_{13}} & -\frac{1}{R_{12}} & -\frac{1}{R_{13}} \\ -\frac{1}{R_{12}} & \frac{1}{R_{12}} & 0 \\ -\frac{1}{R_{13}} & 0 & \frac{1}{R_{13}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ V_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1/R_{d1} & 0 & 0 \\ 0 & 1/R_{d2} & 0 \\ 0 & 0 & 1/R_{d3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ V_3 \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

De la Ecuación (2.8), se puede observar que el vector de corrientes netas inyectadas $[P_i/V_i]$ reúne las corrientes entregadas por los generadores, las corrientes entregadas/demandadas por las baterías, y las corrientes demandadas por las cargas de potencia constante; en el lado derecho de la Ecuación (2.8) se tiene la suma de 2 matrices que tienen en común el producto por el vector de voltajes de nodos $[V_i]$. La primera de las matrices representa la suma de las conductancias de las líneas de conexión entre nodos, mientras la segunda matriz contiene las conductancias asociadas a las cargas resistivas del sistema eléctrico.

Por lo tanto, generalizando para cualquier red de CC de N nodos (radial o mallada), el sistema matricial de la Ecuación (2.8) se puede representar con la forma abreviada de la Ecuación (2.9).

$$[I] = [P/V] = ([G_L] + [G_R])[V] = [G][V] \quad (2.9)$$

Donde, $[I]$ es el vector de corrientes netas inyectadas en los nodos, equivalente a $[P/V]$, donde P es la potencia activa inyectada a cada nodo, $[G_L]$ es la matriz de conductancias de líneas, $[G_R]$ es la matriz de conductancias de cargas resistivas, y $[V]$ es el vector de tensiones nodales. Finalmente, se asigna como $[G]$ a la matriz de conductancias producto de la suma de $[G_L]$ y $[G_R]$.

En un sentido más amplio, la representación matricial del balance de potencia en la red de CC está dada por la Ecuación (2.10).

$$\begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \\ \vdots \\ I_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_1/V_1 \\ P_2/V_2 \\ \vdots \\ P_N/V_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (P_1^g \pm P_1^B - P_1^d)/V_1 \\ (P_2^g \pm P_2^B - P_2^d)/V_2 \\ \vdots \\ (P_N^g \pm P_N^B - P_N^d)/V_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} & \cdots & G_{1N} \\ G_{21} & G_{22} & \cdots & G_{2N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ G_{N1} & G_{N2} & \cdots & G_{NN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ \vdots \\ V_N \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

Donde:

I_i = Corriente neta en el nodo i .

P_i^g = Potencia generada en el nodo i .

P_i^B = Potencia generada/demandada por la batería en el nodo i .

P_i^d = Potencia demandada por cargas de potencia constante en el nodo i .

V_i = Voltaje en el nodo i

G_{ij} = Representa el valor negativo de la conductancia de la línea que conecta el nodo i y el nodo j , para $j \neq i$ (Ecuación (2.11)).

G_{ii} = Suma de las conductancias de las líneas y de cargas resistivas conectadas al nodo i , para $j \neq i$ (Ecuación (2.12)).

$$G_{ij} = G_{ji} = -1/R_{ij} \quad \text{para } j \neq i \quad (2.11)$$

$$G_{ii} = \sum_{j=1}^n \frac{1}{R_{ij}} + 1/R_i \quad \text{para } j \neq i \quad (2.12)$$

Ajustando la ecuación de balance de potencia para el i -ésimo nodo (Ni) a partir del sistema matricial de la Ecuación (2.10), se obtiene la Ecuación (2.13) que representa el problema de flujo de potencia en la red de CC.

$$P_i = P_i^g \pm P_i^B - P_i^d = V_i * \sum_{j \in N} G_{ij} * V_j \quad \forall i \in N \quad (2.13)$$

Convenientemente, y dado que la formulación del problema de flujo de potencia se realiza para encontrar los voltajes nodales desconocidos del sistema (todos los nodos diferentes a los nodos de

voltaje controlado o nodos slack), la Ecuación (2.13) puede ser simplificada eliminando los nodos anteriormente mencionados, obteniendo la Ecuación (2.14).

$$\pm P_i^B - P_i^d = V_i * \sum_{j \in N} G_{ij} * V_j \quad \forall i \in \{N - S\} \quad (2.14)$$

Del análisis de las Ecuaciones (2.13) y (2.14), se puede observar que el problema de flujo de potencia en microrredes DC es de tipo:

- No lineal, debido a la aparición de términos cuadráticos ($V_i * V_j$).
- No convexo, debido a la combinación de ecuaciones cuadráticas que pueden conllevar a múltiples soluciones de tipo local (no absolutas).

Por lo tanto, para encontrar los valores de los voltajes nodales que resuelvan el problema de PF en redes de CC, se deben utilizar métodos numéricos que garanticen una solución absoluta.

2.2 Flujo de potencia óptimo en redes de CC para un periodo de operación de 24 horas

El objetivo principal del flujo de potencia óptimo (OPF) es la distribución óptima de la potencia en los componentes de red eléctrica, ajustando variables de modo que se maximice (o minimice) un objetivo específico en la operación del sistema de potencia eléctrica [75]. El problema está sujeto a restricciones de igualdad, tal como el balance de flujo de potencia, y a restricciones de desigualdad tales como los límites de generación de potencia activa y de voltajes de nodo. También es un problema de optimización a gran escala debido a la gran cantidad de variables tratadas, incluso en sistemas pequeños [131].

En esta sección se presenta el análisis del problema de OPF en una red de CC considerando generadores distribuidos fotovoltaicos y baterías, para un periodo de operación de 24 horas. El modelo matemático del problema de OPF se puede escribir de forma general como indican las Ecuaciones (2.15) a (2.18). Donde x se refiere a la potencia activa que se debe asignar a cada *GD FV* o a cada batería, y t es el intervalo de tiempo analizado para resolver el problema de OPF.

$$\text{Función objetivo} \quad \min F(x, t) = \{f_1(x, t), f_2(x, t), \dots, f_n(x, t)\} \quad (2.15)$$

Sujeto a:

$$\text{Restricciones de igualdad} \quad G_i(x, t) = 0 \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2.16)$$

$$\text{Restricciones de desigualdad} \quad H_i(x, t) \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (2.17)$$

$$\text{Restricciones de desigualdad} \quad x_{min}(t) \leq x_i(t) \leq x_{max}(t) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.18)$$

Las funciones objetivo utilizadas en el problema de OPF se pueden clasificar en tres tipos: económicas, técnicas y ambientales [75]. En este trabajo de grado se emplearon las siguientes tres funciones objetivo:

- Reducción de pérdidas de potencia por transporte de energía (objetivo técnico).
- Reducción de costos de producción de energía (objetivo económico).
- Reducción de emisiones de CO₂ (objetivo ambiental).

El enfoque de optimización de esta tesis doctoral es multi-objetivo, por lo que se consideran de manera simultánea las tres funciones objetivo mencionadas; sin embargo, la formulación matemática se realiza inicialmente de forma mono-objetivo, siendo la metodología de solución quien toma los sistemas de ecuaciones de las funciones objetivo propuestas y las emplea de forma multi-objetivo por medio de la implementación de frentes óptimos de Pareto.

A continuación, se describen las funciones objetivo y el conjunto de restricciones utilizadas para representar el modelo matemático del problema de OPF para la gestión de energía en redes de CC de este trabajo.

2.2.1 Función objetivo para reducción de pérdidas de potencia activa

Las pérdidas de potencia activa están relacionadas con el transporte de energía en la red CC. La Ecuación (2.19) sirve para calcular las pérdidas de potencia activa en la red ($P_{loss}(t)$) en cada intervalo de tiempo t [74]. La función objetivo de minimización de pérdidas de potencia para el modelo matemático de 24 horas, $FO1(t)$, se expresa con la Ecuación (2.20).

$$P_{loss}(t) = \sum_{i \in N} (P_{GCi}(t) + P_{GDi}(t) \pm P_{Bi}(t) - P_{di}(t)) = \sum_{i \in N} \left(\sum_{j \in N} G_{ij} * V_i(t) * V_j(t) - G_{i0} * V_i^2(t) \right) \quad (2.19)$$

$$FO1(t) = \min \left(\sum_{t=1}^{24} P_{loss}(t) \right) \quad (2.20)$$

En la Ecuación (2.19), para cada periodo de tiempo t , $P_{GCi}(t)$ es la potencia entregada por un generador convencional i (GC_i), $P_{GDi}(t)$ es la potencia entregada por un generador distribuido i (GD_i), $P_{Bi}(t)$ es la potencia entregada o almacenada por una batería i (B_i), $P_{di}(t)$ es la potencia demanda por una carga de potencia constante i (d_i), $V_i(t)$ y $V_j(t)$ se refieren a las tensiones de los nodos i e j respectivamente. Los parámetros G_{ij} y G_{i0} son independientes del tiempo y se definen así: G_{ij} corresponde a las componentes de la matriz de conductancias de las líneas que interconectan el sistema, y G_{i0} se refiere a las cargas de resistencia constante incluidas en la matriz de conductancia, las cuales no producen pérdidas de potencia asociado al transporte de energía [74].

La función objetivo para reducción de pérdidas de potencia tiene asociadas las restricciones que se detallan en la sección 2.2.4.

2.2.2 Función objetivo para reducción de costos operativos de la red de CC

Esta función objetivo integra los costos operativos en las 24 horas de operación de la red en un día promedio del año. En el costo total de operación para cada intervalo de tiempo t , $C(t)$, de la Ecuación (2.21), se consideran los costos de compra de energía, $C_{EE}(t)$, y los costos de mantenimiento de los recursos energéticos distribuidos, $C_M(t)$. En la Ecuación (2.22) se presenta la expresión para calcular $C_{EE}(t)$ en cada intervalo de tiempo t . Estos costos son debidos a la compra de combustible fósil (Diesel) para generadores convencionales ($C_{GCi}(t)$), o a la compra directa de energía a la red principal ($C_{Ri}(t)$) [75]. $P_{GCi}(t)$ y $P_{Ri}(t)$ representan la potencia entregada por un GC y la potencia comprada a la red, respectivamente, en el nodo i y en un tiempo t . Es de notar, que además de la variación de potencia en cada GC , en la Ecuación (2.22) se pueden considerar costos variables de compra de energía para cada periodo de tiempo t . En la Ecuación

(2.23) se presenta la expresión para calcular $C_M(t)$, donde se integra el costo de mantenimiento asociado a la producción de potencia en los generadores distribuidos, $C_{MGDi}(t)$, y el mantenimiento de las baterías, $C_{MBi}(t)$, relacionado con la gestión de la energía en los procesos de carga y descarga de las baterías.

La función objetivo de minimización de costos operativos de la red de CC para el modelo matemático de 24 horas, $FO2(t)$, se expresa con la Ecuación (2.24).

$$C(t) = C_{EE}(t) + C_M(t) \quad (2.21)$$

$$C_{EE}(t) = \sum_{i=1}^n (C_{Gci}(t) * P_{Gci}(t) + C_{Ri}(t) * P_{Ri}(t)) \quad (2.22)$$

$$C_M(t) = \sum_{i=1}^n (C_{MGDi}(t) * P_{GDi}(t) + C_{MBi}(t) * |P_{Bi}(t)|) \quad (2.23)$$

$$FO2(t) = \min \left(\sum_{t=1}^{24} C(t) \right) \quad (2.24)$$

La función objetivo para reducción de costos operativos de la red de CC tiene asociadas las restricciones que se detallan en la sección 2.2.4.

2.2.3 Función objetivo para reducción de emisiones de CO₂

Las emisiones de CO₂ ($E(t)$), y otros contaminantes atmosféricos, están asociadas a los GC alimentados con combustibles fósiles [75] dentro de la red de CC. Con la Ecuación (2.25) se pueden calcular las emisiones de CO₂ del sistema en cada intervalo de tiempo t . La función objetivo de minimización de emisiones de CO₂ para el modelo matemático de 24 horas, $FO3(t)$, se expresa con la Ecuación (2.26).

$$E(t) = \sum_{i=1}^n (\gamma_{Gci} * P_{Gci}(t)) \quad (2.25)$$

$$FO3(t) = \min \left(\sum_{t=1}^{24} E(t) \right) \quad (2.26)$$

Donde γ_{GCi} es el coeficiente de emisiones de CO₂ para el GC en el nodo i . La función objetivo para reducción de emisiones de CO₂ también tiene asociadas las restricciones que se detallan en la sección 2.2.4.

2.2.4 Conjunto de limitaciones técnicas y restricciones operativas

Para abordar el problema de la gestión de energía en redes eléctricas de CC considerando recursos energéticos distribuidos, se hace necesario respetar las limitaciones técnicas asociadas a los dispositivos que componen la red, así como las restricciones operativas asociadas a la distribución de energía en la red [26]. Para el modelo de red de CC propuesta en este trabajo la solución del problema de OPF está limitada por el cumplimiento de las condiciones presentadas en las Ecuaciones (2.27) a (2.39).

Considerando inicialmente la operación óptima de las baterías, en las Ecuaciones (2.27) y (2.28) se establecen los límites de potencia de carga mínima ($P_{Bi}^{char_min}$) y descarga máxima ($P_{Bi}^{disch_max}$) para las diferentes baterías integradas dentro de la red. Estos límites dependen directamente del tipo de batería seleccionado, particularmente de la capacidad energética (C_{Bi}) y de los tiempos de carga y descarga, $t_{c_{Bi}}$ y $t_{d_{Bi}}$ respectivamente, asignados dentro de sus características constructivas. La Ecuación (2.29) define el intervalo de potencia acumulada en una batería i de la red para un intervalo de tiempo t ($P_{Bi}(t)$).

Potencia de carga
mínima de las
baterías:

$$P_{Bi}^{char_min} = -\frac{C_{Bi}}{t_{c_{Bi}}} \quad \forall i \in N \quad (2.27)$$

Potencia de descarga
máxima de las
baterías:

$$P_{Bi}^{disch_max} = \frac{C_{Bi}}{t_{d_{Bi}}} \quad \forall i \in N \quad (2.28)$$

Capacidad de
acumulación de las
baterías:

$$P_{Bi}^{char_min} \leq P_{Bi}(t) \leq P_{Bi}^{disch_max} \quad \forall i \in N, \forall t \in H \quad (2.29)$$

El estado de carga (*SOC*, de sus siglas en ingles) de las baterías deben tener unos límites máximo y mínimo (SOC_i^{max} y SOC_i^{min}) que se tienen que satisfacer en todo momento, lo cual se plantea en la Ecuación (2.30). Dado que se considerarán baterías de ion de litio, se establecen como estados de carga máximo y mínimo los valores del 90% y 10% para todas las baterías en la red [119]. Para evaluar el *SOC* de la batería en cada intervalo de tiempo t ($SOC_{Bi}(t)$), después de sus acciones de carga y descarga, se emplea la Ecuación (2.31). En esta ecuación se tiene en cuenta el estado de carga anterior de la batería ($SOC_{Bi}(t - 1)$), el factor de carga/descarga de la batería (ϕ_{Bi}), la potencia almacenada por la batería, el porcentaje de auto-descarga de una batería ($AD_{Bi}(t)$), y el tiempo de duración de la acción de carga y descarga (Δt). El factor de carga/descarga se calcula por medio de la Ecuación (2.32), la cual genera el efecto de carga o descarga de la batería en función de sus parámetros técnicos (tiempos y potencias máximas de carga y descarga).

Límites de *SOC* de las baterías:

$$SOC_i^{min} \leq SOC_{Bi}(t) \leq SOC_i^{max} \quad \forall i \in N, \forall t \in H \quad (2.30)$$

SOC de las baterías:

$$SOC_{Bi}(t) = SOC_{Bi}(t - 1) - (\phi_{Bi} * P_{Bi}(t) + AD_{Bi}(t)) * \Delta t \quad \forall i \in N, \forall t \in H \quad (2.31)$$

Factor de carga/descarga de las baterías:

$$\phi_{Bi} = \frac{1}{tc_{Bi} * P_{Bi}^{char_min}} = \frac{1}{td_{Bi} * P_{Bi}^{disch_max}} \quad \forall i \in N, \forall t \in H \quad (2.32)$$

Con el objetivo de obtener el mayor aprovechamiento de las baterías, se establece unos estados de carga inicial y final (SOC_{0i} y SOC_{fi}) de 50% en todas las baterías localizadas dentro de la red [31]. Las Ecuaciones (2.33) y (2.34) establecen los límites del *SOC* para la primera y la ultima hora ($SOC_{Bi}(1)$ y $SOC_{Bi}(24)$) del periodo de análisis de 24 horas definido para el modelo matemático propuesto.

Estado de carga inicial de las baterías:

$$SOC_{Bi}(1) = SOC_{0i} \quad \forall i \in N \quad (2.33)$$

Estado de carga final de las baterías:

$$SOC_{Bi}(24) = SOC_{fi} \quad \forall i \in N \quad (2.34)$$

Respecto a los *GC* y *GD* localizados dentro de la red, también es necesario plantear las ecuaciones que garantizan los límites de potencia activa asociada a estos. De acuerdo a esto, la Ecuación (2.35) plantea los límites máximo y mínimo de potencia de los *GC* (P_{GCi}^{max} y P_{GCi}^{min}) existentes dentro de la

red; mientras que, la Ecuación (2.36) establece los límites máximo y mínimo de potencia de los GD ($P_{GD_i}^{max}$ y $P_{GD_i}^{min}$). Este modelo matemático se realiza de forma general para poder considerar en trabajos futuros otros tipos de generación renovable diferentes a la generación fotovoltaica considerada en esta investigación.

$$\begin{array}{l} \text{Capacidad de} \\ \text{generación de los GC:} \end{array} \quad P_{GC_i}^{min} \leq P_{GC_i}(t) \leq P_{GC_i}^{max} \quad \forall i \in N, \forall t \in H \quad (2.35)$$

$$\begin{array}{l} \text{Capacidad de} \\ \text{generación de los GD:} \end{array} \quad P_{GD_i}^{min}(t) \leq P_{GD_i}(t) \leq P_{GD_i}^{max}(t) \quad \forall i \in N, \forall t \in H \quad (2.36)$$

Las Ecuaciones (2.37) a la (2.39) plantean las restricciones operativas de la red asociadas al balance de potencia, los límites de tensión nodal y las corrientes por las líneas que componen la red.

$$\begin{array}{l} \text{Balance de potencia:} \\ \\ \end{array} \quad P_{GC_i}(t) + P_{GD_i}(t) \pm P_{Bi}(t) - P_{di}(t) = V_i(t) * \sum_{j \in N} G_{ij} * V_j(t) \quad (2.37)$$

$$\forall i, j \in N, \forall t \in H$$

$$\begin{array}{l} \text{Límites de regulación} \\ \text{de voltaje:} \end{array} \quad V_i^{min} \leq V_i(t) \leq V_i^{max} \quad \forall i \in N, \forall t \in H \quad (2.38)$$

$$\begin{array}{l} \text{Límites de corriente} \\ \text{de línea:} \end{array} \quad I_{ij}(t) = \frac{|V_i(t) - V_j(t)|}{R_{ij}} \leq I_{ij}^{max} \quad \forall i, j \in N, \forall t \in H \quad (2.39)$$

En el balance de potencia de la Ecuación (2.37) se integran la potencia generada por los GC y los GD , así como la potencia inyectada/absorbida por las baterías. También, integra la potencia demandada por las cargas y las pérdidas del sistema asociadas al transporte de energía dentro de la red. Es importante resaltar que esta restricción debe ser evaluada en cada intervalo de tiempo t analizado mediante el flujo de carga [132]. La Ecuación (2.38) se plantea para garantizar que las tensiones nodales se encuentren dentro de rango de tensiones máxima y mínima permitido en la red (V_i^{max} y V_i^{min}). En el modelo matemático de este trabajo se calculan las tensiones máxima y mínima como la variación de $\pm 10\%$ de la tensión nominal del sistema [31].

Finalmente, dentro de la operación de una red se debe respetar en todo momento las corrientes máximas en las líneas, cuyos valores están definidos desde en la construcción de la red. Para esto se utiliza la Ecuación (2.39), la cual permite evaluar si la corriente que fluye por una línea debido a las condiciones de generación, demanda y almacenamiento de energía, se encuentra por debajo

de la corriente máxima establecida para dicha línea. En la Ecuación (2.39) $I_{ij}(t)$ es la corriente eléctrica de la línea que conecta los nodos i e j en el tiempo t , R_{ij} es la resistencia eléctrica de la línea, e I_{ij}^{max} es la corriente máxima de la línea de conexión entre los nodos i y j .

2.2.5 Función de adaptación

Con el propósito de permitir a las metodologías de solución multi-objetivo la exploración de regiones de solución “no factible”, y de este modo poder mejorar su convergencia y sus tiempos de procesamiento, en este trabajo se propone emplear una función de adaptación $FF(t)$ (ver Ecuación (2.40)) que penalice cada una de las funciones objetivo propuestas; esto en el caso de que alguna de las funciones sobrepase los límites impuestos por las restricciones que componen el modelo matemático de la red de CC. Esta función de adaptación penaliza la función objetivo sumando las violaciones del sistema (PF de sus siglas en inglés) de la Ecuación (2.41). El valor de $PF(t)$ es normalizado por medio del producto con un factor β , con el objetivo de impactar fuertemente la función objetivo y evitar que las metodologías de solución converjan a soluciones no factibles. El valor de β fue seleccionado de forma heurística ($\beta = 1000$).

$$FF(t) = FOn(t) + \beta \cdot PF(t) \quad (2.40)$$

$$PF(t) = \left(\begin{array}{l} \max \left\{ 0, \sum_{i \in N} (P_{Bi}(t) - P_{Bi}^{char_min}) \right\} + \left| \min \left\{ 0, \sum_{i \in N} (P_{Bi}(t) - P_{Bi}^{disch_max}) \right\} \right| \\ + \max \left\{ 0, \sum_{i \in N} (SOC_{Bi}(t) - SOC_i^{max}) \right\} + \left| \min \left\{ 0, \sum_{i \in N} (SOC_{Bi}(t) - SOC_i^{min}) \right\} \right| \\ + \max \left\{ 0, \sum_{i \in N} (V_i(t) - V_i^{max}) \right\} + \left| \min \left\{ 0, \sum_{i \in N} (V_i(t) - V_i^{min}) \right\} \right| \\ + \max \left\{ 0, \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} (I_{ij}(t) - I_{ij}^{max}) \right\} \end{array} \right) \quad (2.41)$$

3. Métodos y técnicas de solución propuestas

Para el cumplimiento del objetivo específico 2, en este trabajo se proponen cinco metodologías de solución basadas en un enfoque maestro-esclavo, con el propósito de resolver el modelo matemático que representa el problema de gestión de energía en redes de CC incluyendo RED, para mejorar las condiciones económicas, técnicas y ambientales en la red. En esta metodología, la etapa maestra tiene como propósito determinar el esquema de operación de los generadores distribuidos y las baterías instaladas a lo largo de la red, mientras que la etapa esclava busca determinar el valor de las funciones adaptación, relacionadas con las funciones objetivo empleadas y las restricciones del modelo matemático.

Para la etapa maestra, inicialmente se utilizaron tres métodos metaheurísticos de optimización bajo un enfoque mono-objetivo para analizar su desempeño en la solución del problema de gestión de energía en redes de CC incluyendo RED. Los tres métodos metaheurísticos de optimización que se implementaron son las versiones paralelas del Optimizador de Hormiga León (PALO de sus siglas en inglés, *Parallel Ant Lion Optimizer*), del Algoritmo de Búsqueda por Vórtice (PVSA de sus siglas en inglés, *Parallel Vortex Search Algorithm*) y de la Optimización por Enjambre de Partículas (PPSO de sus siglas en inglés, *Parallel Particle Swarm Optimization*). La selección de estos métodos de optimización se basó en los excelentes resultados reportados en trabajos de la literatura especializada, para la resolución de problemas de flujo de potencia óptimo en redes de CC en términos de solución, repetibilidad y tiempos de procesamiento [51] [133] [134]. Estas versiones de procesamiento paralelo se utilizaron para reducir el tiempo de cómputo requerido, debido a que en la operación de RED es necesario obtener una solución rápida con la mejor calidad posible [31].

Luego de analizar el desempeño de los métodos de optimización con enfoque mono-objetivo, se escogieron dos de los métodos para resolver el problema de gestión de energía en redes de CC

incluyendo RED, pero bajo un enfoque multi-objetivo, utilizando como funciones objetivo la reducción de costos operativos y la reducción de pérdidas de energía de la red. Los dos métodos escogidos corresponden al Optimizador por Enjambre de Partículas Multi-Objetivo (MOPSO de sus siglas en inglés, *Multiobjective PSO*) [135], y el Optimizador de la Hormiga León Multi-Objetivo (MOALO de sus siglas en inglés, *Multiobjective ALO*) [136]. Es importante destacar que en la literatura no ha sido evaluado el rendimiento de estos métodos de optimización para solucionar el problema estudiado en este trabajo.

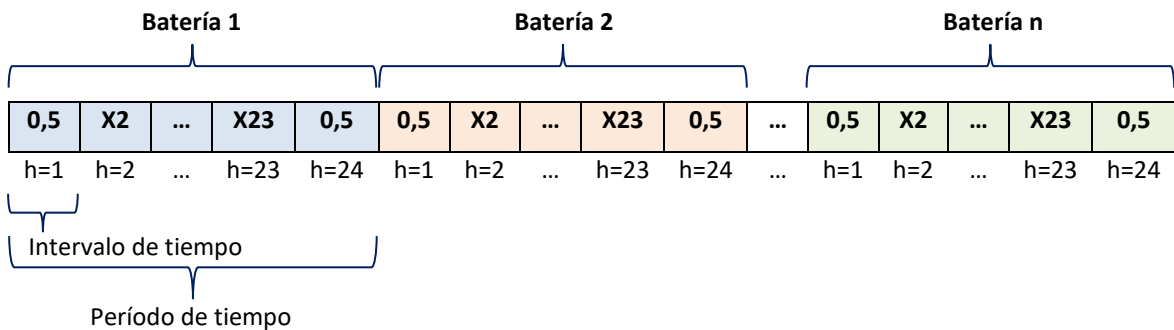
Para todos los métodos de optimización, en la etapa esclava se utilizó el método de Flujo de Potencia Horaria basado en el método numérico de Aproximaciones sucesivas (HPFSA), debido a los excelentes resultados reportados para este método en la literatura en términos de convergencia y tiempos de procesamiento [31] [137].

En las siguientes subsecciones se presenta la codificación utilizada para resolver el problema de gestión de energía en redes de CC, así como los métodos de solución escogidos en la metodología maestro-esclavo propuesta en este documento.

3.1 Codificación para la operación de las baterías en la red de CC

La solución de la etapa maestra es fundamental dentro de la metodología propuesta, ya que su principal función es proponer el esquema de operación de los *GD* y las baterías instaladas en la red de CC. En este proceso se prioriza la operación óptima de las baterías partiendo del supuesto que todos los *GD FV* instalados en la red operan al máximo disponible; por lo tanto, cada individuo (solución candidata) en los métodos metaheurísticos emplea una codificación continua para las baterías dentro de la red de CC, tal como se ilustra en la Figura 3.1, para establecer la potencia a suministrar, o almacenar, por las baterías en cada intervalo de tiempo considerado dentro del horizonte temporal analizado.

En la Figura 3.1 se puede observar un vector fila de $N_B * H$ componentes, donde N_B representa el número de baterías instaladas en la red, y H corresponde al número de intervalos de tiempo analizados (24 h en este caso de estudio). En esta codificación se presenta el *SOC* en cada intervalo

Figura 3.1: Codificación para el esquema de operación de las baterías instaladas en la red de CC.

de tiempo de todas las baterías instaladas en la red de CC, incluida la condición de un *SOC* inicial (en $h = 1$) y final (en $h = 24$) de 50% de capacidad de cada batería.

La principal ventaja de esta codificación radica en su capacidad para controlar las operaciones de carga y descarga de las baterías en función del *SOC*, lo que permite la gestión eficiente de la energía en la red a lo largo de todos los intervalos de tiempo analizados, permitiendo así la optimización de las funciones objetivo propuestas en el modelo matemático. Es importante destacar que, cuando los métodos de optimización proponen una nueva solución dentro de su proceso iterativo, es necesario garantizar que el *SOC* propuesto para cada batería satisface todas las restricciones presentadas en la sección 2 de este documento.

3.2 Métodos de optimización para la etapa maestra

La etapa maestra se encarga de proponer soluciones para resolver el problema de gestión de energía en redes de CC, mediante la codificación anteriormente descrita, y evaluando su impacto en la función objetivo estudiada a través de la etapa esclava. Debido a que el problema analizado es un problema continuo no lineal y no convexo, en este trabajo se seleccionaron tres métodos metaheurísticos basados en poblaciones: ALO, VSA y PSO. Estos métodos de optimización permiten utilizar procesamiento paralelo para evaluar la función objetivo de cada uno de los individuos que componen la población, y esto a su vez reduce el tiempo de procesamiento requerido [31]. De esta forma, en este trabajo se proponen las versiones paralelas del Optimizador de Hormiga León (PALO), del Algoritmo de Búsqueda por Vórtice (PVSA) y de la Optimización por Enjambre de Partículas (PPSO). En esta sección, inicialmente se presentan los tres métodos de optimización

mencionados, los cuales se utilizaron bajo un enfoque mono-objetivo con cada una de las tres funciones objetivo explicadas en la sección 2 de este documento. Posteriormente, muestran los dos métodos de optimización utilizados con un enfoque multi-objetivo: el Optimizador de la Hormiga León Multi-Objetivo (MOALO) y el Optimizador por Enjambre de Partículas Multi-Objetivo (MOPSO).

3.2.1 Optimizador de Hormiga León en paralelo (PALO)

Este método de optimización se basa en la estrategia de caza de la Hormiga-León, la cual es un insecto que crea trampas en la arena en forma de cono de diferentes tamaños, luego se esconde en el fondo de la trampa y espera hasta que caigan y queden atrapadas sus presas favoritas: hormigas. Una vez que una hormiga está en la trampa, la hormiga-leona trata de hacerla deslizar hacia el fondo donde la hormiga es capturada y devorada [138] [139]. En el algoritmo de optimización las hormigas representan los individuos (configuraciones posibles de potencia para las baterías) que componen la población, mientras que las posiciones de las hormigas-león representan las posibles soluciones del problema de optimización. De esta manera, el algoritmo imita las caminatas aleatorias de las hormigas mientras buscan alimento, con el objetivo de explorar el espacio de soluciones que crean las hormigas-león, y mediante la permanente actualización de la posición de las trampas de las hormigas-león, encuentra la solución de mejor calidad [134]. La versión paralela del optimizador de hormiga-león se muestra en el Algoritmo 3.1 y se describe a continuación.

El proceso del PALO comienza leyendo los datos del sistema de prueba para la red de CC que incluyen parámetros de líneas, número de nodos, generadores convencionales, GD FV, baterías, curvas de generación y demanda de potencia, costos de energía, factor de emisión, entre otros. También, en el primer paso del algoritmo se realiza la lectura de los parámetros del PALO que, para este y los demás algoritmos de optimización utilizados en este trabajo, se afinaron utilizando un algoritmo genético discreto continuo [140] [140], con el objetivo de ofrecer el mejor rendimiento para cada uno de los métodos de solución utilizados. Esta información se describe en la Sección 5 de este manuscrito.

Algoritmo 3.1: Proceso iterativo propuesto para el método de PALO en redes de CC.

Inicio

Entrada de datos: Cargar los datos del sistema de prueba de la red de CC y los parámetros de optimización del PALO.

- Generar de forma aleatoria las poblaciones iniciales de hormigas y de hormigas-león.
- Evaluar la función de adaptación para las poblaciones iniciales utilizando la etapa esclava y el procesamiento paralelo.
- Encontrar la mejor solución (mejor hormiga-león) y hacerla $Antlion^{iter}$ (Incumbente).

Para ($iter = 0: iter_{max}$) **hacer**

- Generar de las nuevas poblaciones utilizando la última población y la información de hormigas-león.
- Calcular nueva posición de las hormigas según caminata aleatoria.
- Evaluar la función de adaptación para las poblaciones iniciales utilizando la etapa esclava y el procesamiento paralelo.
- Actualizar la solución $Antlion^{iter+1}$ (Incumbente).

Si ($Antlion^{iter} \leq Antlion^{iter+1}$) **entonces**

- $iter^{NI} = iter^{NI} + 1$

Si ($iter^{NI} = iter_{max}^{NI}$) **entonces**

- Solución alcanzada
- Entregar $Antlion^{iter}$ como solución del problema.
- **Interrumpir**

Fin Si

Si no

- $iter^{NI} = 0$

Fin Si

Fin Para

- Entregar $Antlion^{iter+1}$ como solución del problema.

Fin

Generación de las poblaciones iniciales. En el segundo paso del proceso del PALO se genera de forma aleatoria la población inicial, M_A , de hormigas A_i , que representan configuraciones posibles

de potencia para las baterías. En la Ecuación (3.1), cada A_i utiliza la codificación presentada en la Figura 3.1; es decir M_A es una matriz de tamaño $n \times d$, donde n es el número de hormigas y $d = N_B * H$ (número de baterías por número de intervalos de tiempo). Además de la población de hormigas, también hay una población inicial de hormigas-león (AL_i) que se esconden en algún lugar del espacio de búsqueda, y que se representa por M_{AL} en la Ecuación (3.2) [138] [139]. Cada componente de M_A y de M_{AL} debe respetar las restricciones impuestas en el modelo matemático de la red de CC (Ecuaciones (2.27) a (2.34)).

$$M_A = \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & \cdots & A_{1d} \\ A_{21} & A_{22} & \cdots & A_{2d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{n1} & A_{n2} & \cdots & A_{nd} \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

$$M_{AL} = \begin{bmatrix} AL_1 \\ AL_2 \\ \vdots \\ AL_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} AL_{11} & AL_{12} & \cdots & AL_{1d} \\ AL_{21} & AL_{22} & \cdots & AL_{2d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ AL_{n1} & AL_{n2} & \cdots & AL_{nd} \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

Para evaluar el impacto de todas las posibles configuraciones contenidas en M_A y en M_{AL} , en el tercer paso del proceso del PALO se utiliza la etapa esclava para evaluar la función de adaptación $FF(t)$ (ver Ecuación (2.40)) de cada individuo de las poblaciones iniciales. Los valores obtenidos de $FF(t)$ se almacenan en matrices M_{OA} y M_{OAL} como se muestra en las Ecuaciones (3.3) y (3.4), respectivamente. Después de evaluar la función $FF(t)$ de la población inicial, se selecciona el individuo con la mejor función objetivo como la hormiga-león en la iteración actual ($Antlion^{iter}$).

$$M_{OA} = \begin{bmatrix} f([A_{11} & A_{12} & \cdots & A_{1d}]) \\ f([A_{21} & A_{22} & \cdots & A_{2d}]) \\ \vdots \\ f([A_{n1} & A_{n2} & \cdots & A_{nd}]) \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

$$M_{OAL} = \begin{bmatrix} f([AL_{11} & AL_{12} & \cdots & AL_{1d}]) \\ f([AL_{21} & AL_{22} & \cdots & AL_{2d}]) \\ \vdots \\ f([AL_{n1} & AL_{n2} & \cdots & AL_{nd}]) \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

Procesamiento en paralelo. La evaluación de $FF(t)$ requiere n procesos de la etapa esclava, donde n es igual al número de individuos de la población. Con el fin de aprovechar el

procesamiento paralelo, la $FF(t)$ de la población completa se evalúa utilizando el número de núcleos, W , del computador, permitiendo dividir el número de procesos como se muestra en la Ecuación (3.5), donde, NP representa el número de procesos necesarios para evaluar la $FF(t)$ para N individuos que componen la población. El tiempo de procesamiento requerido para el proceso iterativo se calcula con la Ecuación (3.6), donde MPT es el tiempo máximo de procesamiento requerido en el proceso iterativo NP realizado por el procesamiento paralelo, y PT es el tiempo total de procesamiento requerido para la evaluación de toda la población. Es importante destacar que, a medida que aumentan W y el rendimiento del ordenador, el tiempo de procesamiento de los métodos de optimización es menor.

$$NP = n/P \quad (3.5)$$

$$PT = MPT * NP \quad (3.6)$$

Caminatas aleatorias de las hormigas. Durante la optimización, las hormigas se mueven por el espacio de búsqueda usando diferentes caminos aleatorios, los cuales se aplican a todas las componentes (cargas asignadas a cada batería) de cada hormiga y son afectados por las trampas de las hormigas-león [138][139]. De esta manera se inicia un proceso iterativo del PALO para obtener los valores actualizados de las variables del algoritmo y generar nuevas poblaciones. En este trabajo se emplea la caminata aleatoria representada por la Ecuación (3.7), que toma pasos consecutivos al azar para actualizar las posiciones de las hormigas A_i en cada iteración, teniendo en cuenta la información contenida en M_A y en una matriz de desplazamiento ω (Ecuación (3.8)), donde cada fila ω_i denota el movimiento de la i -ésima hormiga.

$$M_A^{t+1} = M_A^t + \omega^t \quad (3.7)$$

$$\omega = \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \vdots \\ \omega_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \omega_{12} & \cdots & \omega_{1d} \\ \omega_{21} & \omega_{22} & \cdots & \omega_{2d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega_{n1} & \omega_{n2} & \cdots & \omega_{nd} \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

Para calcular cada ω_i se utiliza la Ecuación (3.9), la cual es función de las posiciones de la hormiga (A_i) y la de una hormiga-león (AL_i) escogida al azar entre las contenidas en M_{AL} . Los parámetros α y β se utilizan para simular y regular el radio de la trampa y la distancia entre la hormiga y la

hormiga-león. La función estocástica r_t de la Ecuación (3.10), aporta aleatoriedad a la caminata. De esta manera se garantiza la explotación del espacio de búsqueda [139].

$$\omega_i = \alpha * r_t * AL_i - \beta * A_i \quad (3.9)$$

$$r_t = \begin{cases} +1 & \text{si } rand > 0,5 \\ -1 & \text{si } rand \leq 0,5 \end{cases} \quad rand \in [0,1] \quad (3.10)$$

Captura de la presa y reconstrucción de la trampa. La caza finaliza cuando una hormiga queda atrapada en la mandíbula de la hormiga-león [138]. En el algoritmo de PALO esto se imita comparando las $FF(t)$ de cada hormiga y su respectiva hormiga-león. Si el valor de la $FF(t)$ de la hormiga ($f(A_i)$), es mejor que el de la hormiga-león ($f(AL_j)$), la posición de esta última es remplazada por la de la hormiga cazada ($AL_j = A_i$) y una nueva hormiga es generada aleatoriamente; de lo contrario se continúa con el proceso iterativo [139].

Actualización de la élite. La hormiga-león con mejor valor de función de adaptación en cada iteración del proceso se escoge como la élite (mejor solución), $Antlion^{iter+1}$, y es la que mayor probabilidad tendrá de ser seleccionada para afectar las caminatas de todas las hormigas durante las siguientes iteraciones [138] [139].

Criterios de parada. Para controlar la exploración de todos los métodos de optimización propuestos en este trabajo, se han considerado dos criterios de parada:

- Si se llega un número máximo de iteraciones ($iter_{max}$)
- Si la élite no se ha actualizado después de un número máximo de iteraciones de no-mejora ($iter_{max}^{NI}$).

Luego, en el proceso iterativo del PALO, se verifica si el $Antlion^{iter+1}$ actual es mejor que el $Antlion^{iter}$ anterior. En el caso de que esto sea afirmativo, el contador de iteraciones de no-mejora ($iter^{NI}$) toma un valor de cero, en caso contrario se suma 1 al contador. Si se ha alcanzado $iter_{max}^{NI}$ finaliza el algoritmo y entrega $Antlion^{iter}$ como solución del problema, en caso contrario continúa el proceso iterativo del algoritmo. A continuación, en cada ciclo se comprueba si el $iter_{max}$ se ha

cumplido; si es cierto, el algoritmo para y entrega $Antlion^{iter+1}$ como la solución al problema, de lo contrario, el proceso iterativo continua.

3.2.2 Algoritmo de búsqueda por vórtices en paralelo (PVSA)

El algoritmo de búsqueda por vórtices está inspirado en el comportamiento de los vórtices (remolinos) creados en fluidos agitados [141]. Es una técnica metaheurística de optimización que trabaja en el dominio continuo de las variables en un espacio de dimensión d (multidimensional). Este enfoque de optimización trabaja con distribuciones gaussianas y funciones gamma para explorar y explotar el espacio de soluciones, el cual es representado por hiper-esferas no concéntricas en las que se va reduciendo el radio y se reubica el centro con cada iteración del algoritmo [142]. El centro de las hiper-esferas es actualizado con la información de la mejor solución obtenida en cada iteración [143]. El proceso iterativo del PVSA se describe en el Algoritmo 3.2. De forma similar al PALO, el PVSA inicia el proceso iterativo leyendo los datos del sistema eléctrico de prueba y los parámetros del PVSA. Los demás pasos se describen a continuación.

Centro (solución) inicial. El siguiente paso del PVSA es asignar un valor inicial para el radio r^{iter} , para generar la hiper-esfera inicial. Para encontrar el centro de la hiper-esfera, μ^{iter} , en el espacio de solución, se utiliza la Ecuación (3.11), donde x^{max} y x^{min} son límites máximo y mínimo de las variables de solución x .

$$\mu^{iter} = \frac{x^{max} + x^{min}}{2} \quad (3.11)$$

Población inicial (Soluciones candidatas). Para generar un conjunto de soluciones candidatas, $C_i^{iter} = \{x_1, x_2, \dots, x_d\}$, donde i se refiere al i -ésimo individuo de la población, se utiliza una distribución gaussiana (ver Ecuación (3.12)) que reparte los individuos sobre el espacio solución garantizando una exploración simétrica. En la Ecuación (3.12), ζ_i^{iter} es un vector de variables aleatorias x_i (en la iteración $iter$), μ^{iter} es el centro actual de la hiper-esfera, y v es una matriz de covarianzas. Para este trabajo, v se ha simplificado a matriz diagonal con todos los componentes (en la diagonal) idénticas a la varianza σ_0 calculada por medio de la Ecuación (3.13).

Algoritmo 3.2: Proceso iterativo propuesto para el método de PVSA en redes de CC.

Inicio

Entrada de datos: Cargar los datos del sistema de prueba de la red de CC y los parámetros de optimización del PVSA.

- Definir r^{iter} y μ^{iter} de la hiper-esfera.
- Generar la población inicial utilizando r^{iter} , μ^{iter} y una distribución Gaussiana.
- Evaluar la función de adaptación para la población inicial utilizando la etapa esclava y el procesamiento paralelo.
- Encontrar la mejor solución de la población y hacerla *Incumbente*^{iter}.

Para ($iter = 0: iter_{max}$) **hacer**

- Seleccionar como nuevo centro de la hiper-esfera, μ^{iter+1} , la posición asociada a la mejor solución de la población.
- Actualizar el radio de la hiper-esfera, r^{iter+1} .
- Generar una nueva población utilizando μ^{iter+1} , r^{iter+1} y una distribución Gaussiana.
- Evaluar la función de adaptación para la población inicial utilizando la etapa esclava y el procesamiento paralelo.
- Encontrar la mejor solución de la población y hacerla *Incumbente*^{iter+1}.

Si ($Incumbente^{iter} \leq Incumbente^{iter+1}$) **entonces**

- $iter^{NI} = iter^{NI} + 1$

Si ($iter^{NI} = iter_{max}^{NI}$) **entonces**

- Solución alcanzada
- Entregar μ^{iter} y *Incumbente*^{iter} como solución del problema.
- **Interrumpir**

Fin Si

Si no

- $iter^{NI} = 0$

Fin Si

Fin Para

- Entregar μ^{iter+1} y *Incumbente*^{iter+1} como solución del problema.

Fin

$$C_i^{iter} = p(\zeta_i^{iter}, \mu^{iter}, v) = ((2\pi)^d |v|)^{1/2} e^{-\frac{1}{2} \frac{(\zeta_i^{iter} - \mu^{iter})^T (\zeta_i^{iter} - \mu^{iter})}{v}} \quad (3.12)$$

$$\sigma_0 = \frac{\max\{x^{max}\} - \min\{x^{min}\}}{2} \quad (3.13)$$

Es de resaltar que el radio inicial (r^{iter} , con $iter = 0$) en el PVSA se recomienda asignarlo igual a σ_0 . Además, r^{iter} es importante en el PVSA, ya que gobierna el vector ζ_i^{iter} de acuerdo a la Ecuación (3.14), donde $rand(d)$ genera un vector de variables aleatorias con dimensión d y componentes entre 0 y 1 [143].

$$\zeta_i^{iter} = r^{iter} * rand(d) \quad (3.14)$$

Una vez creada la población inicial, se utiliza la etapa esclava y el procesamiento paralelo para evaluar la función de adaptación ($FF(t)$) de cada individuo de la población. Luego, a partir de los resultados se selecciona la mejor solución como la incumbente actual ($Incumbente^{iter}$).

Selección del nuevo centro: Con los resultados iniciales del PVSA se inicia un proceso iterativo para avanzar por el espacio de soluciones. Para esto, se selecciona el individuo en C_i^{iter} asociado a la mejor solución como nuevo centro de la hiper-esfera, μ^{iter+1} .

Decrecimiento del radio. A continuación, se decrece y actualiza el radio para la iteración actual, r^{iter+1} . En la literatura especializada se recomienda utilizar la función gamma inversa incompleta para decrecer el radio de la hiper-esfera centrada en μ^{iter+1} ; no obstante, en este trabajo se implementó un método decreciente alternativo propuesto por Montoya y otros [143], el cual utiliza la función exponencial presentada en la Ecuación (3.15). En esta ecuación, a es un parámetro constante que gobierna la velocidad de reducción de r^{iter+1} , con lo que también se reduce el espacio solución.

$$r^{iter+1} = \sigma_0 \left(1 - \frac{iter}{iter_{max}}\right) e^{-a \frac{iter}{iter_{max}}} \quad (3.15)$$

Luego, se genera una nueva población con los valores actualizados del PVSA y con la distribución gaussiana de la Ecuación (3.12). Después, se utiliza la etapa esclava para calcular la $FF(t)$ de cada individuo de la nueva población, y así encontrar la mejor solución que se toma como la incumbente en la iteración actual, $Incumbente^{iter+1}$.

Criterios de parada. En este trabajo, el método de PVSA utiliza los mismos criterios de parada del PALO. Por lo tanto, en el proceso iterativo del PVSA, se verifica si la $Incumbente^{iter+1}$ actual es mejor que la $Incumbente^{iter}$ anterior. Si se ha alcanzado $iter_{max}^{NI}$ finaliza el algoritmo y entrega la $Incumbente^{iter}$ como solución del problema, en caso contrario continúa el proceso iterativo del algoritmo. A continuación, en cada ciclo se comprueba si el $iter_{max}$ se ha cumplido; si es cierto, el algoritmo para y entrega $Incumbente^{iter+1}$ como la solución al problema, de lo contrario, el proceso iterativo continua.

3.2.3 Optimización de enjambre de partículas en paralelo (PPSO)

El PSO (*Particle Swarm Optimization*) utiliza el comportamiento de caza de las bandadas de pájaros y de peces para obtener alimento [144], y está considerada entre las técnicas metaheurísticas más populares y exitosas [145]. El PSO utiliza la aleatoriedad de números reales y la comunicación global entre los individuos del enjambre para explorar el espacio de soluciones, y evoluciona mediante actualizaciones (iteraciones) hasta converger a la mejor solución [31]. En este trabajo se utiliza la versión paralela del PSO (PPSO), que se describe en el Algoritmo 3.3.

En el algoritmo del PPSO, cada solución candidata se denomina "partícula" (p_i , $i = 1, 2, \dots, n$), y en este trabajo representa cada configuración posible de potencia para las baterías, según la codificación de la Figura 3.1. La población de n soluciones candidatas constituye el enjambre de partículas y se representa por la matriz S_P de la Ecuación (3.16).

$$S_P = \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1d} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n1} & p_{n2} & \cdots & p_{nd} \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

Algoritmo 3.3: Proceso iterativo propuesto para el método de PPSO en redes de CC.

Inicio

Entrada de datos: Cargar los datos del sistema de prueba de la red de CC y los parámetros de optimización del PVSA.

- Generar la población inicial de forma aleatoria.
- Evaluar la función de adaptación para la población inicial utilizando la etapa esclava y el procesamiento paralelo.
- Encontrar la mejor solución de partícula y del enjambre ($Incumbente^{iter}$).

Para ($iter = 0: iter_{max}$) **hacer**

- Generar una nueva población utilizando la información de la mejor solución de partícula y del enjambre.
- Evaluar la función de adaptación para la población inicial utilizando la etapa esclava y el procesamiento paralelo.
- Actualizar la mejor solución de partícula y del enjambre ($Incumbente^{iter+1}$).

Si ($Incumbente^{iter} \leq Incumbente^{iter+1}$) **entonces**

- $iter^{NI} = iter^{NI} + 1$

Si ($iter^{NI} = iter_{max}^{NI}$) **entonces**

- Solucion alcanzada
- Entregar la mejor solución del enjambre y $Incumbente^{iter}$ como solución del problema.
- **Interrumpir**

Fin Si

Si no

- $iter^{NI} = 0$

Fin Si

Fin Para

- Entregar la mejor solución del enjambre y $Incumbente^{iter+1}$ como solución del problema.

Fin

El proceso iterativo del PPSO comienza con la lectura de los datos relativos al sistema de prueba y a los parámetros del PPSO, los cuales se encontraron con la sintonización que se explica en la sección 5. Las demás etapas se describen a continuación.

Población inicial. Al igual que los otros algoritmos ya presentados, el PSO requiere una estimación inicial de todas las partículas y sus velocidades. Las partículas iniciales se distribuyen aleatoriamente sobre el espacio de búsqueda, de manera que puedan tomar muestras en la mayoría de las regiones [146]. Luego, se utiliza el mismo procesamiento paralelo descrito para el PALO, y se calcula el valor de la función de adaptación $FF(t)$ de las partículas iniciales del enjambre S_p . El objetivo es encontrar el mejor global ($Incumbente^{iter}$) entre el conjunto de todas las partículas actuales con los mejores valores de $FF(t)$, llamadas “mejores partículas” [144]. En este trabajo, las velocidades iniciales de las partículas se eligen de forma aleatoria, pero limitadas en un rango $[v_{i,min}, v_{i,max}]$, donde $v_{i,min}$ y $v_{i,max}$ son los límites mínimo y máximo, respectivamente, de la velocidad definida para la partícula i . Esto con el fin de reducir la probabilidad de que las partículas viajen fuera de los límites del espacio de búsqueda y, como consecuencia, afecte la convergencia de la solución [146].

Movimiento de las partículas. El PPSO busca la solución óptima del problema actualizando iterativamente las partículas y ajustando sus trayectorias. La partícula i en la iteración $iter$, p_i^{iter} , se actualiza mediante la Ecuación (3.17) [144], donde p_i^{iter+1} y v_i^{iter+1} representan la nueva partícula i y su velocidad, respectivamente. Luego, utilizando el procesamiento se calcula el valor de $FF(t)$ de las nuevas partículas. Cuando una partícula i es mejor (en valor de $FF(t)$) que cualquier otra encontrada previamente, la actualiza como la nueva mejor partícula i , $p_{i,best}$. Después, a partir de las nuevas $p_{i,best}$ se encuentra el nuevo mejor global, $Incumbente^{iter+1}$.

$$p_i^{iter+1} = p_i^{iter} + v_i^{iter+1} \quad (3.17)$$

El movimiento de una partícula del enjambre consta de dos componentes: uno estocástico y otro determinista. Cada partícula es atraída hacia la mejor partícula histórica ($p_{i,best}$), y a la mejor global actual ($Incumbente^{iter}$), pero al mismo tiempo tiene una tendencia a moverse al azar [144]. En cada iteración $iter$, el movimiento de cada partícula está controlado por el vector velocidad v_i^{iter+1}

como se muestra en la Ecuación (3.18), el cual recibe la contribución de tres términos: el primero, denominado inercia, evita que la partícula cambie drásticamente de dirección; el segundo, llamado componente cognitivo, explica la tendencia de las partículas a regresar a sus mejores posiciones previamente encontradas; el último, llamado componente social, identifica la propensión de una partícula a moverse hacia la mejor posición del enjambre completo [146].

$$v_i^{iter+1} = \omega v_i^{iter} + \alpha \epsilon_1 \odot [p_{i,best} - p_i^{iter}] + \beta \epsilon_2 \odot [Incumbente^{iter} - p_i^{iter}] \quad (3.18)$$

En la Ecuación (3.18), ϵ_1 y ϵ_2 son dos vectores cuyas entradas toman valores aleatorios entre 0 y 1. Los parámetros α y β son las constantes de aceleración, que normalmente se pueden tomar en el rango de 0 a 4 ($\alpha \approx \beta \approx 2$ típicamente). El producto Hadamard de dos matrices, denotado por $a \odot b$, se define como el producto de entradas, es decir $[a \odot b]_{ij} = a_{ij} * b_{ij}$ [144]. ω es el peso inercial, que en muchos casos se puede tomar como una constante entre 0,4 y 0,9, o puede calcularse con expresiones como la de la Ecuación (3.19), donde ω_{max} y ω_{min} son los valores máximo y mínimo, respectivamente, del peso inercial.

$$\omega = \omega_{max} - (\omega_{max} - \omega_{min}) * \frac{iter}{iter_{max}} \quad (3.19)$$

Criterios de parada. El método de PPSO también utiliza los mismos criterios de parada del PALO. Por lo tanto, en el proceso iterativo se verifica si la $Incumbente^{iter+1}$ actual es mejor que la $Incumbente^{iter}$ anterior. Si se ha alcanzado $iter_{max}^{NI}$ finaliza el algoritmo y entrega la $Incumbente^{iter}$ como solución del problema, en caso contrario continúa el proceso iterativo del algoritmo. A continuación, en cada ciclo se comprueba si el $iter_{max}$ se ha cumplido; si es cierto, el algoritmo para y entrega $Incumbente^{iter+1}$ como la solución al problema, de lo contrario, el proceso iterativo continua.

3.2.4 Optimización de enjambre de partículas multi-objetivo (MPSO)

Para abordar problemas de optimización multiobjetivo, Coello y Lechugas [135] desarrollaron el MOPSO, que es una adaptación del algoritmo de optimización por enjambre de partículas (PSO) originalmente propuesto por Kennedy y Eberhart [147]. El MOPSO utiliza un mecanismo de

exploración y explotación del espacio de soluciones similar al PSO. Las partículas se mueven por el espacio de soluciones en función de la posición y la velocidad de las partículas más cercanas, así como de la mejor solución encontrada para cada función objetivo. A diferencia del PSO, el MOPSO utiliza el concepto de no dominancia para encontrar un conjunto de soluciones que cumplan las restricciones del modelo matemático y que permita optimizar, de manera simultánea, las funciones objetivo bajo estudio. Para ello, el MOPSO almacena las mejores soluciones individuales encontradas por cada partícula y las soluciones que cumplen con el criterio de no dominancia. A partir de este registro histórico, se selecciona mediante el operador ruleta una partícula (líder) a partir del cual se guía el proceso de exploración y explotación del espacio de soluciones. Es importante aclarar que la posición de los individuos en el MOPSO debe tomar la estructura mostrada en la Figura 3.1. El Algoritmo 3.4 proporciona un resumen del proceso iterativo de la MOPSO.

Algoritmo 3.4: Procedimiento del método de MOPSO para la gestión de energía en redes de CC.

Inicio

Datos de entrada: Leer los parámetros de la red eléctrica y del MOPSO.

- Hacer $iter = 0$.
- Inicializar las partículas respetando la codificación mostrada en la Figura 3.1.
- Inicializar las velocidades de cada partícula de manera aleatoria.
- Determinar el valor de las funciones adaptación por medio de la etapa esclava.
- Determinar la mejor posición de cada partícula.
- Aplicar el criterio de dominancia y almacenar en el repositorio las soluciones no-dominadas

Para $iter = 0: iter_{max}$ hacer

- Utilizando el operador ruleta, seleccionar un líder del repositorio.
- Actualizar la velocidad y las posiciones de cada partícula utilizando la información de cada partícula y del líder.
- Determinar el valor de las funciones adaptación por medio de la etapa esclava.
- Actualizar la mejor posición de cada partícula.
- Actualizar el repositorio de soluciones no-dominadas.

Fin Para

Fin

En este trabajo, los parámetros del MOPSO considerados son el número de individuos N_i , la dimensión del problema N_v , los coeficientes de aceleración C_1 y C_2 , y las inercias máxima y mínima ω_{max} y ω_{min} respectivamente, y el tamaño del repositorio N_r . La dimensión del problema viene dada por la codificación mostrada en la Figura 3.1.

3.2.5 Optimizador de la hormiga-león multi-objetivo (MALO)

El MOALO es una extensión del Optimizador de la Hormiga-León (ALO), originalmente propuesto por Mirjalili [148]. Al igual que en el caso anterior, el MOALO sigue la misma lógica de funcionamiento que el ALO, basándose en la interacción entre hormigas y hormigas-león. En este algoritmo, las hormigas son responsables de explorar el espacio de soluciones a través de caminatas aleatorias, mientras que las hormigas-león aprovechan este recorrido para construir estratégicamente trampas con el fin de capturar y alimentarse de las hormigas [149]. Los pasos más importantes del ALO para resolver problemas de optimización incluyen [148]: el paseo aleatorio de las hormigas, la captura en una trampa de hormiga león, la construcción de una trampa, el deslizamiento de las hormigas hacia la hormiga león, la captura de la hormiga y la reconstrucción de la trampa, además del elitismo en la selección de las mejores soluciones.

Para lograr la versión multi-objetivo del ALO los autores de [136] se basan en el funcionamiento del MOPSO, en donde utilizan un repositorio para almacenar las soluciones no-dominadas y seleccionan un líder por medio del operador ruleta para guiar el proceso de exploración y explotación del espacio de soluciones. De igual forma, los individuos del MOALO deben respetar la estructura mostrada en la Figura 3.1 para resolver el problema de gestión de energía en redes de CC. En el Algoritmo 3.5 se muestra un resumen del proceso iterativo del MOALO.

Los parámetros del MOALO utilizados en este trabajo son el número de individuos N_i , la dimensión del problema N_v , y el tamaño del repositorio N_r . La dimensión del problema viene dada por la codificación mostrada en la Figura 3.1.

Algoritmo 3.5: Procedimiento del método de MOALO para para la gestión de energía en redes de CC.

Inicio

Datos de entrada: Leer los parámetros de la red eléctrica y del MOALO.

- Hacer $iter = 0$.
- Generar la población inicial de hormigas y hormigas-león respetando la codificación mostrada en la Figura 3.1.
- Determinar el valor de las funciones adaptación por medio de la etapa esclava.
- Almacenar en el repositorio las soluciones no-dominadas

Para $iter = 0 : t_{max}$ **hacer**

Para $m = 1 : N_i$ **hacer**

- Seleccionar la hormiga-león elite del repositorio utilizando el operador ruleta.
- Seleccionar una hormiga-león del repositorio de forma aleatoria.
- Actualizar el tamaño del espacio de soluciones para simular la casería en las trampas de la hormiga-león.
- Generar una caminata aleatoria para la hormiga i .
- Actualizar la posición de la hormiga i respecto a la hormiga-león elite y la hormiga-león aleatoria.

Fin Para

- Calcular el valor de las funciones adaptación para cada hormiga utilizando de la etapa esclava.
- Actualizar el repositorio de soluciones no-dominadas.

Fin Para

Fin

3.3 Método de solución para la etapa esclava: Flujo de potencia horario basado en aproximaciones sucesivas

Como se ha mencionado anteriormente, la etapa esclava se encarga de evaluar el impacto en la función de adaptación $FF(t)$ (Ecuación (2.40)) de cada una de las soluciones propuestas por la

etapa maestra. Estas posibles soluciones utilizan la codificación horaria ilustrada en la Figura 3.1, por lo tanto, se requiere la implementación de un flujo de potencia horario para evaluar el valor de $FF(t)$ de cada solución en cada intervalo de tiempo dentro del horizonte temporal analizado, 24 horas en este caso particular. El método utilizado es este trabajo para calcular el flujo de potencia se basa en el método numérico de aproximaciones sucesivas [137]. El HPFSA (de sus siglas en inglés, *Hourly Power flow based on Successive Approximation*) garantiza el equilibrio de potencia activa separando las componentes de generación, almacenamiento y demanda, al mismo tiempo que garantiza el cumplimiento de las restricciones establecidas en el modelo matemático, lo que facilita su implementación y programación.

El HPFSA es una adaptación hora a hora del método de aproximaciones sucesivas (SA, de sus siglas *Successive Approximation*), el cual es un procedimiento iterativo que utiliza el conjunto original de ecuaciones del modelo matemático de la red de CC, bajo una estructura matricial del problema de PF, y que aprovecha las ventajas de la representación de punto fijo para resolver dicho problema [104]. La fórmula iterativa utilizada para resolver el problema del HPFSA en redes de CC se puede obtener transformando el modelo matricial de la Ecuación (2.10), hasta llegar a la expresión de la Ecuación (3.20).

$$V_{d,h}^{k+1} = -G_{dd}^{-1} [D_d^{-1}(V_{d,h}^k)(P_{d,h} - P_{gd,h} - P_{b,h}) - G_{ds}V_{s,h}] \quad (3.20)$$

En la Ecuación (3.20), k es el contador de iteraciones, $D_d^{-1}(V_{d,h}^k)$ es la inversa de la matriz diagonal que contiene los voltaje en los nodos de demanda para el periodo de tiempo h , G_{dd}^{-1} es la inversa de la componente de la matriz de conductancia que relaciona los nodos de demanda entre sí, mientras que G_{ds} es la componente de la matriz de conductancia que asocia el nodo slack con los nodos de demanda. $P_{d,h}$ es el vector que contiene la potencia activa consumida en los nodos de demanda para el periodo de tiempo h , $P_{gd,h}$ es el vector que contiene la potencia activa generada por cada GD para el periodo de tiempo h , $P_{b,h}$ es el vector que contiene la potencia activa inyectada/absorbida por cada batería para el periodo de tiempo h , y $V_{s,h}$ es el vector que contiene el voltaje (en p.u.) en los terminales del nodo de la subestación para el periodo de tiempo h . Este proceso iterativo finaliza cuando la máxima diferencia entre el voltaje de los nodos de demanda,

entre dos iteraciones consecutivas, es mejor que el error de convergencia, ε (ver Ecuación (3.21)). En este trabajo se asume que ε tiene un valor de 1×10^{-10} [137].

$$\max\{|V_{d,h}^{k+1} - V_{d,h}^k|\} \leq \varepsilon \quad (3.21)$$

El Algoritmo 3.6 muestra el proceso iterativo del HPFSA para redes de CC. El HPFSA comienza leyendo los datos del sistema eléctrico de prueba y los parámetros de flujo de potencia. En este trabajo se utilizaron los mismos parámetros de flujo de potencia reportados en [104], debido a que los autores lograron que el método SA obtuviera su mejor desempeño al considerar un máximo de iteraciones de 1000 ($m_{max} = 1000$) y un error de convergencia de 1×10^{-10} . Después de definir los datos de entrada del HPFSA se comienza con el proceso iterativo que analiza el total de horas contenidas en el horizonte temporal analizado (24 horas). Para cada intervalo de tiempo, el HPFSA lee las potencias generadas por los GD FV, inyectadas/absorbidas por las baterías, y demandas por las cargas instaladas en la red de CC. Luego, con esta información, se resuelve el problema de flujo de potencia mediante el SA [104]. Luego con los perfiles de tensión obtenidos con la implementación del SA y los datos del sistema de prueba se calcula la función de adaptación mediante la Ecuación (2.40). Cuando se analizan todos los periodos de tiempo, se suman los valores obtenidos de $FF(t)$ para cada periodo de tiempo, devolviendo el total de $FF(t)$ a la etapa maestra, para que continúe con su proceso iterativo, finalizado de este modo el proceso de la etapa esclava.

Algoritmo 3.6: Procedimiento del HPFSA para redes de CC.**Inicio**

Datos de entrada: Cargar los parámetros eléctricos del sistema de prueba de la red de CC.

- Construir matriz de impedancias G , separando matriz de generadores G_{gg} , de cargas G_{dd} , y de generadores y cargas $G_{dg} = G_{gd}^T$.

Para $h = 1 : 24$ hacer

- Cargar el esquema de operación de las baterías dado por los individuos de la etapa maestra.
- Cargar las potencias demandadas por las cargas instaladas en la red de CC en la hora h .
- Cargar las potencias generadas por los GD FV ubicados en la red de CC a la hora h .
- Cargar las potencias suministradas/demandadas por las baterías instaladas en la red de CC a la hora h .
- Definir ε , m_{max}
- Definir los voltajes iniciales en los nodos de demanda, $V_{d,h}^0$

Para $m = 0 : m_{max}$ hacer

- Evaluar el flujo de potencia de la red de CC en la hora h .

Si $\max\{|V_{d,h}^{k+1} - V_{d,h}^k|\} \leq \varepsilon$ **entonces**

- Convergencia lograda $V_{d,h} = V_{d,h}^{k+1}$

Interrumpir**Sino**

- Hacer: $V_{d,h}^k = V_{d,h}^{k+1}$

Fin Si

- Calcular el valor de las funciones adaptación en la hora h .

Fin Para

- Adicionar los valores obtenidos de las funciones de adaptación en cada hora h .

Fin Para

- Retornar el valor de las funciones de adaptación a la etapa maestra.

Fin.

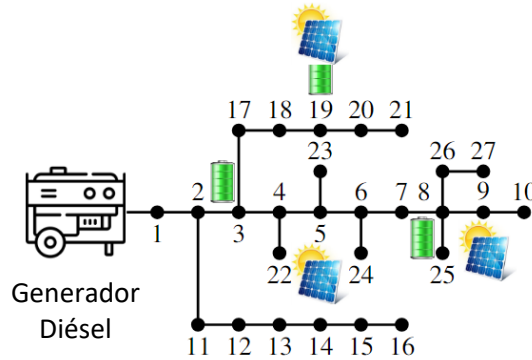
4. Sistemas de prueba y condiciones de funcionamiento para la red de CC

En este trabajo se utilizaron dos sistemas eléctricos de prueba para verificar la efectividad de los métodos de solución propuestos para resolver el problema de gestión de energía de recursos distribuidos (*GD FV* y baterías), con el propósito de mejorar las condiciones técnicas, económicas y medioambientales, en redes aisladas y conectadas a red principal. Para ello, se seleccionaron desde la literatura especializada dos sistemas de prueba; el primero es un sistema de 27 nodos utilizado para probar una red de CC que opera en condiciones aisladas en una zona rural llamada Capurganá (Choco, Colombia). El segundo es un sistema de 33 nodos utilizado para probar una red conectada a una red urbana localizada en Medellín (Antioquia, Colombia) [134]. Junto a estos sistemas de prueba, se consideran las curvas de generación fotovoltaica y de demanda de potencia que representan las regiones anteriormente mencionadas, así como el costo de la energía y el factor de emisión relacionados con ellas.

4.1 Sistema de prueba radial de 27 nodos

Este sistema de prueba de CC de 33 se utilizó para la red de CC aislada y está compuesto por 27 nodos, 20 líneas, un generador convencional funcionando con Diesel, y cargas de potencia constante conectadas en diferentes nodos de la red de CC [134]. La configuración eléctrica y los parámetros correspondientes a la estructura básica (sin GD ni baterías) de este sistema de ensayo se presentan en la Figura 4.1 y en la Tabla 4.1, respectivamente. Además, se utilizaron como valores base una tensión de 23 kV y una potencia de 100 kW.

Figura 4.1: Configuración eléctrica para el sistema de prueba radial de 27 nodos para la red de CC aislada.



En la Tabla 4.1, la primera columna presenta el nodo de envío (Nodo i), la segunda el nodo de recibo (Nodo j), la tercera columna presenta la resistencia de la línea que conecta al nodo de envío con el nodo recibo (R_{ij}), la cuarta columna presenta la potencia de demanda asociada a la carga del nodo de recibo (P_j), por último, la quinta columna presenta la corriente máxima en cada línea de la red. Cabe aclarar que estas corrientes máximas de línea fueron calculadas de acuerdo con la

Tabla 4.1: Parámetros eléctricos para el sistema de prueba radial de 27 nodos para la red de CC aislada.

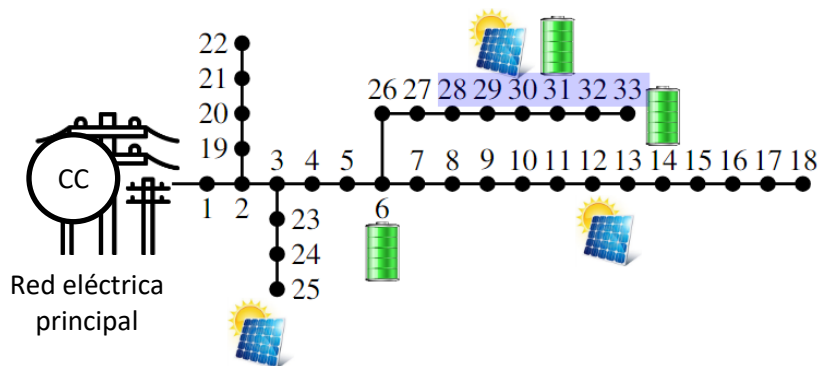
Nodo i	Nodo j	R_{ij} (Ω)	P_j (kW)	I_{ij}^{max} (A)	Nodo i	Nodo j	R_{ij} (Ω)	P_j (kW)	I_{ij}^{max} (A)
1 (slack)	2	0,0140	0	195	14	15	2,8835	106,25	20
2	3	0,7463	0	145	15	16	5,3434	255	20
3	4	0,4052	297,5	85	3	17	1,2942	255	55
4	5	1,1524	0	70	17	18	0,7027	127,5	40
5	6	0,5261	255	70	18	19	3,3234	297,5	40
6	7	0,7127	0	55	19	20	1,5172	340	20
7	8	1,6628	212,5	55	20	21	0,7127	85	20
8	9	5,3434	0	20	4	22	8,2528	106,25	20
9	10	2,1522	266,05	20	5	23	9,1961	55,25	20
2	11	0,4052	85	70	6	24	0,7463	69,7	20
11	12	1,1524	340	55	8	25	2,0112	255	20
12	13	0,5261	297,5	40	8	26	3,3234	63,75	20
13	14	1,2358	191,25	25	26	27	0,5261	170	20

norma técnica colombiana NTC 2050 [150], utilizando los resultados obtenidos después de haber corrido un flujo de potencia con la estructura básica del sistema de prueba de 27 nodos, es decir, sin *GD FV* ni baterías. Finalmente, para la red CC aislada se consideró un límite máximo de tensión de $\pm 10\%$ de la tensión nominal, según lo establecido en la NTC 1340 [151], que describe la regulación de tensión para Colombia.

4.2 Sistema de prueba radial de 33 nodos

El sistema de prueba de CC de 33 [134] se utilizó para la red de CC conectada a la red principal. La estructura básica de este sistema de prueba está compuesta por 33 nodos, 32 líneas, una conexión a la red principal y varios nodos con cargas de potencia constante. La configuración eléctrica y los parámetros correspondientes a este sistema se presentan en la Figura 4.2 y en la Tabla 4.2 respectivamente.

Figura 4.2: Configuración eléctrica para el sistema de prueba radial de 33 nodos para la red de CC conectada a la red principal.



La Tabla 4.2 tiene la misma organización que la Tabla 4.1, pero las corrientes máximas de línea se calcularon con la ejecución de un flujo de potencia con la estructura básica de la red de CC conectada a la red principal, utilizando como valores base una tensión de 12,66 kV y una potencia de 100 kW.

Tabla 4.2: Parámetros eléctricos para el sistema de prueba radial de 33 nodos para la red de CC conectada a la red principal.

Nodo i	Nodo j	R_{ij} (Ω)	P_j (kW)	I_{ij}^{max} (A)	Nodo i	Nodo j	R_{ij} (Ω)	P_j (kW)	I_{ij}^{max} (A)
1 (slack)	2	0,0922	100	320	17	18	0,7320	90	20
2	3	0,4930	90	280	2	19	0,1640	90	30
3	4	0,3660	120	195	19	20	1,5042	90	25
4	5	0,3811	60	195	20	21	0,4095	90	20
5	6	0,8190	60	195	21	22	0,7089	90	20
6	7	0,1872	200	95	3	23	0,4512	90	85
7	8	1,7114	200	85	23	24	0,8980	420	70
8	9	1,0300	60	70	24	25	0,8900	420	40
9	10	1,0400	60	55	6	26	0,2030	60	85
10	11	0,1966	45	55	26	27	0,2842	60	85
11	12	0,3744	60	55	27	28	1,0590	60	70
12	13	1,4680	60	40	28	29	0,8042	120	70
13	14	0,5416	120	40	29	30	0,5075	200	55
14	15	0,5910	60	25	30	31	0,9744	150	40
15	16	0,7463	60	20	31	32	0,3105	210	25
16	17	1,2890	60	20	32	33	0,3410	60	20

4.3 Ubicación de los recursos energéticos distribuidos en los sistemas de prueba

Para generar los escenarios de prueba de las redes de CC aislada y conectada a la red, se integraron 3 *GD FV* y 3 baterías de iones de litio como RED. La Tabla 4.3 muestra los nodos de ubicación de los *GD FV* y sus respectivas potencias nominales (P_{GD}) en cada sistema de prueba (ver también las Figuras 4.1 y 4.2). Dado que en este trabajo se da prioridad al funcionamiento de las baterías, se supone que los *GD FV* funcionan en el punto de máxima potencia (MPPT de sus siglas en inglés, *Maximum Power Point Tracking*) teniendo en cuenta las variaciones de potencia relacionadas con la radiación, la temperatura ambiente y las tecnologías *FV* (ver sección 4.4). En la primera y segunda columna de la Tabla 4.4 se muestran los nodos de ubicación de las baterías en cada sistema de prueba (ver también las Figuras 4.1 y 4.2); en la tercera columna se presenta el tipo de batería, en la cuarta columna se muestra la capacidad de potencia de la batería (P_B), y la quinta y sexta

columnas presentan los tiempos de carga y descarga de la batería (t_C y t_D) en horas, respectivamente.

Tabla 4.3: Información sobre la ubicación de los GD FV y sus respectivas potencias nominales en cada sistema de prueba.

GD	Sistema de prueba de 27 nodos		Sistema de prueba de 33 nodos	
	Nodo	P_{GD} (kW)	Nodo	P_{GD} (kW)
1	5	1012,5	12	1125
2	9	1188	25	1320
3	19	899,1	30	999

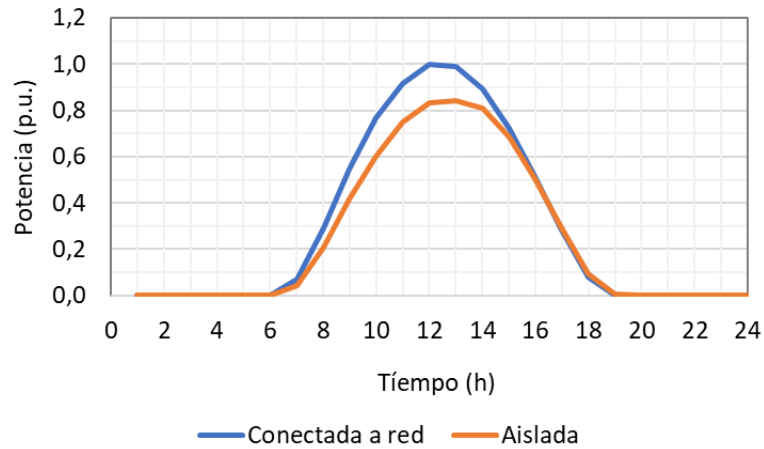
Tabla 4.4: Información sobre la ubicación de las baterías y sus características respectivas en cada sistema de prueba.

Batería	Nodo en el sistema de prueba		Características de cada batería			
	de 27 nodos	de 33 nodos	Tipo	P_B (kW)	t_C (h)	t_D (h)
1	3	6	C	2000	5	5
2	8	14	A	1000	4	4
3	19	31	B	1500	4	4

4.4 Curvas de generación de potencia fotovoltaica y de demanda de potencia para las redes de CC aislada y conectada a red

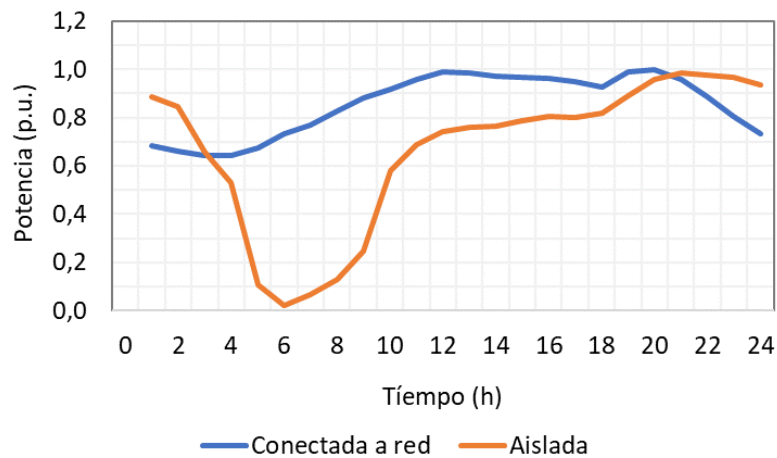
Las curvas de generación de potencia fotovoltaica y de demanda de potencia, tanto para redes de CC aisladas como conectadas a red, se obtuvieron para un día promedio en 2019 [134]. En el caso de las curvas de generación de potencia fotovoltaica, los datos de radiación y temperatura ambiental se obtuvieron de los reportes POWER de la NASA para Capurganá (red de CC aislada) y Medellín (red de CC conectada a red) [26], con periodos de tiempo entre muestras de 1 hora. Con estos datos y considerando la tecnología de paneles FV de silicio policristalino se determinó la generación FV de cada región [152] [153]. Las curvas de generación FV para redes aisladas y conectadas a red se muestran en la Figura 4.3. Los valores de las curvas de generación de potencia FV se indican en p.u. (por unidad) para permitir su extrapolación en función de la potencia instalada de cada GD .

Figura 4.3: Curvas de generación promedia de potencia fotovoltaica en redes aisladas y conectadas a la red.



Para la obtención de las curvas de demanda de potencia se consultaron los datos de consumo promedio en Capurganá (red de CC aislada) y Medellín (red de CC conectada a red) para el año 2019, con base en los reportes de sus respectivos operadores de red, IPSE (Instituto de Planificación y Promoción de Soluciones Energéticas para zonas no interconectadas) [154] y EPM (Empresas Públicas de Medellín) [31]. Las curvas de demanda de energía en Capurganá y Medellín se muestran en la Figura 4.4.

Figura 4.4: Curvas de demanda promedia de potencia en redes aisladas y conectadas a la red.



4.5 Parámetros utilizados en las funciones objetivo propuestas

La Tabla 4.5 muestra los valores específicos de los costos de compra de energía para los generadores convencionales instalados dentro de la red de CC, los costos de mantenimiento de baterías y GD, y los coeficientes de emisiones de CO₂. En la red de CC aislada, el costo de compra de energía está relacionado con la producción de energía mediante generadores Diésel, y el coeficiente de emisiones de CO₂ también corresponde a este tipo de generación. En la red de CC conectada a la red, el costo de compra de energía está asociado al costo de la energía de la red fijado por EPM, el operador de la red en esta región, y el coeficiente de emisiones de CO₂ también corresponde a la generación de la red [134]. Los costos de mantenimiento de las baterías y los GD se suponen iguales para ambos tipos de red de CC [155] [156], tanto en función de la potencia generada como de la demandada por los RED. El coeficiente de emisiones CO₂ asociado a la GD FV se considera igual a cero, debido a que durante la operación esta generación distribuida no se generan emisiones CO₂. Es decir, aunque queda una huella de emisiones CO₂ en la construcción de los paneles solares, ésta se considera una acción previa y no es consecuencia de la utilización de paneles solares como GD en la red de CC [157].

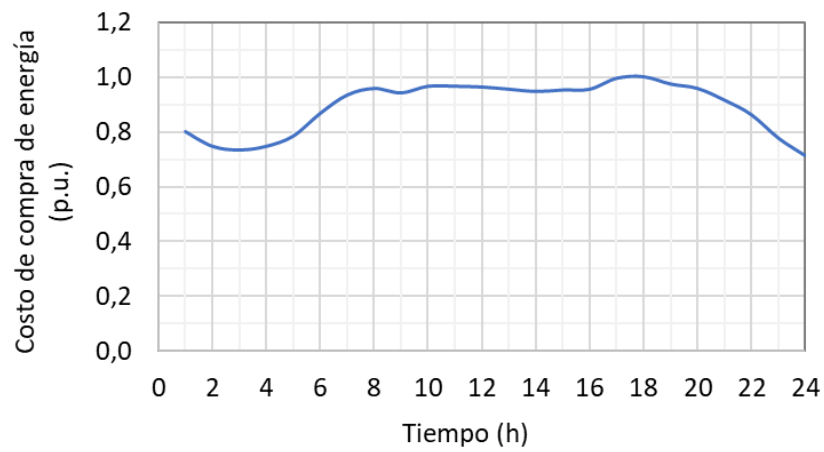
Tabla 4.5: Parámetros económicos y medioambientales de las redes eléctricas de CC estudiadas.

Red de CC	C_{GCI} (USD/kWh)	C_{MGDI} (USD/kWh)	C_{MBI} (USD/kWh)	γ_{GCI} (kg/kWh)
Aislada (27 nodos)	0,2913	0,0019	0,2913	0,2671
Conectada a red (33 nodos)	0,1302	0,0019	0,2913	0,1644

Todos los valores de la Tabla 4.5 se consideran constantes en todos los intervalos de tiempo. Sin embargo, en el caso de la red de CC conectada a red, se consideran dos escenarios para la función de reducción de costos de operación de la red, en función del costo de compra de energía. En el primer escenario se considera un costo fijo, ya que el valor de compra de energía para la mayoría de los usuarios de redes conectadas a la red es constante, tal y como se indica en la Tabla 4.5. En el segundo escenario, se considera el costo variable de compra de energía. En este escenario, el valor del costo de la energía cambia hora a hora, según la curva de variación presentada en la Figura 4.5, donde la variación está en p.u. Este escenario de costo variable existe en Colombia para usuarios no regulados, y para el segundo escenario se aplica la variación de la Figura 4.5 al costo fijo de energía utilizado en el primer escenario. El objetivo de trabajar sobre estos escenarios de

costo es comparar y analizar el impacto del costo fijo o variable en la gestión de energía de los RED en las redes de CC.

Figura 4.5: Costos variables de la energía para la red conectada a red.



5. Resultados

En esta sección se presentan y analizan los resultados de aplicar las metodologías maestro-esclavo propuestas para resolver el problema de gestión de energía en redes de CC bajo escenarios de DER para mejorar condiciones técnicas, económicas y ambientales de la red. Inicialmente, se presentan los resultados de la optimización de la red de CC utilizando las versiones paralelas de los métodos de PSO, VSA y ALO (PPSO, PVSA y PALO), con cada una de las funciones objetivo propuestas, en un enfoque mono-objetivo. Después, se presentan los resultados de la optimización de la red de CC utilizando las versiones multi-objetivo del PSO y ALO (MOPSO y MOALO), empleando un enfoque multi-objetivo.

Todos los algoritmos utilizados en este trabajo se programaron y simularon en MATLAB R2022a, en dos computadores de escritorio con sistema operativo Windows 10 Pro de 64 bits. Los resultados de las secciones 5.1 y 5.2 se obtuvieron en un computador con las siguientes características: CPU con procesador Intel(R) Xeon(R) E5-1660 v3 a 3,0 GHz, 16 GB de memoria RAM DDR4, disco de estado sólido de 480 GB de almacenamiento. Para determinar cuál es la mejor metodología con los mejores resultados en términos de solución, repetitividad y tiempos de procesamiento, cada una de las metodologías de solución se ejecutó 1000 veces con el fin de evaluar los valores promedios obtenidos para las funciones objetivo utilizadas, tiempos de procesamiento y desviación estándar. Los resultados de la sección 5.3 se obtuvieron en otro computador con las siguientes características: CPU con procesador Intel(R) Core (TM) i9-11900 a 2,50 GHz, de 8 núcleos, y una memoria RAM de 64 GB.

Para garantizar una comparación justa entre los algoritmos de optimización utilizados y obtener los mejores resultados para el problema en estudio, se realizó una sintonización (puesta a punto) de cada una de las técnicas de optimización. Para el caso de los métodos de solución con enfoque mono-objetivo (PPALO, PVSA y PPSO) se utilizó el Algoritmo Genético discreto Continuo (AGC) [140]

[158] con una población de 40 individuos y 400 iteraciones. Los rangos utilizados para la sintonización de todos los parámetros fueron: número de partículas o individuos en un rango de [1-100], el número máximo de iteraciones [1-1000] y un contador de iteraciones de no-mejora con un rango de [1-1000]. Para el PPSO se utilizaron rangos de [0-2] en las constantes de los componentes cognitivo y social, y para la inercia máxima y mínima un parámetro de [0,01-1]; y para el PVSA se incorporó el parámetro del intervalo de reducción del radio [0 - 1]. Para los métodos de solución con enfoque multi-objetivo (MOALO y MOPSO) se utilizó el PSO con un número de 40 individuos, un número máximo de iteraciones de 300, unos coeficientes de aceleración C_1 y C_2 iguales a 2, y una inercia máxima y mínima W_{max} y W_{min} de 0,9 y 0,1, respectivamente. Los valores obtenidos para los parámetros en cada algoritmo se presentan en la Tabla 5.1, la cual está ordenada de la siguiente manera: la primera columna (de izquierda a derecha) muestra los parámetros de optimización, de la segunda a la sexta columna se muestran los parámetros que fueron sintonizados para los métodos PALO, PVSA, PPSO, MOALO y MOPSO respectivamente.

Tabla 5.1: Valores ajustados para los parámetros de optimización en los métodos de solución empleados: PALO, PVSA, PPSO, MOALO y MOPSO.

Parámetro de optimización	Métodos de solución				
	PALO	PVSA	PPSO	MOALO	MOPSO
Número de individuos	32	129	191	100	93
Número máximo de iteraciones	428	1049	1928	1000	981
Número máximo de iteraciones de no-mejora	349	544	860	-	-
Intervalo de reducción del radio	-	0,027	-	-	-
Componente cognitivo (C_1)	-	-	0,7063	-	1,0507
Componente social (C_2)	-	-	1,8098	-	1,5382
Inercia máxima (W_{max})	-	-	0,2000	-	0,6875
Inercia mínima (W_{min})	-	-	0,7231	-	0,0889
Número de cuadrículas por dimensión	-	-	-	-	45
Tamaño del repositorio	-	-	-	100	100

Antes de presentar las siguientes secciones cabe resaltar que con los resultados de los subcapítulos 5.2 y 5.3, aplicando las estrategias de solución y los sistemas de prueba presentados en los capítulos 3 y 4, se escribieron los dos siguientes artículos:

-
- “An energy management system for PV sources in standalone and connected DC networks considering economic, technical, and environmental indices” [12], aceptado y publicado por la revista “Sustainability”, categorizada en 2023 como Q1 según *Scimago Journal & Country Rank*.
 - “Optimal operation of battery storage systems in standalone and grid-connected DC microgrids using parallel metaheuristic optimization algorithms” [13], aceptado y publicado por la revista “Journal of Energy Storage”, categorizada en 2023 como Q1 según *Scimago Journal & Country Rank*.

5.1 Resultados de la red de CC aislada bajo enfoque de optimización mono-objetivo

Para analizar las estrategias de gestión de energía en redes de CC aisladas, inicialmente se consideró un caso base, donde no se incluyeron baterías en la red del sistema de prueba de 27 nodos, y donde los GD FV instalados se asumieron operando en punto de máxima potencia (MPPT, del inglés *Maximum Power Point Tracking*). Luego, se modificó la configuración de la red de CC incluyendo la instalación de las baterías para aplicar las estrategias de solución propuestas, PALO, PVSA y PPSO, con cada una de las funciones objetivo escogidas en este trabajo.

En la Tabla 5.2 se presentan los resultados para la red de CC aislada y la función objetivo de reducción de costos operativos (*Ecost*). Los resultados para el mismo tipo de red, pero con las funciones objetivo de reducción de pérdidas de potencia (*Eloss*) y de reducción de emisiones de CO₂ (*Emissions*) se presentan en las Tablas 5.3 y 5.4, respectivamente. Cada una de las Tablas 5.2 a 5.4 está organizada de la siguiente manera: en la primera columna (de izquierda a derecha) se reporta el método de optimización utilizado; en la segunda columna se muestra la mejor solución (valor mínimo obtenido para la función objetivo); en la tercera columna se muestra la solución promedio (valor promedio de la función objetivo); en la cuarta y quinta columna se reportan los porcentajes de reducción de los valores mínimo y promedio, respectivamente, logrados por cada método de optimización respecto al valor mínimo de la función objetivo en el caso base. La desviación estándar (en porcentaje) y el tiempo promedio de procesamiento requerido (en segundos) aparecen en la sexta y séptima columna, respectivamente.

Tabla 5.2: Resultados con cada uno de los métodos de solución para la red de CC aislada y la función objetivo de reducción de costos operativos (*Ecost*).

Método de solución	Valor de <i>Ecost</i> (USD)		Reducción <i>Ecost</i> (%)		Desviación estándar (%)	Tiempo promedio de procesamiento (s)
	Mínimo	Promedio	Mínimo	Promedio		
Caso base	15366,0235	-	-	-	-	-
PALO	15364,1413	15365,9063	0,01225	0,00076	1,0555	18,2570
PVSA	15363,9433	15364,8569	0,01354	0,00759	0,5919	41,2985
PPSO	15364,3663	15365,7065	0,01079	0,00206	0,7630	82,3534

Tabla 5.3: Resultados con cada uno de los métodos de solución para la red de CC aislada y la función objetivo de reducción de pérdidas de potencia (*Eloss*).

Método de solución	Valor de <i>Eloss</i> (kWh)		Reducción <i>Eloss</i> (%)		Desviación estándar (%)	Tiempo promedio de procesamiento (s)
	Mínimo	Promedio	Mínimo	Promedio		
Caso base	383,2191	-	-	-	-	-
PALO	341,3382	341,7322	10,9287	10,8259	0,2097	18,2434
PVSA	341,1321	341,6536	10,9825	10,8464	0,2682	41,0999
PPSO	342,0684	343,8800	10,7382	10,2654	1,3853	85,5945

Tabla 5.4: Resultados con cada uno de los métodos de solución para la red de CC aislada y la función objetivo de reducción de emisiones de CO₂ (*Emissions*).

Método de solución	Valor de <i>Emissions</i> (kg CO ₂)		Reducción <i>Emissions</i> (%)		Desviación estándar (%)	Tiempo promedio de procesamiento (s)
	Mínimo	Promedio	Mínimo	Promedio		
Caso base	14072,4694	-	-	-	-	-
PALO	14061,2944	14061,3960	0,0794	0,0787	0,0545	18,3840
PVSA	14061,2717	14061,3810	0,0796	0,0788	0,0858	41,3089
PPSO	14061,4095	14062,0259	0,0786	0,0742	0,3940	82,3862

De los resultados de las Tablas 5.2 a 5.4 se observa que los tres métodos de optimización, utilizando cada una de las tres funciones objetivo, obtienen reducciones respecto a los valores de las funciones objetivo reportados para el caso base (red de CC aislada sin baterías); estas reducciones se dan tanto con los valores mínimos como con los valores promedio de las funciones objetivo. La

función objetivo con la cual se alcanzan los mayores porcentajes de reducción (más del 10,7 % con valores mínimos), con los tres métodos de optimización, es la de minimización de pérdidas de potencia (*Eloss*).

Si se analiza el impacto sobre la red de CC aislada cuando se consideró la reducción de costos operativos (ver Tabla 5.2), de los valores mínimos de la función objetivo se observa que el PVSA obtiene el mayor porcentaje de reducción con el 0,01354 %, equivalente a un ahorro de USD\$ 2,0802 en un día y de USD\$ 759,273 en un año aproximadamente. El comportamiento de las reducciones de *Ecost* cuando se analizan los valores promedios en la Tabla 5.2 es similar a lo observado con los valores mínimos; esto es, el PVSA es el método con el mayor porcentaje de reducción con el 0,00759 %, seguido por el PPSO con el 0,00206 % y en último lugar está el PALO con el 0,00076 % de reducción.

Respecto a las reducciones de pérdidas de energía y de emisiones de CO₂ (ver Tablas 5.3 y 5.4), también fue el PVSA el método que logró los mayores porcentajes de reducción con el 10,9825 % (42,089 kWh aprox.) y el 0,0796 % (11,198 kgCO₂ aprox.), respectivamente; lo anterior representa ahorros anuales de 15,36 MWh de energía, y de 4,09 TonCO₂ en emisiones de CO₂. Cuando se analizan los valores promedios de las funciones objetivo en las Tablas 5.3 y 5.4, en el comportamiento de las reducciones de las funciones *Eloss* y *Emissions* respecto a lo observado con los valores mínimos, se mantiene que el PVSA es el método con los mayores porcentajes de reducción (10,8464 % y 0,0788 % respectivamente), pero ahora en último lugar está el PPSO (10,2654 % y 0,0742 % respectivamente).

De los resultados anteriores, el PVSA se perfila como el mejor método de solución, sin embargo, en la Tabla 5.5 se reportan las diferencias (en porcentaje) de los valores mínimos logrados por el PVSA con cada función objetivo, respecto a los alcanzados por el PALO y por el PPSO. La Tabla 5.5 está organizada así: en la primera columna se indica el método de optimización utilizado; en las columnas dos y tres se presentan los valores mínimos de los costos operativos y la diferencia porcentual respecto al PVSA; en las columnas cuatro y cinco se muestran los valores mínimos de las pérdidas de potencia y su diferencia porcentual respecto al PVSA; y en las columnas seis y siete se presentan los valores mínimos de las emisiones de CO₂ y la diferencia porcentual respecto al

Tabla 5.5: Diferencias porcentuales de valores mínimos logrados por el PVSA con cada función objetivo, respecto a los alcanzados por el PALO y el PPSO.

Método de solución	<i>Ecost (USD)</i>		<i>Eloss (kWh)</i>		<i>Emissions (kg CO₂)</i>	
	Valor mínimo	Diferencia con PVSA (%)	Valor mínimo	Diferencia con PVSA (%)	Valor mínimo	Diferencia con PVSA (%)
PALO	15364,1413	0,000013	341,3382	0,000604	14061,2944	0,000002
PPSO	15364,3663	0,000028	342,0684	0,002737	14061,4095	0,000010

PVSA. De los resultados de la Tabla 5.5 se observa que, en todos los casos, las diferencias son inferiores al 0,0028 %; es decir, desde el punto de vista de las reducciones logradas por cada método de solución, con cada función objetivo estudiada, los tres métodos son igualmente buenos.

Volviendo a los resultados de las Tablas 5.2 a 5.4, los valores obtenidos para la desviación estándar solo superan ligeramente el 1,0 % en dos casos (PALO con reducción de costo operativos y PPSO con reducción de pérdidas de potencia), lo que supone unos resultados excelentes en términos de repetitividad de las soluciones obtenidas en todos los casos de optimización de la red de CC aislada.

En cuanto al tiempo de procesamiento requerido por cada una de los métodos de optimización propuestos, de las Tablas 5.2 a 5.4 se observa que el PALO es el método con los menores tiempos en todos los casos de optimización de la red de CC aislada. Comparando con los tiempos de procesamiento empleados por los métodos de PVSA y PPSO, el PALO utiliza un tiempo menor en un 56% respecto al PVSA y en un 78% respecto al PPSO, en todas las ejecuciones con cada una de las tres funciones objetivo.

También se verificó que el modelo matemático y las metodologías de optimización utilizadas satisficieran todas las condiciones operativas de la red de CC aislada. En la Figura 5.1 se puede observar que todas las corrientes, en 26 las líneas que componen la red, fueron inferiores a la corriente máxima permitida. Y en la Figura 5.2 se demuestra que todos los perfiles de tensión obtenidos en los diferentes periodos de tiempo analizados se encontraban dentro de los perfiles de tensión máximos y mínimos.

Figura 5.1: Valores de corriente de línea obtenidos mediante las metodologías de solución en la red de CC aislada.

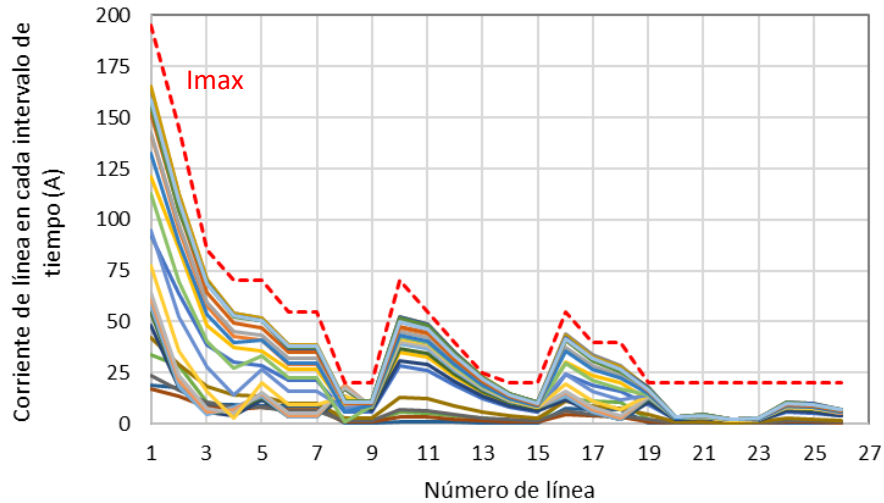
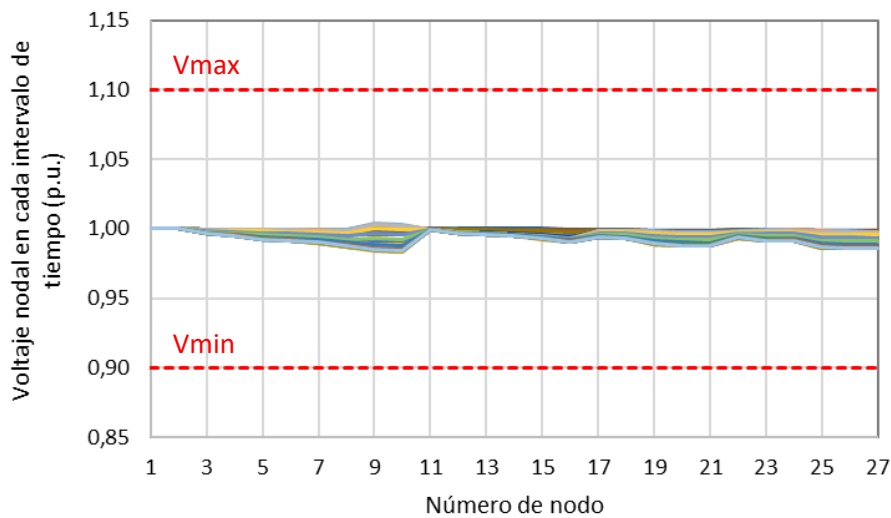
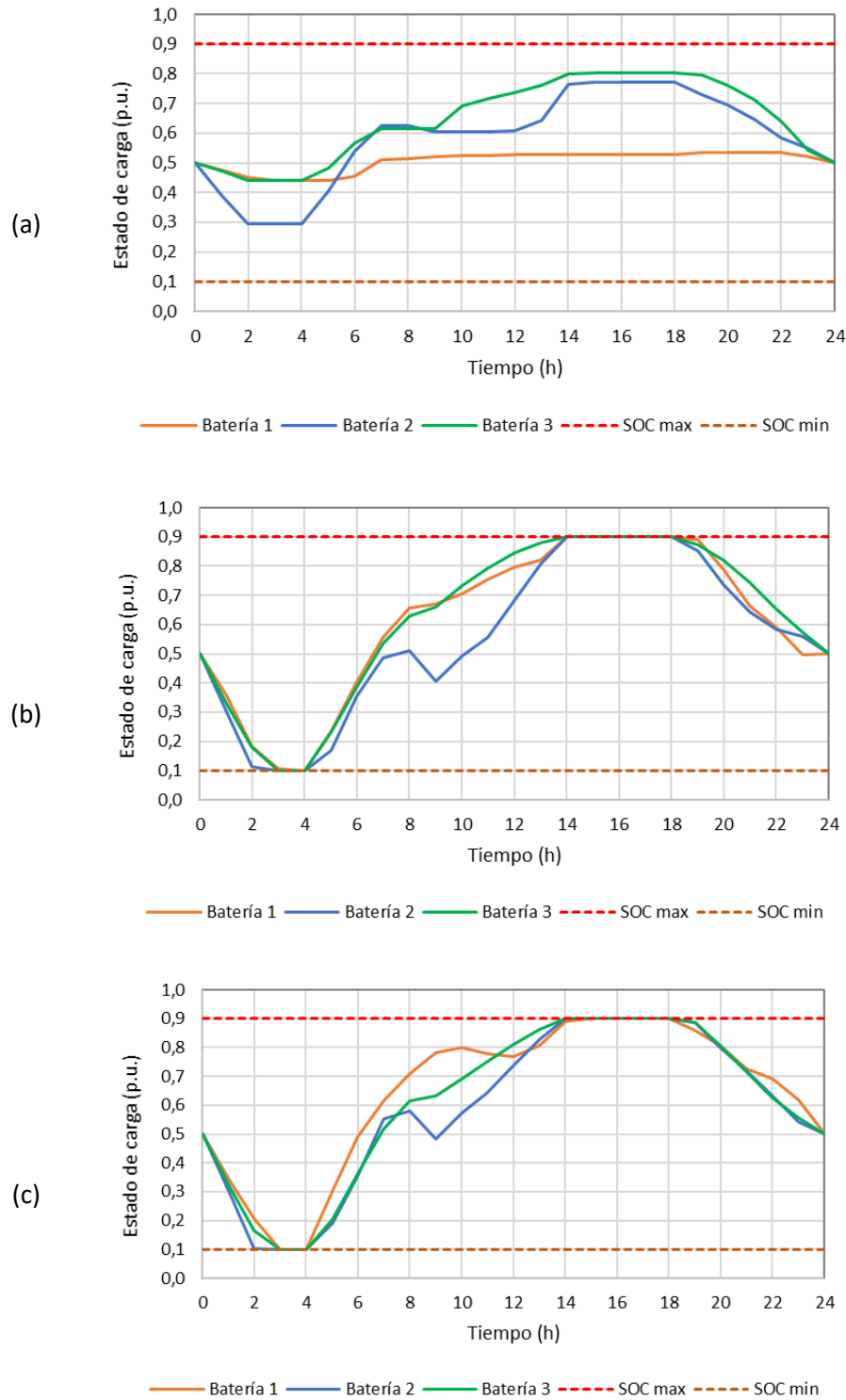


Figura 5.2: Valores voltajes nodales obtenidos mediante las metodologías de solución en la red de CC aislada.



Por último, en la Figura 5.3 se describe el comportamiento del estado de carga de las baterías situadas en la red de CC aislada, en la optimización con las diferentes funciones objetivo utilizadas. En todos los escenarios las baterías suministraron energía en las horas de mayor demanda de potencia en la red de CC aislada (desde la 1:00 hasta las 3:00 horas y desde las 19:00 hasta las 24:00

Figura 5.3: Comportamiento del estado de carga de las baterías ubicadas en la red de CC aislada con las funciones objetivo utilizadas: (a) *Ecost* (b) *Eloss* y (c) *Emissions*.



horas), almacenando energía en las horas de baja demanda de potencia y alta radiación solar (desde las 5:00 hasta las 15:00 horas). Todas las baterías comenzaron y terminaron el día de operación en los límites de estado de cargas fijados por la metodología propuesta (50 % de carga). A partir del comportamiento del estado de carga de todas las baterías, es posible observar que para la mejora de las condiciones técnicas, económicas y ambientales en la red de CC aislada, el funcionamiento de las baterías está directamente relacionado con la curva de demanda de potencia y da respuesta óptima según la disponibilidad de los GD FV.

Del análisis de los resultados anteriores, es posible identificar al PALO, seguido del PVSA como las mejores metodologías de solución bajo un enfoque mono-objetivo, en términos de calidad de solución, repetibilidad y tiempo de procesamiento para resolver el problema de gestión de energía en redes de CC aisladas, incluyendo RED. Además, se puede constatar la importancia de contar con sistemas de gestión de energía adecuados para la operación de los RED ubicados dentro de redes eléctricas de CC aisladas, para mejorar sus condiciones técnicas, económicas y medioambientales.

5.2 Resultados de la red de CC conectada a red eléctrica principal bajo enfoque de optimización mono-objetivo

De manera similar a lo hecho para la red de CC aislada, inicialmente se consideró un caso base para la red de CC conectada a red principal, donde no se incluyeron baterías en la red de un sistema de prueba de 33 nodos, y donde los GD FV instalados se asumieron operando en MPPT. Luego, la red de CC conectada a red principal fue modificada para incluir baterías, y así aplicar las estrategias de solución propuestas, PALO, PVSA y PPSO, con cada una de las funciones objetivo escogidas.

En las Tablas 5.6 a 5.9 se presentan los resultados para la red de CC conectada a red principal. Cada una de las tablas está organizada similar a las Tablas 5.2 a 5.4: en la primera columna (de izquierda a derecha) se reporta el método de optimización utilizado; en la segunda columna se muestra la mejor solución; en la tercera columna se muestra la solución promedio; en la cuarta y quinta columna se reportan los porcentajes de reducción de los valores mínimo y promedio, respectivamente, logrados por cada método de optimización respecto al valor mínimo de la función

objetivo en el caso base. La desviación estándar y el tiempo promedio de procesamiento requerido aparecen en la sexta y séptima columna, respectivamente.

En la Tabla 5.6 se presentan los resultados para la red de CC conectada a red y la función objetivo de reducción de costos operativos, utilizando costos fijos de compra de energía (*Fix_Ecost*), mientras que en la Tabla 5.7 también se presentan resultados con la función objetivo de reducción de costos operativos, pero utilizando costos variables de compra de energía (*Var_Ecost*).

Tabla 5.6: Resultados con cada uno de los métodos de solución para la red de CC conectada a red principal y la función objetivo de reducción de costos operativos con costos fijos de compra de energía (*Fix_Ecost*).

Método de solución	Valor de <i>Fix_Ecost</i> (USD)		Reducción <i>Fix_Ecost</i> (%)		Desviación estándar (%)	Tiempo promedio de procesamiento (s)
	Mínimo	Promedio	Mínimo	Promedio		
Caso base	7712,3561	-	-	-	-	-
PALO	7708,3160	7708,9983	0,05238	0,04354	0,3229	107,5622
PVSA	7706,7759	7708,0344	0,07235	0,05604	0,5197	82,6331
PPSO	7708,7433	7901,0559	0,04684	-2,44672	6,8675	54,3801

Tabla 5.7: Resultados con cada uno de los métodos de solución para la red de CC conectada a red principal y la función objetivo de reducción de costos operativos con costos variables de compra de energía (*Var_Ecost*).

Método de solución	Valor de <i>Var_Ecost</i> (USD)		Reducción <i>Var_Ecost</i> (%)		Desviación estándar (%)	Tiempo promedio de procesamiento (s)
	Mínimo	Promedio	Mínimo	Promedio		
Caso base	6865,0130	-	-	-	-	-
PALO	6774,3110	6775,5008	1,32122	1,30389	1,5115	108,4697
PVSA	6775,6568	6780,4781	1,30162	1,23139	2,0896	82,3462
PPSO	6775,5870	7396,6830	1,30263	-7,74463	21,3403	50,2689

Los resultados para la red de CC conectada a red principal con las funciones objetivo de reducción de pérdidas de potencia (*Eloss*) y de reducción de emisiones de CO₂ (*Emissions*) se presentan en las Tablas 5.8 y 5.9, respectivamente.

De los resultados de las Tablas 5.6 a 5.9 se observa que los tres métodos de optimización, utilizando cada una de las tres funciones objetivo, obtienen valores mínimos que representan reducciones respecto al caso base (red de CC conectada a red sin baterías). Nuevamente, la función objetivo con la cual se alcanzan los mayores porcentajes de reducción (más del 7,5 % con valores mínimos), con los tres métodos de optimización, es la de *Eloss*, seguida por la función de reducción de costos de operativos cuando se consideran costos variables de compra de energía (*Var_Ecost*), con reducciones del 1,3 % aproximadamente, con los tres métodos de optimización empleados.

Tabla 5.8: Resultados con cada uno de los métodos de solución para la red de CC conectada a red principal y la función objetivo de reducción de pérdidas de potencia (*Eloss*).

Método de solución	Valor de <i>Eloss</i> (kWh)		Reducción <i>Eloss</i> (%)		Desviación estándar (%)	Tiempo promedio de procesamiento (s)
	Mínimo	Promedio	Mínimo	Promedio		
Caso base	1357,8724	-	-	-	-	-
PALO	1251,9038	1256,2415	7,80402	7,48457	1,0933	107,6267
PVSA	1254,0538	1256,2878	7,64568	7,48116	3,9290	83,1082
PPSO	1255,2538	1448,4129	7,55731	-6,66782	33,8851	66,0224

Tabla 5.9: Resultados con cada uno de los métodos de solución para la red de CC conectada a red principal y la función objetivo de reducción de emisiones de CO₂ (*Emissions*).

Método de solución	Valor de <i>Emissions</i> (kg CO ₂)		Reducción <i>Emissions</i> (%)		Desviación estándar (%)	Tiempo promedio de procesamiento (s)
	Mínimo	Promedio	Mínimo	Promedio		
Caso base	9702,2009	-	-	-	-	-
PALO	9684,6295	9685,5077	0,18111	0,17206	0,1835	110,2476
PVSA	9685,1205	9685,5355	0,17605	0,17177	0,6933	87,0673
PPSO	9685,7857	9949,9013	0,16919	-2,55303	10,9089	58,6334

Analizando los resultados sobre la red de CC conectada a red, considerando la reducción de costos operativos cuando los costos de compra de energía son fijos, *Fix_Ecost* (ver Tabla 5.6), de los valores mínimos obtenidos con cada método de optimización, se observa que el PVSA obtiene el mayor porcentaje de reducción con el 0,07235 %, seguido por el PALO con el 0,05238 %. Estos porcentajes equivalen a unos ahorros anuales de USD\$ 2036,773, en el caso del PVSA, y de USD\$

1474,637 para el PALO. Sin embargo, cuando se considera la reducción de costos operativos, pero con los costos de compra de energía variables, *Var_Ecost* (ver Tabla 5.7), se observa que ahora es el PALO obtiene el mayor porcentaje de reducción con el 1,3212 %, seguido por el PVSA con el 1,3016 %. Estos porcentajes se traducen en ahorros anuales con el PALO y el PVSA de USD\$ 33106,23 y de USD\$ 32615,01, respectivamente. En el análisis de las reducciones para *Fix_Ecost* y *Var_Ecost* tomando los valores promedio de cada método, se destaca un comportamiento similar a lo obtenido con los valores mínimos de las funciones objetivo, puesto que para *Fix_Ecost* el PVSA es el método con la mayor reducción (0,05604 %) y para el *Var_Ecost* el PALO es el de mejor reducción (1,30162 %). En ambas funciones objetivo, el PPSO es el método con menos reducciones, e incluso al observar los valores promedio no se logran reducciones sino incrementos respecto al valor de cada función objetivo en el caso base, con el 2,44672 % de más para *Fix_Ecost* y el 7,74463 % de más para *Var_Ecost*.

De lo anterior, se destaca que la utilización de costos de compra de energía variable influye considerablemente en la gestión de energía de los RED en la red de CC, respecto a los casos donde de utilizan costos de compra de energía variable; esto es, se logran mayores reducciones en los costos operativos de la red cuando se utilizan costos de compra de energía variables, pasando de una reducción del 0,07235 % al 1,3016 % (18 veces mayor aprox.) en el caso del PVSA, y del 0,05238 % al 1,3212 % (25 veces mayor aprox.) en el caso del PALO. Estos incrementos en los porcentajes de reducción se pueden explicar por el hecho que los algoritmos de optimización aprovechan a cargar las baterías en los intervalos de tiempo donde hay excesos de generación de energía en los GD FV, y también, en aquellos intervalos donde los costos de compra de energía a la red principal son más bajos; por el contrario, si los costos de compra de energía son altos, los algoritmos inyectan a la red la energía mas económica acumulada en las baterías, si la energía de los GD FV no está disponible. Esta situación muestra la importancia y necesidad de utilizar costos variables de energía dentro de los sistemas de gestión energética que consideran RED integrados a la red de CC.

Respecto a las reducciones de pérdidas de energía y de emisiones de CO₂, tomando los valores mínimos de cada función objetivo en las Tablas 5.8 y 5.9, se observa que el PALO es el método que logró los mayores porcentajes de reducción con el 7,8040 % (105,969 kWh/día aprox.) y el 0,18111% (17,5714 kgCO₂/día aprox.), respectivamente; lo anterior representa ahorros anuales de

38,68 MWh de energía, y de 6,41 TonCO₂ en emisiones de CO₂. En estos casos el PPSO es el método con menos reducciones (7,55731 % para *Eloss* y 0,16919 % para *Emissions*). Cuando se analizan los valores promedios de las funciones objetivo en las Tablas 5.8 y 5.9, el comportamiento de las reducciones de las funciones *Eloss* y *Emissions* es similar a lo observado con los valores mínimos; esto es, el PALO es el método con los mayores porcentajes de reducción (7,48457 % y 0,17206 % respectivamente), mientras que el PPSO es el método con los peores resultados, indicando incrementos en vez de reducciones en los valores de las funciones objetivo respecto al caso base (6,66782 % de más para *Eloss* y el 2,55303% de más para *Emissions*).

Los valores obtenidos de desviación estándar en los casos de optimización de la red de CC conectada a red principal (ver Tablas 5.6 a 5.9), muestran que el PALO es método con los mejores resultados en términos de repetitividad de las soluciones, ya que las desviaciones estándar están por debajo del 1,52 % en todos los casos de optimización. Al PALO lo sigue el PVSA con desviaciones estándar que no superan el 3,93 %. Los valores menos favorables para desviación estándar los tiene el PPSO con el valor más bajo en 6,8675 % para la optimización con *Fix_Ecost*, y alcanzando el 33,8851 % con la función *Eloss*.

Respecto al tiempo de procesamiento requerido por cada uno de los métodos de optimización, de las Tablas 5.6 a 5.9 se observa que el PPSO es el método con los menores tiempos en todos los casos de optimización de la red de CC conectada a red principal. Comparando con los tiempos de procesamiento empleados por los métodos de PVSA y PALO, el PPSO utiliza tiempos menores entre un 21 % y un 39 % respecto al PVSA y entre un 39% y un 54 % respecto al PALO, en las ejecuciones con cada una de las tres funciones objetivo. En este punto es importante destacar que los tiempos de procesamiento promedios requeridos por el PALO, con cada una de las tres funciones objetivo, son del orden de los 110 s, lo cual sigue siendo un tiempo muy pequeño en comparación al periodo de tiempo analizado para la operación del sistema eléctrico (24 h con intervalos de 1 h).

Se verificó también que el modelo matemático y las metodologías de optimización utilizadas satisficieran todas las condiciones operativas de la red de CC conectada a red principal. En la Figura 5.4 se puede observar que todas las corrientes, en 32 las líneas que componen la red, fueron inferiores a la corriente máxima permitida por línea. En la Figura 5.5 se demuestra que todos los

perfiles de tensión obtenidos en los diferentes periodos de tiempo analizados se encontraban dentro de los perfiles de tensión máximos y mínimos fijados para los 33 nodos.

Figura 5.4: Valores de corriente de línea obtenidos mediante las metodologías de solución en la red de CC conectada a red principal.

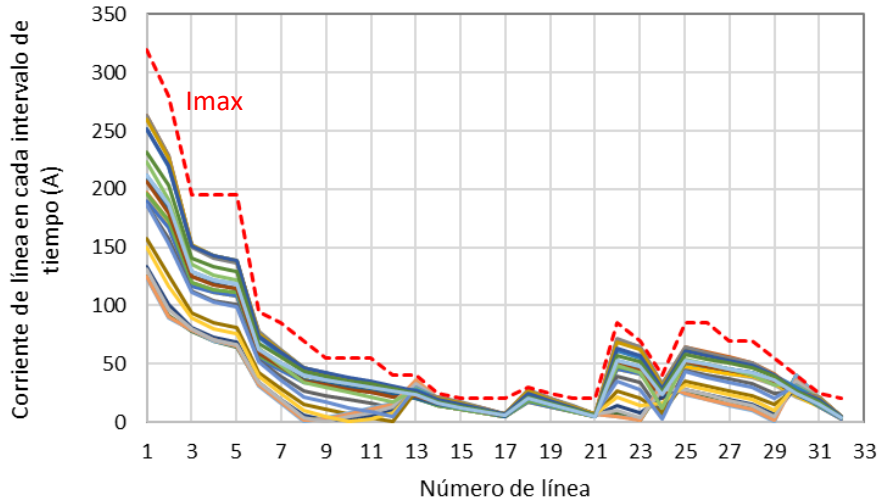
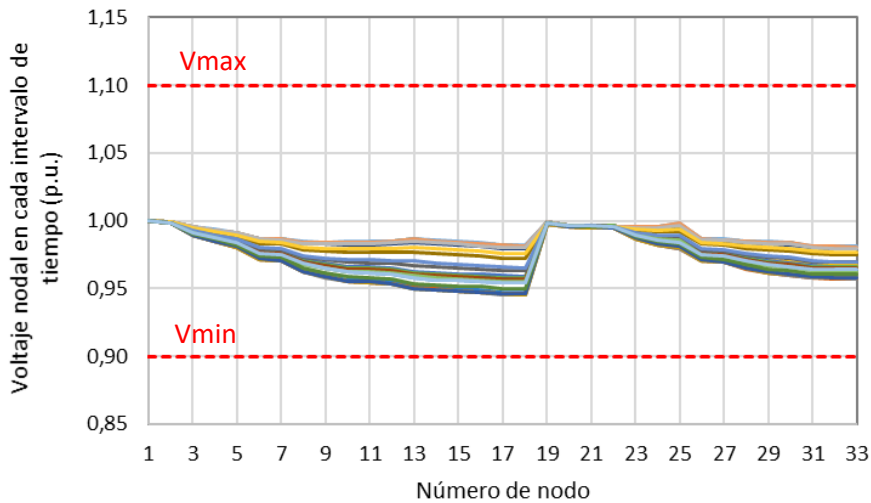


Figura 5.5: Valores voltajes nodales obtenidos mediante las metodologías de solución en la red de CC conectada a red principal.



Por último, en la Figura 5.6 se describe el comportamiento del estado de carga de las baterías situadas en la red de CC conectada a red principal, en la optimización con las tres funciones objetivo. Se destaca que, en el caso de la optimización de la red con costos de compra de energía fijos (*Fix_Ecost*), la operación de las baterías está en función de la generación de los GD FV principalmente; mientras que, en la optimización de la red con costos de compra de energía variables (*Var_Ecost*), la operación de las baterías está también en función de la curva de costos de la energía. En este último caso, las baterías se cargan en las horas de bajo costo de compra de

Figura 5.6: Comportamiento del estado de carga de las baterías ubicadas en la red de CC conectada a red principal con las funciones objetivo: (a) *Fix_Ecost* (b) *Var_Ecost* (c) *Eloss* y (d) *Emissions*.

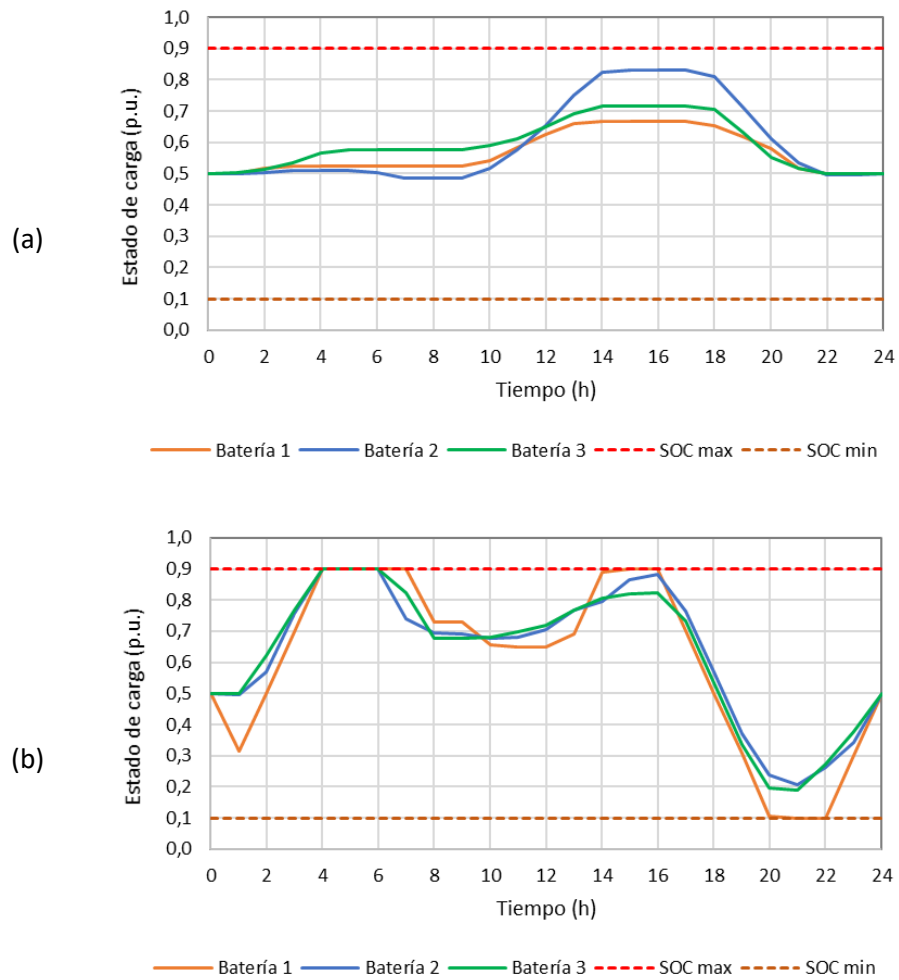
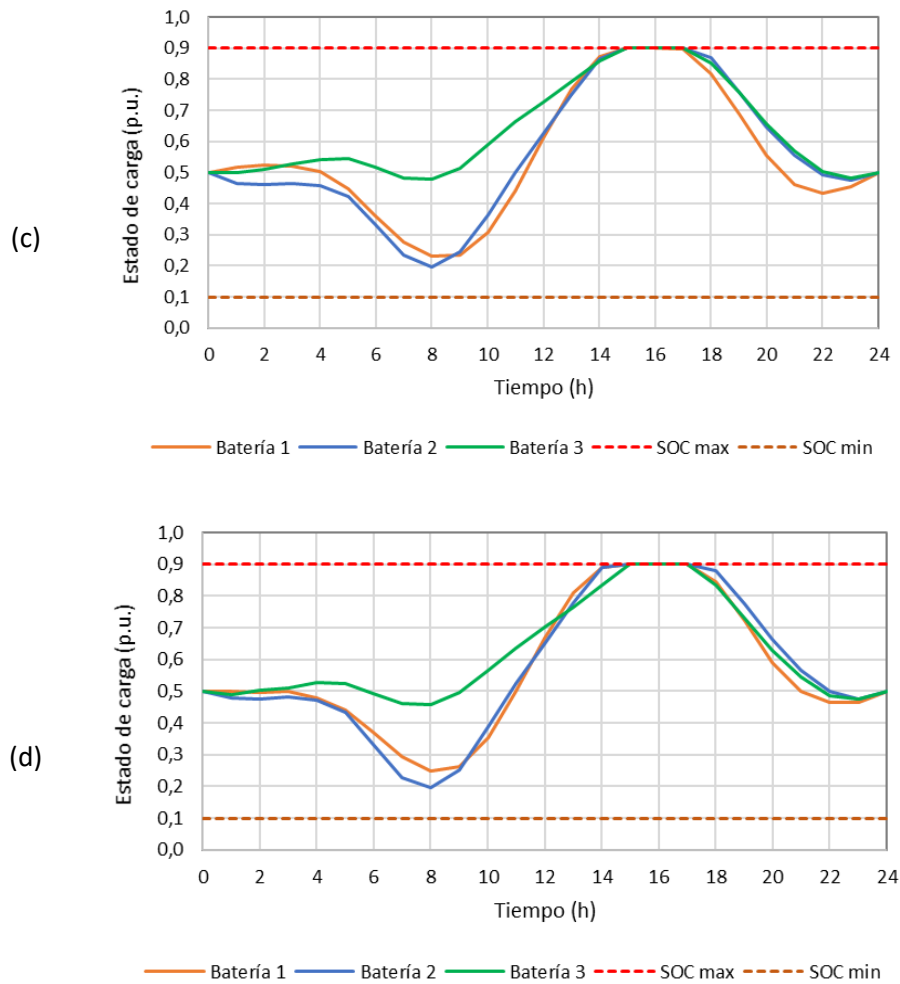


Figura 5.6: (continuación).



energía, inyectando poca cantidad de energía a la red entre las 6:00 y las 11:00 horas. Luego, se aprovecha la alta radiación entre las 12:00 y las 16:00 horas para cargar todas las baterías hasta el estado de carga máximo. Después, debido al aumento del costo de compra de energía y de la demanda de potencia entre las 16:00 y las 21:00 horas, las baterías inyectan a la red toda la energía almacenada. Al final del día, las baterías esperan por las horas de bajo costo de la energía para cargarse hasta el estado final de carga (50 % de carga) antes de empezar un nuevo día de operación.

En los casos de optimización de la red de CC para la reducción de las pérdidas de energía y de las emisiones de CO₂, la respuesta de las baterías depende de las horas en las que aumenta la demanda

de energía, y por lo tanto se producen las máximas pérdidas de energía y las mayores emisiones de CO_2 . Las baterías comienzan a suministrar energía al sistema desde las 2:00 horas hasta las 8:00 horas. A continuación, todas las baterías inician el proceso de carga para aprovechar la radiación solar hasta las 15:00 horas. Finalmente, las baterías inician el proceso de descarga en las horas de mayor demanda de energía y baja radiación solar entre las 17:00 horas y las 22:00 horas. Al final del día las baterías se cargan hasta alcanzar el estado de carga final permitido para estos dispositivos. Los procesos anteriormente descritos, demuestran la relación entre el funcionamiento de las baterías y los datos de entrada de los algoritmos (costos de compra de energía energéticos, demanda de potencia y generación FV), así como la importancia de los RED en la gestión de la energía para la mejora de las condiciones económicas, técnicas y medioambientales de las redes de CC conectadas a red principal.

Del análisis de los resultados anteriores, se observa que el PPSO es el método más rápido, pero tiene los peores resultados en términos de calidad y repetitividad de las soluciones; por lo tanto, se identifica al PALO como la mejor metodología de solución bajo un enfoque mono-objetivo para resolver el problema de gestión de energía en redes de CC conectada a red principal, ya que permite obtener los mejores resultados en cuanto a calidad de solución con desviaciones estándar reducidas, a pesar de demandar tiempos de procesamiento mayores respecto al PVSA y el PPSO. Nuevamente, se puede constatar la importancia de contar con sistemas de gestión de energía adecuados para la operación de los RED ubicados dentro de redes de CC conectada a red principal, para mejorar sus condiciones técnicas, económicas y medioambientales.

5.3 Resultados de la red de CC incluyendo RED bajo enfoque de optimización multi-objetivo

Para analizar las estrategias de gestión de energía en redes de CC incluyendo DER, bajo un enfoque multi-objetivo, se utilizó el sistema de prueba de 33 nodos descrito en la sección 4.2 de este documento, incluyendo los DER según la sección 4.3, y donde los GD FV instalados se asumieron operando en MPPT. Además, teniendo en cuenta la metodología de solución de frentes de Pareto para resolver problemas multi-objetivo, se escogieron las funciones objetivo de reducción de costos operativos y de reducción de pérdidas de energía de la red para minimizarlas de forma

simultánea. Cabe resaltar que estas dos funciones objetivo se hallan en conflicto, dado que la disminución de los costos operativos implica un incremento en las pérdidas de energía, y viceversa. En el caso de la función objetivo de costos operativos se consideraron costos de compra de energía variables, según lo definido en la sección 4.5. El escenario de prueba se completa empleando las curvas de generación y demanda de potencia para la ciudad de Medellín (red de CC conectada a red principal) descritas en la sección 4.4, con un periodo de análisis de 24 horas en intervalos de 1 hora.

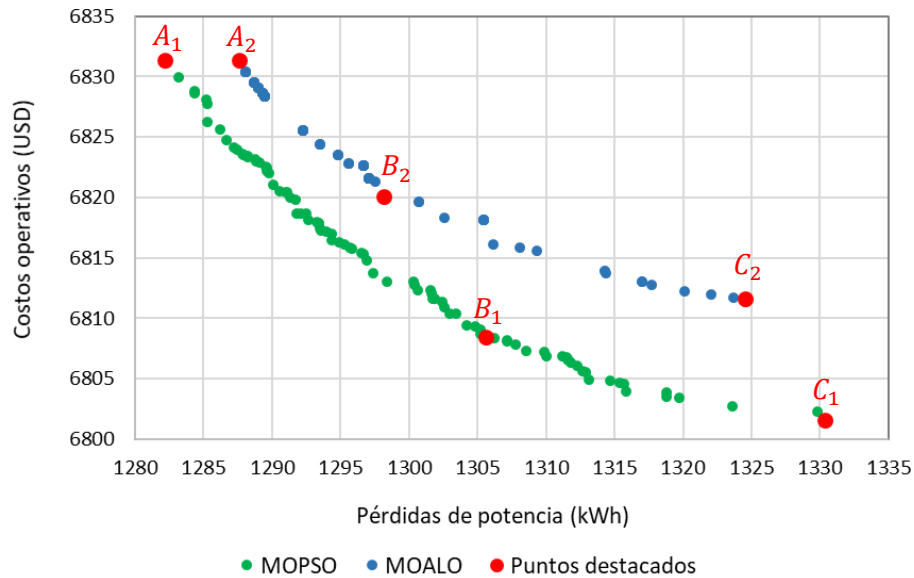
5.3.1 Frente de Pareto del modelo de optimización multi-objetivo para la red de CC incluyendo RED

Para cumplir con el objetivo específico 3 y dar solución al problema de gestión de energía en redes de CC incluyendo DER, bajo un enfoque multi-objetivo, se emplearon los métodos de MOALO y MOPSO en la etapa maestra de la estrategia maestra-esclava propuesta para este trabajo. Cabe resaltar que con los resultados de este subcapítulo se escribió el artículo *“A multi-objective PSO for DC microgrids: Efficient battery management to minimize energy losses and operating costs”* [14], publicado en la revista *“Journal of Energy Storage”*, categorizada en 2023 como Q1 según *Scimago Journal & Country Rank*. También se presentó la ponencia titulada *“Sistemas de gestión de energía para la operación óptima de generadores fotovoltaicos y de baterías en micro-redes de CC aisladas o conectadas a una red eléctrica”* [15] en el XVIII Simposio internacional de energías 2023, en la I.U. Pascual Bravo de Medellín.

En la Figura 5.7 se presenta el mejor frente de Pareto obtenido por la metodología maestro-esclavo en la red de CC propuesta como escenario de prueba, de modo que los puntos en color verde representan al mejor frente de Pareto resultado de optimizar el modelo matemático con el MOPSO, mientras que los puntos en color azul corresponden al mejor Frente de Pareto alcanzado por el MOALO. Es relevante señalar que cada punto en el Frente de Pareto alcanzado por el MOPSO y el MOALO representa una solución óptima que cumple con las restricciones del modelo matemático expuesto en la Sección 2. En otras palabras, cada uno de estos puntos constituye una solución factible que optimiza el rendimiento de la red de CC, tanto desde una perspectiva técnica como

económica. Sin embargo, es posible observar que el MOPSO consigue más y mejores soluciones no-dominadas en comparación con el MOALO.

Figura 5.7: Mejores frentes de Pareto obtenidos por el MOPSO y el MOALO.



En la Figura 5.7 los puntos con subíndice 1 corresponden al MOPSO, mientras que los puntos con subíndice 2 corresponden al MOALO. De la Figura 5.7 se observa que los puntos A_1 y A_2 representan las pérdidas de energía más bajas logradas mediante la aplicación de las metodologías propuestas, mientras que los puntos C_1 y C_2 corresponden a los costos operativos más bajos. Es posible evidenciar que son funciones objetivo en conflicto, ya que a medida que se minimiza una función, la otra aumenta su valor y viceversa. Por otro lado, los puntos B_1 y B_2 corresponden al punto de equilibrio de cada Frente de Pareto, el cual se determinó de manera cuantitativa con base en la metodología presentada en [159]. Esta metodología permite encontrar una solución del Frente de Pareto en donde se produce un equilibrio entre las diferentes funciones objetivo, es decir, representa una solución en la que no se puede mejorar en una función objetivo sin empeorar la otra. Los valores correspondientes a los puntos mencionados y mostrados en la Figura 5.7, se presentan en la Tabla 5.10.

Tabla 5.10: Valores para los puntos seleccionados en los Frentes de Pareto.

Método de solución	Punto del frente de Pareto	Valor de costos operativos (USD)	Valor de pérdidas de potencia (kWh)
Caso base	-	6865,0130	1357,8724
MOPSO	A_1	6831,3586	1282,1532
	B_1	6808,4824	1305,5722
	C_1	6801,5734	1330,3520
MOALO	A_2	6831,3875	1287,6348
	B_2	6820,1180	1298,1673
	C_2	6811,6183	1324,5104

En la Tabla 5.10, los resultados de la optimización multi-objetivo para la red de CC incluyendo RED muestran lo siguiente:

- En el caso del MOALO, los costos operativos más bajos son de USD\$ 6811,6183 (punto C_2), y las pérdidas de energía mínimas son de 1287,6348 kWh (punto A_2). Por otro lado, en el MOPSO, se evidencia que se logran costos operativos mínimos de USD\$ 6801,5734 (punto C_1) y unas pérdidas de energía mínimas de 1282,1532 kWh (punto A_1). De lo anterior se puede observar que los extremos del frente de Pareto del MOPSO logran mejores resultados (valores más bajos) en comparación con los extremos del frente de Pareto del MOALO. En términos económicos, el MOPSO logra una reducción de USD\$ 63,4396 (0,9241 %) con respecto al caso base, y una disminución de USD\$ 10,0449 (0,1475 %) en comparación con el MOALO. En el ámbito técnico, el MOPSO logra una reducción de 75,7192 kWh (5,5763 %) en comparación con el caso base, y una disminución de 5,4816 kWh (0,4257 %) en relación con el MOALO.
- En relación con los puntos de equilibrio (B_1 y B_2), la solución del MOALO arroja valores de USD\$ 6820,1180 y 1298,1673 kWh para los costos operativos y las pérdidas de energía, respectivamente. En contraste, la solución del MOPSO presenta valores de USD\$ 6808,4824 y 1305,5722 kWh para los costos operativos y las pérdidas de energía, respectivamente. En el MOALO, los costos operativos aumentan un 0,1248 % y también las pérdidas de energía aumentan un 0,8180 % respectivamente, en comparación con sus valores mínimos (A_2 y C_2). Por otro lado, en el MOPSO los costos operativos experimentan un incremento del 0,1015 % y las pérdidas de energía aumentan un 1,7938 % en comparación con sus valores mínimos (A_1 y C_1). Esto permite identificar que las pérdidas de energía son más sensibles a las acciones de carga y descarga de las baterías que los costos operativos.

De los resultados anteriores se observa que, en términos de calidad de respuesta, el MOPSO supera al MOALO; es decir, el MOPSO logra las mayores reducciones al comparar los extremos del frente de Pareto con el caso base del sistema de prueba. Asimismo, el punto de equilibrio del MOPSO facilita la identificación de los costos operativos más bajos con el menor impacto técnico posible.

5.3.2 Análisis del rendimiento de las metodologías de solución propuestas

Con el fin de evaluar el rendimiento de los algoritmos propuestos, se llevaron a cabo 100 ejecuciones de cada metodología con el sistema de prueba de 33 nodos. El objetivo fue analizar la repetibilidad del punto de equilibrio en los diferentes Frentes de Pareto (puntos B_1 y B_2) y el tiempo promedio de procesamiento que le toma a cada metodología alcanzar esta respuesta. En esta Tabla 5.11 se muestra, de izquierda a derecha, la metodología de solución empleada, la mejor solución, la solución promedio, la desviación estándar y el tiempo promedio de procesamiento para las dos funciones objetivo analizadas.

Tabla 5.11: Comparación de desempeño del punto de equilibrio entre las metodologías de solución tras 100 evaluaciones consecutivas.

Reducción de costos operativos				
Método de solución	Mejor solución (USD)	Solución promedio (USD)	Desviación estándar (%)	Tiempo promedio de procesamiento (s)
MOPSO	6776,2520	6797,9576	0,1401	33,6964
MOALO	6793,0884	6806,9781	0,0784	201,4363
Reducción de pérdidas de potencia (kWh)				
Método de solución	Mejor solución (kWh)	Solución promedio (kWh)	Desviación estándar (%)	Tiempo promedio de procesamiento (s)
MOPSO	1293,1732	1326,6055	1,1765	33,6964
MOALO	1296,3247	1314,2221	0,6706	201,4363

Los resultados presentados en la Tabla 5.11 permiten evidenciar lo siguiente:

- En términos de calidad de respuesta, el MOPSO obtiene los mejores resultados para el punto de equilibrio con respecto al valor de las funciones objetivo propuestas. En cuanto a los costos operativos, el MOPSO logra una respuesta de USD\$ 6776,2520, lo que representa una mejora de USD\$ 16,8364 en comparación con la mejor respuesta del MOALO. Por otro lado, en lo que

respecta a las pérdidas de energía, el MOPSO alcanza una respuesta de 1293,1732 kWh, mejorando aproximadamente en 3,515 kWh la mejor respuesta del MOALO.

- Respecto a la solución promedio, los resultados indican que el MOPSO alcanza la mejor solución para los costos operacionales, con un valor numérico de USD\$ 6797,9576. Este resultado supera en aproximadamente USD\$ 3009,0205 la solución promedio obtenida por el MOALO. Por otro lado, en cuanto a las pérdidas de energía, el MOALO logra la mejor solución promedio con un valor numérico de 1314,2221 kWh, mejorando en aproximadamente 12,3834 kWh la solución promedio alcanzada por el MOPSO. Estos hallazgos sugieren que, en promedio, el MOPSO es una opción más favorable para optimizar los costos operacionales, mientras que el MOALO destaca como la mejor metodología para la optimización de las pérdidas de potencia. No obstante, es crucial tener en cuenta que estos resultados son promedios, y en casos específicos de las 100 evaluaciones propuestas, el MOALO podría obtener mejores resultados en términos de costos totales de operación, o el MOPSO podría destacar en términos de pérdidas de energía.
- En cuanto a la desviación estándar, se puede notar que el MOALO sobresale frente al MOPSO en ambas funciones objetivo analizadas. Tanto para la función de costos operativos como para la de pérdidas de potencia, el valor de desviación estándar del MOPSO casi duplica al del MOALO. Sin embargo, al tener valores de desviación estándar menores del 1,2 % se puede decir que ambas metodologías presentan resultados muy consistentes, lo que se evidencia en la Figura 5.7, donde las soluciones de los frentes de Pareto del MOALO se ubican en curvas bien definidas con puntos poco dispersos.
- Finalmente, en lo que respecta a los tiempos promedio de procesamiento, se destaca la notable superioridad del MOPSO. En promedio, el MOPSO emplea aproximadamente 33,6964 s para establecer un frente de Pareto con soluciones no dominadas. Por otro lado, el MOALO requiere aproximadamente 201,4363 s, lo que implica que el MOPSO es aproximadamente 6 veces más rápido que el MOALO. Este hecho demuestra que para resolver un modelo de programación no lineal multidimensional (69 dimensiones en el caso de este trabajo) que involucra variables continuas (es decir, un espacio de soluciones con infinitas combinaciones), le requiere al MOPSO medio minuto aproximadamente para converger hacia un frente de Pareto óptimo. De esta manera, el MOPSO brinda a los operadores de red la capacidad de encontrar el mejor

punto de equilibrio entre costos operativos y pérdidas de energía con un bajo costo computacional.

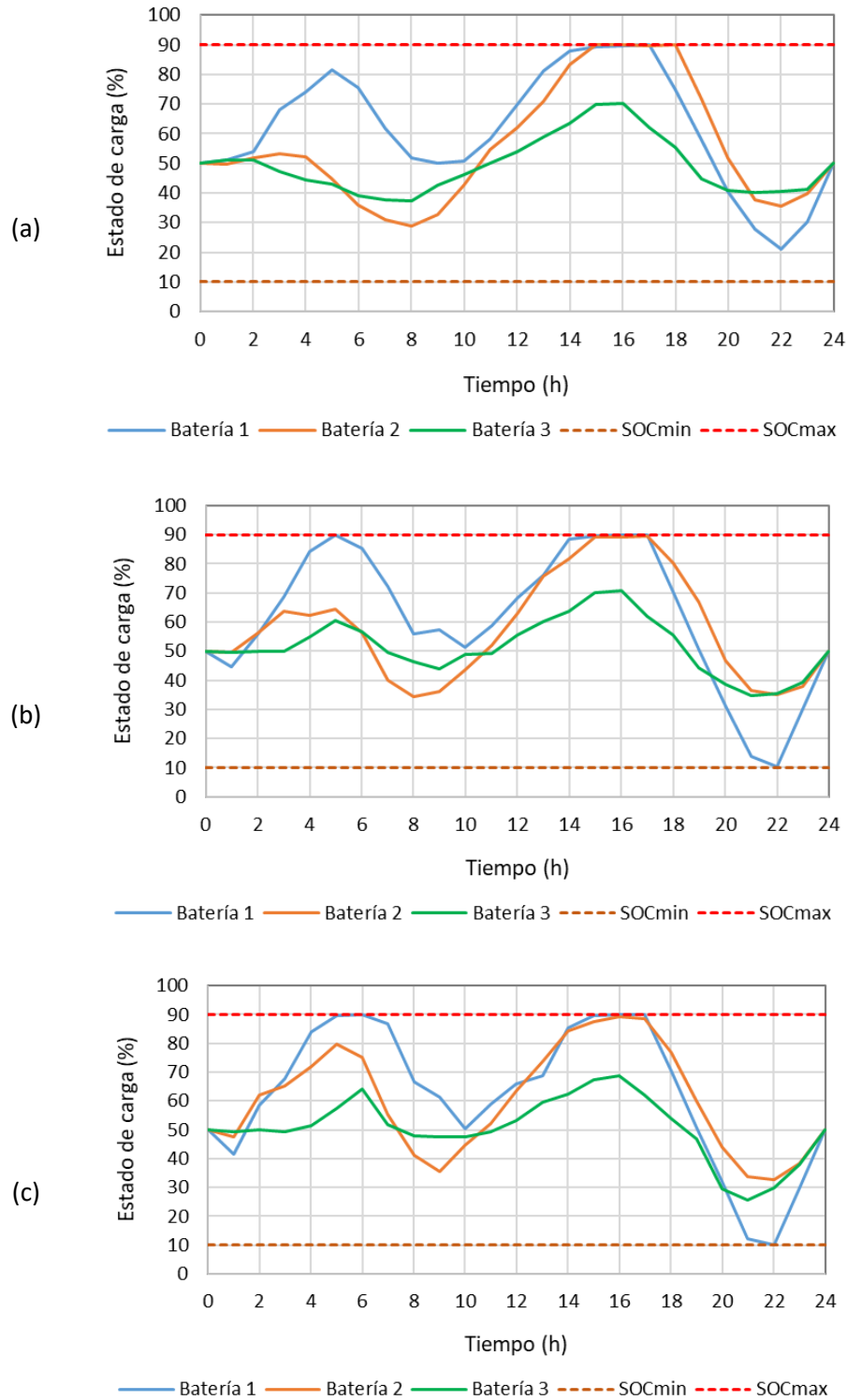
En resumen, de los resultados se puede observar que el MOPSO logra obtener el Frente de Pareto con valores más bajos en los extremos. Además, su punto de equilibrio exhibe los mejores resultados, con una repetibilidad por debajo del 1,2 % en desviación estándar, junto con tiempos de procesamiento reducidos, siendo estos del orden de 0,5 minutos. Estos resultados evidencian la eficiencia y robustez del MOPSO en la solución del problema de gestión de energía en redes de CC incluyendo RED bajo enfoque multi-objetivo, al minimizar simultáneamente los costos operativos y las pérdidas de energía. El MOPSO logra alcanzar el punto de equilibrio óptimo, posibilitando al operador de la red minimizar los costos operativos con el menor impacto técnico posible, el menor tiempo de procesamiento posible.

5.3.3 Resultados de las mejores soluciones del MOPSO

En esta sección se describe el efecto de la mejor solución hallada por el MOPSO en las condiciones técnicas de las baterías, los GD FV y de la red de CC en general. La Figura 5.8 presenta las acciones de carga y descarga para cada una de las baterías, obtenidas en las soluciones de los puntos A_1 , B_1 y C_1 del mejor frente de Pareto del MOPSO. En las tres gráficas presentadas en la Figura 5.8, se observa que el estado de carga inicia y concluye en el 50 %, cumpliendo la recomendación técnica realizada en [31]. Además, las acciones de carga y descarga cumplen con la restricción de carga mínima y máxima en todos los intervalos analizados, manteniéndose dentro del rango del 10 % al 90 % del estado de carga, satisfaciendo de esta manera las restricciones operativas de las baterías impuestas en el modelo matemático.

En la Figura 5.8a, se observa que durante las horas 1 a la 8, las baterías 2 y 3 experimentan un proceso de descarga parcial hasta aproximadamente un 30 %, mientras que la batería 1 se carga parcialmente hasta la hora 5, y luego se descarga hasta alcanzar aproximadamente un 50 % en la hora 8. Luego, en los intervalos de tiempo de 9 a 17, las tres baterías experimentan una acción de carga, siendo las baterías 1 y 2 las que alcanzan su máxima capacidad de carga. Finalmente, a partir del intervalo de tiempo 17, las baterías comienzan a descargarse progresivamente hasta llegar a su estado de carga final (50 %). Es relevante destacar que estas acciones de carga y descarga están

Figura 5.8: Acciones de carga y descarga de las baterías dadas por el MOPSO: (a) A_1 , menores pérdidas de energía, (b) B_1 , punto de equilibrio y (c) C_1 menores costos operativos.



directamente influenciadas por la disponibilidad del recurso solar para los GD FV. En momentos de escasez de este recurso, las baterías tienden a inyectar energía a la red, mientras que, en períodos de abundancia de este recurso, las baterías absorben energía. En el caso del punto A_1 del Frente de Pareto del MOPSO, que corresponde a la minimización de pérdidas de energía, las tres baterías operan de esta manera para reducir el transporte de energía desde el nodo de la subestación hacia las cargas, disminuyendo así las pérdidas de energía. En otras palabras, aseguran una “generación” constante de energía cerca de los puntos de consumo.

Por otro lado, la Figura 5.8c ilustra el extremo opuesto del Frente de Pareto del MOPSO, en particular, el punto C_1 donde se buscan minimizar los costos operativos del sistema. En el período de las horas 1 a 6, las baterías tienden a cargarse. Entre las horas 7 y 10, se observa que las baterías inyectan potencia a la red. A partir de la hora 10, las baterías vuelven a cargarse y, posteriormente, en la hora 16, las tres baterías inician un proceso de descarga que se extiende hasta la hora 22. Finalmente, desde la hora 22, se nota nuevamente un proceso de carga en las baterías hasta alcanzar el estado de carga final. El comportamiento de las baterías en el punto C_1 se ve directamente afectado por los costos variables de compra de energía. En este caso, las baterías buscan cargarse cuando la energía tiene el menor costo y descargarse cuando el precio de la energía es más elevado.

Por último, en la Figura 5.8b se presenta el comportamiento de las baterías en el punto de equilibrio del mejor Frente de Pareto del MOPSO. Durante los primeros cinco intervalos de tiempo, se observa cómo las baterías se cargan parcialmente. Luego, en los intervalos de tiempo 6 al 8, se observa como las tres baterías experimentan acciones de descarga. Después, en los intervalos de tiempo del 10 al 15, las baterías 1 y 2 se cargan hasta su máxima capacidad, mientras que la batería 3 se carga hasta aproximadamente un 70 %. Finalmente, desde el intervalo de tiempo 17 hasta el 22, las baterías comienzan a descargarse progresivamente para luego cargarse hasta alcanzar su estado de carga final. Se puede notar que su comportamiento de carga y descarga se ve directamente influenciado por el costo variable de compra de energía y la disponibilidad del recurso solar. Las baterías priorizan cargarse cuando el precio de la energía es bajo o cuando hay abundancia del recurso solar, y se descargan en momentos en que el precio de la energía es más elevado o cuando hay escasez del recurso solar. Este enfoque permite gestionar de manera

adecuada la energía generada en la red, posibilitando una operación tanto económica como técnicamente eficiente.

Adicionalmente, se procede a examinar las variables eléctricas de las tres soluciones destacadas del Frente de Pareto proporcionado por el MOPSO. El objetivo es demostrar que las soluciones A_1 , B_1 y C_1 cumplen con las restricciones establecidas en el modelo matemático en términos operativos (voltajes nodales y corrientes en las líneas). Estas restricciones se incorporaron al penalizar las funciones objetivo mediante la Ecuación 2.40. Se evaluaron los voltajes nodales, así como la corriente de cada línea al implementar las tres soluciones del MOPSO, como se ilustra en las Figuras 5.9 y 5.10, respectivamente.

En la Figura 5.9 fueron graficados los voltajes nodales dentro de la microrred en las 24 horas de operación. En esta figura se observa que, para los tres puntos seleccionados del Frente de Pareto, el voltaje se mantiene dentro de los límites de regulación establecidos, oscilando entre el $\pm 10\%$ del voltaje nominal del sistema en todos los intervalos de tiempo. Es crucial destacar que el voltaje máximo permanece constante en 1,0 p.u. para los tres casos de análisis. Por otro lado, el voltaje mínimo se registra en la hora 24 para el punto A_1 , con un valor de 0,9405 p.u.; en la hora 24 para el punto B_1 , con un valor de 0,9389 p.u.; y en la hora 23 para el punto C_1 , con un valor de 0,9388 p.u., permitiendo establecer que las soluciones obtenidas por el MOPSO satisfacen las restricciones de voltaje impuestas dentro de la red.

De igual forma, en Figura 5.10 se observa que las corrientes las líneas de distribución obtenidas en las 24 horas de operación, respetan los límites de corriente máxima que cada conductor puede soportar en los tres puntos analizados. Donde, la máxima cargabilidad se presenta a la hora 15 para el punto A_1 , con un valor equivalente al 98,2923 %; en la hora 13 para el punto B_1 , con un valor del 99,7505 %; y en la hora 24 para el punto C_1 , con un valor del 99,2504 %. Es posible observar que el MOPSO permite una operación eficiente de las baterías, permitiendo cumplir con los requisitos de regulación de voltaje y corriente máxima para cada línea, al mismo tiempo que se encarga de administrar la potencia de toda la red.

Figura 5.9: Voltajes nodales dados por el MOPSO: (a) A_1 , menores pérdidas de energía, (b) B_1 , punto de equilibrio y (c) C_1 menores costos operativos.

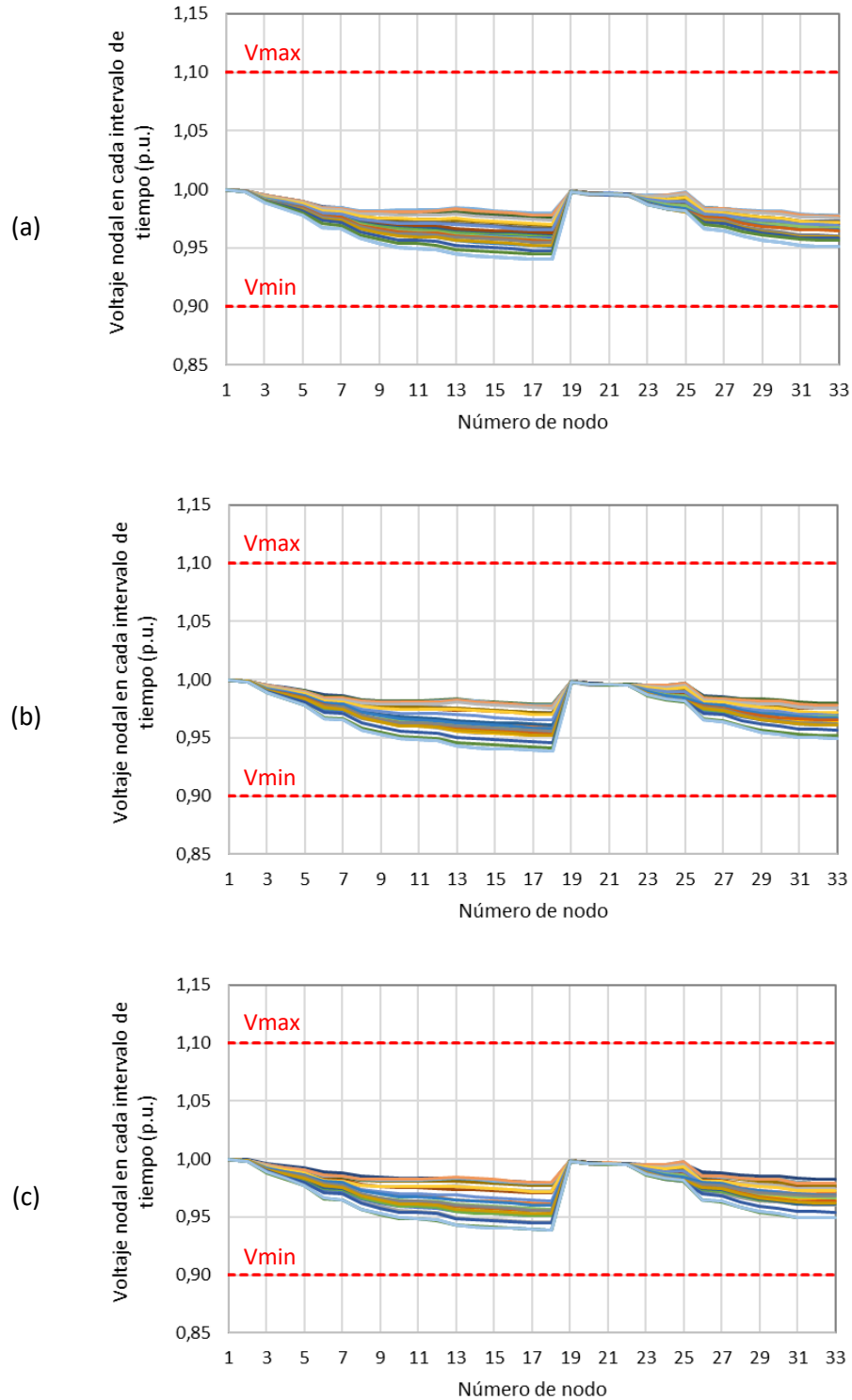
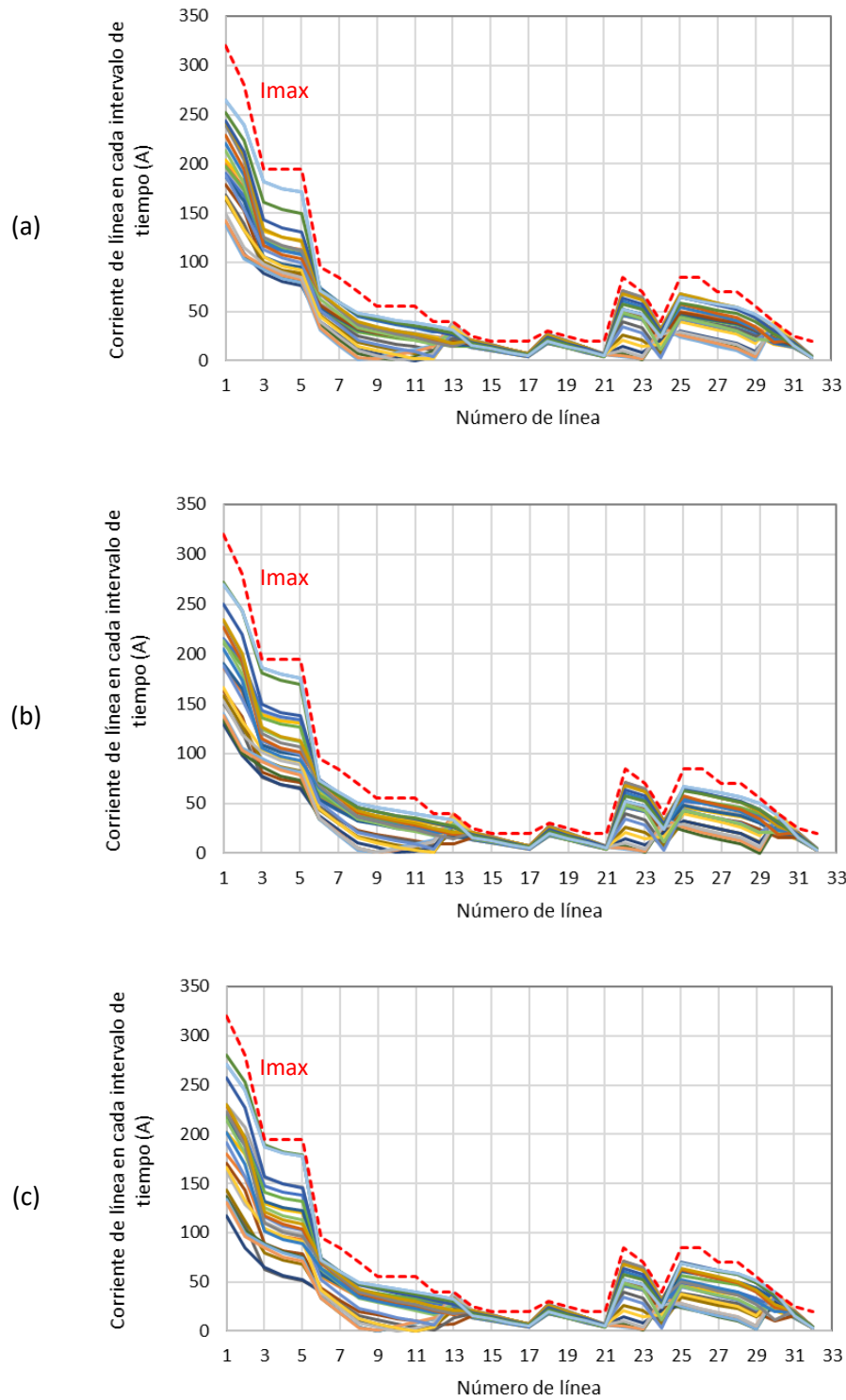


Figura 5.10: Corrientes de línea dadas por el MOPSO: (a) A_1 , menores pérdidas de energía, (b) B_1 , punto de equilibrio y (c) C_1 menores costos operativos.



6. Conclusiones

En este trabajo fueron desarrolladas diferentes estrategias de solución para el problema de gestión de energía en redes de CC, incluyendo recursos energéticos distribuidos (RED), con enfoque multi-objetivo para mejorar condiciones técnicas, económicas y ambientales de la red. Como RED se consideraron generadores distribuidos de energía solar fotovoltaica (GD FV) operando en su punto de máxima potencia (MPPT), y baterías para el almacenamiento de energía. En escenarios de prueba tomados de la literatura especializada, se verificaron diferentes estrategias de solución híbridas basadas en una metodología maestro-esclavo y en técnicas de optimización metaheurísticas, considerando la variación en la demanda y en la generación de potencia para un horizonte de 24 horas, aplicables en cualquier tipo (aislada o conectada a una red principal) de red eléctrica de CC.

Inicialmente, se planteó un modelo matemático con enfoque multi-objetivo para evaluar el impacto en las condiciones económicas, técnicas y ambientales de redes de CC aisladas o conectadas a una red principal, con la operación óptima de baterías cuando los GD FV operan en MPPT. En el modelo matemático, como aspectos técnico, económico y ambiental a mejorar en la red de CC, se seleccionaron las siguientes tres funciones objetivo respectivamente: la reducción de costos operativos, la reducción de las pérdidas de potencia relacionadas con el transporte de energía, y la reducción de emisiones de CO₂ asociadas a la generación de energía en la red. La formulación matemática también consideró todas las restricciones técnicas y operativas que presentan las redes de CC: límites de generación de energía, potencia máxima y mínima de carga y descarga en las baterías, límites de estado de carga en las baterías, estado de carga inicial y final, y los límites de tensión y corriente de línea relacionados con la red eléctrica.

La novedad y las principales contribuciones de este modelo matemático están relacionadas con:

- La implementación con enfoque de optimización multi-objetivo considerando los principales indicadores técnico, económico, y medioambiental reportados en la literatura como funciones objetivo.
- Una formulación general que permite trabajar con redes de CC tanto aisladas como conectadas a una red principal, en cualquier región de ubicación, utilizando el mismo modelo matemático. Para esto solo es necesario cargar en la etapa esclava los datos económicos, técnicos y ambientales relacionados con la red eléctrica de interés y de la región donde esta se ubica.
- La integración de todas las restricciones técnicas y operativas que se presentan en las redes de CC aisladas o conectadas a una red principal, incluyendo los límites de corriente de línea en redes no telescópicas, que aumentan la complejidad del problema debido a que restringen el flujo de potencia en la red.
- La implementación de una función de adaptación que permite explorar regiones de soluciones no factibles, reduciendo los tiempos de procesamiento necesarios para resolver el problema.

Para resolver el matemático propuesto y encontrar el esquema de operación óptima de las baterías (curvas de carga y descarga) ubicadas en la red que permita mejorar las condiciones económicas, técnicas y económicas de las redes de CC, se propusieron tres metodologías de optimización basadas en una estrategia maestro-esclavo, utilizando versiones de procesamiento en paralelo del PSO, ALO, VSA. Además, en la etapa esclava se utilizó un flujo de potencia horario basado en aproximaciones sucesivas (FPHAS) para evaluar cada solución propuesta por el método de optimización. En las estrategias híbridas basadas en una metodología maestro-esclavo, la etapa maestra se encarga de encontrar una solución para el problema de gestión de energía de los GD FV y las baterías en la red de CC (flujo de potencia óptimo), mientras que la etapa esclava se encarga de evaluar la función objetivo, obteniendo las variables del sistema (voltajes nodales, corrientes en las líneas, etc.) y verificando el cumplimiento del conjunto de restricciones para cada posible solución propuesta por la etapa maestra. La novedad en estas metodologías de solución está asociada a las versiones paralelas del ALO y VSA, y su aplicación en la operación de redes de CC.

Para validar las metodologías de solución, bajo un esquema de optimización mono-objetivo inicialmente, se utilizaron 2 sistemas de prueba con datos de generación y demanda de potencia típica de un día promedio de operación en 2 regiones colombianas que operan de modo aislado y conectado. Para la red de CC aislada se utilizó un sistema de 27 nodos con datos del corregimiento de Capurganá, Chocó, y para la red de CC conectada a una red principal se utilizó un sistema de 33 nodos con datos de Medellín, Antioquia. Todas las metodologías fueron validadas en los sistemas de prueba propuestos, evaluando cada una de ellas 1000 veces, con el propósito de verificar su efectividad en términos de solución mínima, solución promedio, desviación estándar y tiempos promedios de procesamiento. La validación en ambas redes de CC (aislada y conectada a una red principal), así como el análisis estadístico realizado, permitieron identificar la metodología de solución con el mejor desempeño para las tres funciones objetivo utilizadas, ofreciendo al propietario u operador de red un sistema de gestión de energía versátil y adaptable para lograr los mejores resultados en función de las metas propuestas (en términos económicos, técnicos o ambientales) con la operación de la red, las cuales podrían ser diferentes en la vida útil de la red de CC.

Para la red de CC aislada, la metodología de solución con mejor comportamiento en términos de solución y repetibilidad fue el PVSA, ya que obtuvo los mejores resultados en cuanto a soluciones mínimas y promedias, tras realizar 1000 ejecuciones con cada una de las tres funciones objetivo. El PVSA obtuvo soluciones con valores de desviación estándar inferiores al 1,12 % y con tiempos de procesamiento menores a 18,29 s en promedio; en una operación promedio anual estas soluciones representan una reducción de los costos operativos de USD\$ 425,8, una reducción de las pérdidas de potencia de 15,17 MW, y una reducción en emisiones de CO₂ de 4,05 TonCO₂. Además, se demuestra que el costo fijo de compra de energía para la red aislada genera un escenario poco atractivo para la reducción de costos operativos mediante la operación óptima de las baterías.

Por otro lado, el PALO obtuvo los mejores resultados para la red de CC conectada a una red principal, presentando las mejores reducciones mínimas y promedios en las funciones objetivo utilizadas, con valores de desviación estándar menores a 0,78 % y tiempos de procesamiento inferiores a 108,75 s promedio. En este escenario, se obtuvo una reducción de costos operativos de USD\$ 1226,40 considerando el costo fijo de compra de energía, mientras que se obtuvo una

reducción de USD\$ 32671,15 considerando el costo variable de compra de energía. Analizando estos resultados es posible observar una reducción de costos operativos del 96,24 % cuando se considera el costo variable de compra de energía. Esta información demuestra la importancia de operar la red con costo variable de la energía cuando se consideran baterías, u otros sistemas de almacenamiento de energía, dentro de la red, debido a que estos dispositivos se cargan en las horas de bajo costo de la energía y se descargan (entregan la energía) en las horas de alto costo de la energía.

En cuanto a las condiciones técnicas y ambientales, los resultados en redes de CC aisladas y conectadas a una red principal son similares. El PALO obtiene en un año de operación promedio una reducción de pérdidas de potencia de 37,095 MW y una reducción de emisiones de CO₂ de 6,093 Ton CO₂.

Los resultados de las simulaciones demuestran que, para mejorar de las condiciones técnicas, económicas y medioambientales en redes de CC aisladas, el funcionamiento de las baterías está directamente relacionado con las curvas de demanda de potencia y de generación FV; mientras que, en las redes de CC conectadas a una red principal, el funcionamiento de las baterías depende no solo de las curvas de demanda de potencia y de generación FV, sino también de los costos de compra de energía. Cabe destacar que las respuestas obtenidas para cada uno de los algoritmos de optimización propuestos satisfacen los límites de corrientes de línea y de perfiles de voltajes nodales impuestos para las redes de CC analizadas, lo cual se consiguió implementando la función de adaptación dada en la formulación matemática de la Sección 2. En todos los casos, queda demostrado que la utilización de estrategias de gestión de la energía en las redes de CC que promuevan el adecuado funcionamiento de las baterías y de los GD FV dentro de la red permiten mejorar las condiciones técnicas, económicas y medioambientales de la red de CC.

Por último, de las tres funciones objetivo utilizadas se escogieron dos que estaban en conflicto para resolver el problema de gestión de energía en redes de CC incluyendo RED bajo un enfoque multi-objetivo. El propósito principal fue desarrollar una estrategia que permitiera minimizar simultáneamente los costos operativos de la red y las pérdidas de potencia asociadas al transporte de energía. Para lograr esto, en la etapa maestra de la metodología maestro-esclavo, se emplearon

las versiones multi-objetivo del PSO y del ALO (MOPSO y el MOALO) para definir el esquema de operación de las baterías instaladas dentro de la red de CC, con los GD FV operando en MTTP.

Los resultados de las simulaciones de los algoritmos en MatLab ofrecen las siguientes conclusiones: los extremos de los mejores Frentes de Pareto de ambas estrategias desarrolladas permiten mejorar significativamente el escenario base del sistema de prueba de 33 nodos, logrando reducciones promedio superiores a los USD\$ 54 en costos operativos y de 70 kWh en pérdidas de energía, para un día de operación de la red. Sin embargo, es importante destacar que el MOPSO demuestra ser la estrategia más eficaz al alcanzar reducciones del USD\$ 63,4396 (0,9241 %) en costos operativos y de 75,7192 kWh (5,5763 %) en comparación con el caso base. Además, se observa que el punto de equilibrio del MOPSO logra los costos operativos más bajos con el menor impacto técnico posible. Estos resultados indican que una gestión inteligente de las baterías permite al operador de red obtener beneficios tanto desde una perspectiva económica como técnica.

Con el propósito de comprobar la repetibilidad y robustez de las estrategias de solución desarrolladas, se realizaron 100 evaluaciones consecutivas de cada una de ellas en el sistema de prueba de 33 nodos. Este proceso permitió identificar los mejores valores, los valores promedio, la desviación estándar y el tiempo de procesamiento necesario para que cada estrategia propuesta alcance el punto de equilibrio. El MOPSO presenta los resultados más destacados en cuanto al punto de equilibrio, obteniendo valores de USD\$ 6776,2520 para los costos operativos y de 1293,1732 kWh para las pérdidas de potencia. En términos de respuesta promedio, el MOPSO logra la solución más eficiente para los costos operativos, con un valor de USD\$ 679,9576; no obstante, el MOALO alcanza la mejor solución promedio para las pérdidas de potencia, con un valor de 1314,2221 kWh. En términos generales, el MOPSO es la mejor elección para optimizar los costos operativos, mientras que el MOALO se destaca como la mejor estrategia para la optimización de las pérdidas de potencia. Es crucial tener en cuenta que estos resultados son promedios y que, en casos específicos dentro de las 100 evaluaciones propuestas, el MOALO podría obtener mejores resultados en términos de costos operativos, o el MOPSO podría sobresalir en términos de pérdidas de potencia.

En lo que respecta a la desviación estándar, se observa que el MOALO exhibe mejores resultados, con valores del 0,0784 % para los costos operativos y de 0,6706 % para las pérdidas de potencia. Sin embargo, el MOPSO logra desviaciones estándar inferiores al 1,2 %, indicando que los resultados son consistentes y confiables. Esta consistencia proporciona una base sólida para la toma de decisiones en relación con la operación de los RED en el sistema de prueba. Hay una alta probabilidad de que cada ejecución del MOPSO alcance la respuesta promedio o una respuesta cercana.

En cuanto a los tiempos de procesamiento, el MOPSO se destaca como la estrategia de solución más rápida. En términos promedio, el MOPSO requiere aproximadamente 33,6964 s para establecer un Frente de Pareto con soluciones no dominadas, siendo alrededor de 6 veces más veloz que el MOALO. Este hecho evidencia que, al abordar un modelo de programación no lineal multidimensional (con 69 dimensiones), que involucra variables continuas en un espacio de soluciones con infinitas combinaciones, la estrategia propuesta demanda alrededor de medio minuto para converger hacia un Frente de Pareto óptimo. Así, el MOPSO proporciona a los operadores de red la capacidad de encontrar el mejor punto de equilibrio entre costos operativos y pérdidas de potencia con un costo computacional reducido.

Es de destacar que las tres soluciones escogidas y analizadas del óptimo Frente de Pareto del MOPSO indican que las baterías deben ser cargadas y descargadas estratégicamente, considerando tanto el costo de compra de energía como la disponibilidad del recurso solar. De este modo, se disminuye la dependencia del nodo de subestación (conexión a una red principal), lo que resulta en la reducción de los costos operativos. Además, se asegura que en todos los períodos de tiempo haya una fuente de generación de energía cercana a los nodos de demanda, contribuyendo así a la disminución de las pérdidas de potencia por transporte de energía. Cabe resaltar que las soluciones del Frente de Pareto del MOPSO cumplen con todas las condiciones operativas establecidas en el modelo matemático como la regulación de voltaje y el límite de corrientes de las líneas de la red.

6.1 Recomendaciones y trabajos futuros

De análisis de los resultados del presente trabajo, se recomiendan como posibles acciones de mejora, o como consideraciones en trabajos futuros, los siguientes aspectos:

- La operación de los generadores distribuidos fotovoltaicos en su punto de máxima potencia se hizo siguiendo la operación habitual de estos dispositivos en Colombia; sin embargo, se podrían operar estos generadores entre 0 W y su potencia máxima permitida en cada hora, para buscar un sistema de gestión de energía más dinámico con un mayor impacto en las funciones objetivo utilizadas. De esta manera se libera la operación de los generadores para mejorar el impacto los indicadores de la red.
- Se puede considerar la reubicación de las baterías dentro de la red, buscando aumentar los beneficios económicos, técnicos y medioambientales en las redes de CC, cuando se aplican los sistemas de gestión de energía propuestos. Así mismo, se puede integrar dentro de la formulación matemática la operación de generadores distribuidos basados en otras fuentes de energía renovable disponibles en una determinada región.
- La aplicación de otros métodos metaheurísticos multi-objetivo con un rendimiento numérico superior, con el objetivo de descubrir soluciones más óptimas en el Frente de Pareto, maximizando así los beneficios económicos y técnicos de la red de CC.
- La incorporación de otras funciones objetivo, y en particular, de aspectos ambientales en la estrategia de optimización multi-objetivo, con miras a obtener soluciones que sean sostenibles y respetuosas con el medio ambiente.

Además de las recomendaciones tecnológicas, en el caso colombiano, es necesario promover leyes y regulación que integren los costos variables en todo tipo de usuario: regulado y no regulado. Debido a que la regulación actual solo ofrece esta posibilidad a los usuarios no regulados, que están compuestos por grandes comercios y usuarios industriales. Además, esta regulación energética debe ser implementada en las redes aisladas con el objetivo de aumentar el impacto económico de los sistemas de gestión energética en este tipo de redes eléctricas; mediante la inclusión de penalizaciones económicas para que este tipo de redes de CC que promuevan el uso de recursos energéticos renovables.

A. Productos obtenidos a partir del desarrollo y los resultados de la tesis doctoral

Producto No.1:	Artículo en revista especializada (Q3)
Título:	Recursive convex approximations for optimal power flow solution in direct current networks
Revista:	International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)
Categoría de la revista:	Q3 en 2023 según Scimago Journal & Country Rank
Estado:	Publicado
Referencia bibliográfica:	J. A. Ocampo-Toro, O. D. Montoya, and L. F. Grisales-Noreña, "Recursive convex approximations for optimal power flow solution in direct current networks," Int. J. Electr. Comput. Eng., vol. 12, no. 6, pp. 5674–5682, Dec. 2022. ISSN: 2088-8708, DOI: 10.11591/ijece.v12i6.pp5674-5682

Producto No.2:	Artículo en revista especializada (Q1)
Título:	An energy management system for PV sources in standalone and connected DC networks considering economic, technical, and environmental indices
Revista:	Sustainability
Categoría de la revista:	Q1 en 2023 según Scimago Journal & Country Rank Q2 en 2023 según Web of Science
Estado:	Publicado
Referencia bibliográfica:	L. F. Grisales-Noreña et al., "An Energy Management System for PV Sources in Standalone and Connected DC Networks Considering Economic, Technical, and Environmental Indices," Sustain. 2022, Vol. 14, Page 16429, vol. 14, no. 24, p. 16429, Dec. 2022. https://doi.org/10.3390/su142416429

Producto No.3:	Artículo en revista especializada (Q1)
Título:	Optimal operation of battery storage systems in standalone and grid-connected DC microgrids using parallel metaheuristic optimization algorithms
Revista:	Journal of Energy Storage
Categoría de la revista:	Q1 en 2023 según Scimago Journal & Country Rank Q1 en 2023 según Web of Science
Estado:	Publicado
Referencia bibliográfica:	L. F. Grisales-Noreña, J. A. Ocampo-Toro, O. D. Montoya-Giraldo, J. Montano, and J. C. Hernández, "Optimal operation of battery storage systems in standalone and grid-connected DC microgrids using parallel metaheuristic optimization algorithms," <i>J. Energy Storage</i> , vol. 65, p. 107240, 2023. https://doi.org/10.1016/j.est.2023.107240

Producto No.4:	Artículo en revista especializada (Q1)
Título:	A multi-objective PSO for DC microgrids: Efficient battery management to minimize energy losses and operating costs
Revista:	Journal of Energy Storage
Categoría de la revista:	Q1 en 2023 según Scimago Journal & Country Rank Q2 en 2023 según Web of Science
Estado:	Publicado
Referencia bibliográfica:	B. Cortés-Caicedo, J. Ocampo-Toro, R. I. Bolaños, O. D. Montoya, and L. F. Grisales-Noreña, "A multi-objective PSO for DC microgrids: Efficient battery management to minimize energy losses and operating costs," <i>J. Energy Storage</i> , vol. 96, p. 112550, 2024. https://doi.org/10.1016/j.est.2024.112550

Producto No.5:	Ponencia en evento científico internacional
Título:	Sistemas de gestión de energía para la operación óptima de generadores fotovoltaicos y de baterías en micro-redes de CC aisladas o conectadas a una red eléctrica
Evento:	XVIII Simposio internacional de energías 2023
Lugar:	I.U. Pascual Bravo, Medellín, Colombia
Modalidad:	Presencial con transmisión a través de los canales institucionales
Referencia bibliográfica:	J. A. Ocampo-Toro, L. F. Grisales-Noreña, and O. D. Montoya-Giraldo, "Sistemas de gestión de energía para la operación óptima de generadores fotovoltaicos y de baterías en micro-redes de CC aisladas o conectadas a una red eléctrica," in XVIII Simposio internacional de energías 2023, 2023, p. 19. https://pascualbravo.edu.co/expotecnologica/wp-content/uploads/2023/memorias_2023.pdf

Producto No.6:	Artículo en revista especializada
Título:	Optimal operation of energy storage systems and distributed generators in direct current grids: An examination of technical, economic, and environmental factors
Estado:	Sometido para publicación

Producto No.7:	Pasantía académica internacional
Lugar:	Universidad de Talca, Curicó, Chile
Modalidad:	Remota
Duración:	2 meses

Producto No.8:	Pasantía académica nacional
Lugar:	Universidad Distrital Francisco Jose de Caldas, Bogotá, Colombia

Modalidad:	Presencial
Duración:	1 mes

Bibliografía

- [1] Y. Han, W. Chen, and Q. Li, "Energy Management Strategy Based on Multiple Operating States for a Photovoltaic/Fuel Cell/Energy Storage DC Microgrid," *Energies*, vol. 10, no. 1, p. 136, 2017.
- [2] P. Wang, W. Wang, and D. Xu, "Optimal sizing of distributed generations in DC microgrids with comprehensive consideration of system operation modes and operation targets," *IEEE Access*, 2018.
- [3] O. D. Montoya, W. Gil-González, and L. F. Grisales-Noreña, "Optimal power dispatch of DGs in DC power grids: a hybrid Gauss-Seidel-Genetic-Algorithm methodology for solving the OPF problem."
- [4] O. S. Velasquez, O. D. Montoya Giraldo, V. M. Garrido Arevalo, and L. F. Grisales Norena, "Optimal Power Flow in Direct-Current Power Grids via Black Hole Optimization," *Adv. Electr. Electron. Eng.*, vol. 17, no. 1, Mar. 2019.
- [5] J. Giraldo, O. Montoya, L. Grisales-Noreña, W. Gil-González, and M. Holguín, "Optimal power flow solution in direct current grids using sine-cosine algorithm," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1403, 2019.
- [6] O. D. Montoya, W. Gil-González, and L. Grisales-Noreña, "Vortex search algorithm for optimal power flow analysis in DC resistive networks with CPLs," *IEEE Trans. Circuits Syst. II Express Briefs*, 2019.
- [7] O. D. Montoya, A. Grajales, A. Garces, and C. A. Castro, "Distribution Systems Operation Considering Energy Storage Devices and Distributed Generation," *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 15, no. 5, 2017.
- [8] W. Gil-González, O. D. Montoya, L. F. Grisales-Noreña, F. Cruz-Peragón, and G. Alcalá, "Economic Dispatch of Renewable Generators and BESS in DC Microgrids Using Second-Order Cone Optimization," *Energies 2020, Vol. 13, Page 1703*, vol. 13, no. 7, p. 1703, Apr. 2020.
- [9] J. Kravits, K. Baker, and J. Kasprzyk, "Multi-Objective Optimal Power Flow Considering Emissions and Voltage Violations," in *2021 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM), 2021*, vol. 2021-July, pp. 1–5.
- [10] W. Gil-González, O. D. Montoya, L. F. Grisales-Noreña, and A. Escobar-Mejía, "Optimal Economic–Environmental Operation of BESS in AC Distribution Systems: A Convex Multi-Objective Formulation," *Comput. 2021, Vol. 9, Page 137*, vol. 9, no. 12, p. 137, Dec. 2021.
- [11] J. A. Ocampo-Toro, O. D. Montoya, L. Fernando Grisales-Noreña, and N. Noreña, "Recursive convex approximations for optimal power flow solution in direct current networks," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 12, no. 6, pp. 5674–5682, Dec. 2022.
- [12] L. F. ; Ocampo-Toro *et al.*, "An Energy Management System for PV Sources in Standalone and Connected DC Networks Considering Economic, Technical, and Environmental Indices," *Sustain. 2022, Vol. 14, Page 16429*, vol. 14, no. 24, p. 16429, Dec. 2022.
- [13] L. F. Grisales-Noreña, J. A. Ocampo-Toro, O. D. Montoya-Giraldo, J. Montano, and J. C. Hernández, "Optimal operation of battery storage systems in standalone and grid-connected DC microgrids using parallel metaheuristic optimization algorithms," *J. Energy Storage*, vol. 65, p. 107240, 2023.
- [14] B. Cortés-Caicedo, J. Ocampo-Toro, R. I. Bolaños, O. D. Montoya, and L. F. Grisales-Noreña, "A multi-objective PSO for DC microgrids: Efficient battery management to minimize energy losses and operating costs," *J. Energy Storage*, vol. 96, p. 112550, 2024.

- [15] J. A. Ocampo-Toro, L. F. Grisales-Noreña, and O. D. Montoya-Giraldo, "Sistemas de gestión de energía para la operación óptima de generadores fotovoltaicos y de baterías en micro-redes de CC aisladas o conectadas a una red eléctrica," in *XVIII Simposio internacional de energías 2023*, 2023, p. 19.
- [1] Y. Han, W. Chen, and Q. Li, "Energy Management Strategy Based on Multiple Operating States for a Photovoltaic/Fuel Cell/Energy Storage DC Microgrid," *Energies*, vol. 10, no. 1, p. 136, 2017.
- [2] P. Wang, W. Wang, and D. Xu, "Optimal sizing of distributed generations in DC microgrids with comprehensive consideration of system operation modes and operation targets," *IEEE Access*, 2018.
- [3] O. D. Montoya, W. Gil-González, and L. F. Grisales-Noreña, "Optimal power dispatch of DGs in DC power grids: a hybrid Gauss-Seidel-Genetic-Algorithm methodology for solving the OPF problem."
- [4] O. S. Velasquez, O. D. Montoya Giraldo, V. M. Garrido Arevalo, and L. F. Grisales Noreña, "Optimal Power Flow in Direct-Current Power Grids via Black Hole Optimization," *Adv. Electr. Electron. Eng.*, vol. 17, no. 1, Mar. 2019.
- [5] J. Giraldo, O. Montoya, L. Grisales-Noreña, W. Gil-González, and M. Holguín, "Optimal power flow solution in direct current grids using sine-cosine algorithm," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1403, 2019.
- [6] O. D. Montoya, W. Gil-González, and L. Grisales-Noreña, "Vortex search algorithm for optimal power flow analysis in DC resistive networks with CPLs," *IEEE Trans. Circuits Syst. II Express Briefs*, 2019.
- [7] O. D. Montoya, A. Grajales, A. Garces, and C. A. Castro, "Distribution Systems Operation Considering Energy Storage Devices and Distributed Generation," *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 15, no. 5, 2017.
- [8] W. Gil-González, O. D. Montoya, L. F. Grisales-Noreña, F. Cruz-Peragón, and G. Alcalá, "Economic Dispatch of Renewable Generators and BESS in DC Microgrids Using Second-Order Cone Optimization," *Energies 2020, Vol. 13, Page 1703*, vol. 13, no. 7, p. 1703, Apr. 2020.
- [9] J. Kravits, K. Baker, and J. Kasprzyk, "Multi-Objective Optimal Power Flow Considering Emissions and Voltage Violations," in *2021 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM)*, 2021, vol. 2021-July, pp. 1–5.
- [10] W. Gil-González, O. D. Montoya, L. F. Grisales-Noreña, and A. Escobar-Mejía, "Optimal Economic–Environmental Operation of BESS in AC Distribution Systems: A Convex Multi-Objective Formulation," *Comput. 2021, Vol. 9, Page 137*, vol. 9, no. 12, p. 137, Dec. 2021.
- [11] J. A. Ocampo-Toro, O. D. Montoya, L. Fernando Grisales-Noreña, and N. Noreña, "Recursive convex approximations for optimal power flow solution in direct current networks," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 12, no. 6, pp. 5674–5682, Dec. 2022.
- [12] L. F. ; Ocampo-Toro *et al.*, "An Energy Management System for PV Sources in Standalone and Connected DC Networks Considering Economic, Technical, and Environmental Indices," *Sustain. 2022, Vol. 14, Page 16429*, vol. 14, no. 24, p. 16429, Dec. 2022.
- [13] L. F. Grisales-Noreña, J. A. Ocampo-Toro, O. D. Montoya-Giraldo, J. Montano, and J. C. Hernández, "Optimal operation of battery storage systems in standalone and grid-connected DC microgrids using parallel metaheuristic optimization algorithms," *J. Energy Storage*, vol. 65, p. 107240, 2023.

-
- [14] B. Cortés-Caicedo, J. Ocampo-Toro, R. I. Bolaños, O. D. Montoya, and L. F. Grisales-Noreña, "A multi-objective PSO for DC microgrids: Efficient battery management to minimize energy losses and operating costs," *J. Energy Storage*, vol. 96, p. 112550, 2024.
- [15] J. A. Ocampo-Toro, L. F. Grisales-Noreña, and O. D. Montoya-Giraldo, "Sistemas de gestión de energía para la operación óptima de generadores fotovoltaicos y de baterías en micro-redes de CC aisladas o conectadas a una red eléctrica," in *XVIII Simposio internacional de energías 2023*, 2023, p. 19.
- [1] G. Lorenzato, S. Tordo, B. Van Den Berg, M. Howells, and S. Sarmiento-Saher, "Financing Solutions to Reduce Natural Gas Flaring and Methane Emissions".
- [2] S. Parhizi, H. Lotfi, A. Khodaei, and S. Bahramirad, "State of the Art in Research on Microgrids: A Review," *IEEE Access*, vol. 3, pp. 890–925, 2015, doi: 10.1109/ACCESS.2015.2443119.
- [3] R. H. Cespedes G., BID, UPME, MME, and MTIC, "Smart grids Colombia_Vision 2030_Parte I." 2016.
- [4] L. F. Grisales, B. J. Restrepo, and F. Jaramillo, "Ubicación y dimensionamiento de generación distribuida : una revisión - Ciencia e Ingeniería Neogranadina," *Ciencia e ingeniería neogranadina*, 2017.
- [5] S. Botero, T. Jimeno, and J. González, "Optimización del Despacho Económico de una Micro Red utilizando Árboles de Decisión Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero Electrónico , Ingeniero Electricista Universidad Pontificia Bolivariana Escuela de Ingenierías Facultad de Ingeniería El," 2015.
- [6] IEA, "World Energy Outlook 2018." Accessed: Aug. 05, 2019. [Online]. Available: <https://www.iea.org/weo2018/fuels/>
- [7] A. Saavedra *et al.*, "Current State of the Worldwide Renewable Energy Generation: a Review," *International Journal on Engineering Applications (IREA)*, vol. 9, no. 3, pp. 115–127, May 2021, doi: 10.15866/IREA.V9I3.19987.
- [8] IEA, "Renewables 2019. Market analysis and forecast from 2019 to 2024," Paris, 2019.
- [9] O. D. Montoya, A. Grajales, L. F. Grisales, and C. A. Castro, "Ubicación y Operación Eficiente de Almacenadores de Energía en Micro-redes en Presencia de Generación Distribuida Optimal Location and Operation of Energy Storage Devices in Microgrids in Presence of Distributed Generation," *CINTEX*, vol. 22, pp. 97–117, 2017.
- [10] H. Mahmood, D. Michaelson, and Jin Jiang, "A Power Management Strategy for PV/Battery Hybrid Systems in Islanded Microgrids," *IEEE J Emerg Sel Top Power Electron*, vol. 2, no. 4, pp. 870–882, Dec. 2014, doi: 10.1109/JESTPE.2014.2334051.
- [11] C. Bordons, F. García-Torres, and L. Valverde, "Gestión Óptima de la Energía en Microrredes con Generación Renovable," *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, vol. 12, no. 2, pp. 117–132, Apr. 2015, doi: 10.1016/j.riai.2015.03.001.
- [12] J. Tello Maita and A. R. Marulanda Guerra, "Modelos de optimización para sistemas de potencia en la evolución hacia redes inteligentes: Una revisión," *Dyna (Medellin)*, vol. 84, no. 202, pp. 102–111, 2017, doi: 10.15446/dyna.v84n202.63354.
- [13] J. J. Justo, F. Mwasilu, J. Lee, and J. W. Jung, "AC-microgrids versus DC-microgrids with distributed energy resources: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 24, pp. 387–405, 2013, doi: 10.1016/j.rser.2013.03.067.
- [14] J. Kumar, A. Agarwal, and V. Agarwal, "A review on overall control of DC microgrids," *Journal of Energy Storage*. 2019. doi: 10.1016/j.est.2018.11.013.

- [15] L. E. Zubieta, "Are Microgrids the Future of Energy?: DC Microgrids from Concept to Demonstration to Deployment," *IEEE Electrification Magazine*, 2016, doi: 10.1109/MELE.2016.2544238.
- [16] F. S. Al-Ismael, "DC Microgrid Planning, Operation, and Control: A Comprehensive Review," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 36154–36172, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3062840.
- [17] A. Garces, "Uniqueness of the power flow solutions in low voltage direct current grids," *Electric Power Systems Research*, vol. 151, pp. 149–153, 2017, doi: 10.1016/j.epsr.2017.05.031.
- [18] O. D. Montoya, W. Gil-González, and A. Garces, "Numerical methods for power flow analysis in DC networks: State of the art, methods and challenges," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 123, p. 106299, Dec. 2020, doi: 10.1016/j.ijepes.2020.106299.
- [19] O. D. Montoya, W. Gil-Gonzalez, and A. Garces, "Optimal Power Flow on DC Microgrids: A Quadratic Convex Approximation," *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2018. doi: 10.1109/TCSII.2018.2871432.
- [20] P. J. Dos *et al.*, "Power management techniques for grid-connected DC microgrids: A comparative evaluation ☆," 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.115057.
- [21] Y. Liu, J. Wang, N. Li, Y. Fu, and Y. Ji, "Enhanced Load Power Sharing Accuracy in Droop-Controlled," *Energies (Basel)*, pp. 3591–3605, 2015, doi: 10.3390/en8053591.
- [22] M. F. Roslan, M. A. Hannan, P. J. Ker, and M. N. Uddin, "Microgrid control methods toward achieving sustainable energy management," *Applied Energy*. 2019. doi: 10.1016/j.apenergy.2019.02.070.
- [23] T. Dragicevic, X. Lu, J. C. Vasquez, and J. M. Guerrero, "DC Microgrids - Part I: A Review of Control Strategies and Stabilization Techniques," *IEEE Transactions on Power Electronics*. 2016. doi: 10.1109/TPEL.2015.2478859.
- [24] C. A. McMahon *et al.*, "Modelling of an expandable, reconfigurable, renewable DC microgrid for off-grid communities," *Energy*, 2018, doi: 10.1016/j.energy.2018.06.219.
- [25] O. D. Montoya, "Optimal location and sizing of distributed generators in DC networks using a hybrid methodology based on Parallel PBIL and PSO," *Elsevier*, 2019.
- [26] O. S. Velasquez, O. D. Montoya Giraldo, V. M. Garrido Arevalo, and L. F. Grisales Noreña, "Optimal Power Flow in Direct-Current Power Grids via Black Hole Optimization," *Advances in Electrical and Electronic Engineering*, vol. 17, no. 1, Mar. 2019, doi: 10.15598/aeer.v17i1.3069.
- [27] M. Barnes *et al.*, "Real-World MicroGrids-An Overview," in *2007 IEEE International Conference on System of Systems Engineering*, IEEE, Apr. 2007, pp. 1–8. doi: 10.1109/SYSOSE.2007.4304255.
- [28] N. W. A. Lidula and A. D. Rajapakse, "Microgrids research: A review of experimental microgrids and test systems," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 15, no. 1. pp. 186–202, 2011. doi: 10.1016/j.rser.2010.09.041.
- [29] O. D. Montoya-Giraldo, W. J. Gil-González, and A. Garcés-Ruiz, "Flujo de potencia óptimo para redes radiales y enmalladas empleando programación semidefinida Optimal Power Flow for radial and mesh grids using semidefinite programming," *Tecnológicas*, vol. 20, no. 40, pp. 29–42, 2017.
- [30] W. Gil-González, O. D. Montoya, E. Holguín, A. Garces, and L. F. Grisales-Noreña, "Economic dispatch of energy storage systems in dc microgrids employing a semidefinite programming model," *J Energy Storage*, 2019, doi: 10.1016/j.est.2018.10.025.

-
- [31] L. F. Grisales-Noreña, D. Montoya, and C. Andrés Ramos-Paja, "An energy management system for optimal operation of BSS in DC distributed generation environments based on a parallel PSO algorithm," 2020, doi: 10.1016/j.est.2020.101488.
- [32] L. F. Grisales Noreña, "Planning and management strategies of direct current microgrids for cost optimization and improvement of operating conditions Planning and management strategies of direct current microgrids for cost optimization and improvement of operating conditions," p. 176, 2020.
- [33] A. Cagnano, E. De Tuglie, and P. Mancarella, "Microgrids: Overview and guidelines for practical implementations and operation," 2019, doi: 10.1016/j.apenergy.2019.114039.
- [34] S. Ullah, A. M. A. Haidar, P. Hoole, H. Zen, and T. Ahfock, "The current state of Distributed Renewable Generation, challenges of interconnection and opportunities for energy conversion based DC microgrids," 2020, doi: 10.1016/j.jclepro.2020.122777.
- [35] M. A. Mosa and A. A. Ali, "Energy management system of low voltage dc microgrid using mixed-integer nonlinear programming and a global optimization technique," *Electric Power Systems Research*, vol. 192, p. 106971, 2021, doi: 10.1016/j.epsr.2020.106971.
- [36] A. Lawan Bukar, C. Wei Tan, and K. Yiew Lau, "Optimal sizing of an autonomous photovoltaic/wind/battery/diesel generator microgrid using grasshopper optimization algorithm," 2019, doi: 10.1016/j.solener.2019.06.050.
- [37] I. Zafeiratou, I. Prodan, L. Lefèvre, and L. Piétraç, "ScienceDirect ScienceDirect Dynamical modelling of a DC microgrid using a port-Hamiltonian formalism," *IFAC PapersOnLine*, vol. 51, no. 2, pp. 469–474, 2018, doi: 10.1016/j.ifacol.2018.03.079.
- [38] W. Li and X. He, "Review of nonisolated high-step-up DC/DC converters in photovoltaic grid-connected applications," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 58, no. 4, pp. 1239–1250, 2011, doi: 10.1109/TIE.2010.2049715.
- [39] G. Ramchandra Mouli *et al.*, "Solar Powered E-Bike Charging Station with AC, DC and Contactless Charging," *2018 20th European Conference on Power Electronics and Applications, EPE 2018 ECCE Europe*, pp. 1–10, 2018.
- [40] H. Lotfi and A. Khodaei, "AC versus DC microgrid planning," *IEEE Trans Smart Grid*, 2017, doi: 10.1109/TSG.2015.2457910.
- [41] E. R. C. da Silva and M. E. Elbuluk, *Fundamentals of Power Electronics*, vol. 59. 2013. doi: 10.1007/978-1-4471-5104-3_2.
- [42] D. W. Hart, *INTRODUCCIÓN A LA ELÉCTRONICA DE POTENCIA*, vol. 148.
- [43] R. José *et al.*, "Multilevel converters: An enabling technology for high-power applications," *Proceedings of the IEEE*, vol. 97, no. 11, pp. 1786–1817, 2009, doi: 10.1109/JPROC.2009.2030235.
- [44] I. Colak, E. Kabalci, and R. Bayindir, "Review of multilevel voltage source inverter topologies and control schemes," *Energy Convers Manag*, vol. 52, no. 2, pp. 1114–1128, 2011, doi: 10.1016/j.enconman.2010.09.006.
- [45] G. S. Shehu, A. B. Kunya, I. H. Shanono, and T. Yalcinoz, "A Review of Multilevel Inverter Topology and Control Techniques," *Journal of Automation and Control Engineering*, no. June, pp. 233–241, 2016, doi: 10.18178/joace.4.3.233-241.
- [46] S. Vijayalakshmi, L. H. T. Raj, S. Palaniyappan, and A. Rajkumar, "A review on multilevel H-Bridge cascaded inductor less hybrid inverter for Electric vehicles with PWM control," *Mater Today Proc*, vol. 45, pp. 1644–1650, 2021, doi: 10.1016/j.matpr.2020.08.477.
- [47] J. Venkataramanaiah, Y. Suresh, and A. K. Panda, "A review on symmetric, asymmetric, hybrid and single DC sources based multilevel inverter topologies," *Renewable and*

- Sustainable Energy Reviews*, vol. 76, no. July 2016, pp. 788–812, 2017, doi: 10.1016/j.rser.2017.03.066.
- [48] A. T. Elsayed, A. A. Mohamed, and O. A. Mohammed, “DC microgrids and distribution systems: An overview,” *Electric Power Systems Research*. 2015. doi: 10.1016/j.epsr.2014.10.017.
- [49] J. M. Guerrero, J. C. Vasquez, and J. Matas, “Hierarchical Control of Droop-Controlled AC and DC Microgrids—A General Approach Toward Standardization,” *New Zealand Journal of Educational Studies*, vol. 58, no. 1, pp. 35–51, 2011.
- [50] M. Fahad Zia, E. Elbouchikhi, and M. Benbouzid, “Microgrids energy management systems: A critical review on methods, solutions, and prospects,” 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.04.103.
- [51] P. Wang, W. Wang, and D. Xu, “Optimal sizing of distributed generations in DC microgrids with comprehensive consideration of system operation modes and operation targets,” *IEEE Access*, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2842119.
- [52] L. F. Grisales-Noreña, B. J. Restrepo-Cuestas, B. Cortés-Caicedo, J. Montano, A. A. Rosales-Muñoz, and M. Rivera, “Optimal Location and Sizing of Distributed Generators and Energy Storage Systems in Microgrids: A Review,” *Energies 2023, Vol. 16, Page 106*, vol. 16, no. 1, p. 106, Dec. 2022, doi: 10.3390/EN16010106.
- [53] X. Gao, H. Yang, and L. Lu, “Study on offshore wind power potential and wind farm optimization in Hong Kong,” *Appl Energy*, vol. 130, no. November, pp. 519–531, 2014, doi: 10.1016/j.apenergy.2014.02.070.
- [54] D. B. De Alencar, C. De Mattos Affonso, R. C. L. De Oliveira, J. L. M. Rodríguez, J. C. Leite, and J. C. R. Filho, “Different Models for Forecasting Wind Power Generation: Case Study,” *Energies (Basel)*, vol. 10, no. 12, 2017, doi: 10.3390/en10121976.
- [55] U. Firat, S. N. Engin, M. Saraclar, and A. B. Ertuzun, “Wind speed forecasting based on second order blind identification and autoregressive model,” *Proceedings - 9th International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA 2010*, pp. 686–691, 2010, doi: 10.1109/ICMLA.2010.106.
- [56] S. Brusca, G. Capizzi, G. Lo Sciuto, and G. Susi, “A new design methodology to predict wind farm energy production by means of a spiking neural network-based system,” *International Journal of Numerical Modelling: Electronic Networks, Devices and Fields*, vol. 32, no. 4, pp. 1–14, 2019, doi: 10.1002/jnm.2267.
- [57] Y. K. Wu, C. Y. Lee, S. H. Tsai, and S. N. Yu, “Actual experience on the short-term wind power forecasting at Penghu - From an island perspective,” *2010 International Conference on Power System Technology: Technological Innovations Making Power Grid Smarter, POWERCON2010*, 2010, doi: 10.1109/POWERCON.2010.5666619.
- [58] W.-Y. Chang, “A Literature Review of Wind Forecasting Methods,” *Journal of Power and Energy Engineering*, vol. 02, no. 04, pp. 161–168, 2014, doi: 10.4236/jpee.2014.24023.
- [59] D. B. De Alencar, C. De Mattos Affonso, R. C. L. De Oliveira, J. L. M. Rodríguez, J. C. Leite, and J. C. R. Filho, “Different Models for Forecasting Wind Power Generation: Case Study,” *Energies (Basel)*, vol. 10, no. 12, 2017, doi: 10.3390/en10121976.
- [60] T. Raicharoen, C. Lursinsap, and P. Sanguanbhokai, “Application of critical support vector machine to time series prediction,” *Proceedings - IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, vol. 5, pp. 741–744, 2003, doi: 10.1109/iscas.2003.1206419.

-
- [61] K. Zhou, C. Fu, and S. Yang, "Big data driven smart energy management: From big data to big insights," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 56, no. 2016, pp. 215–225, 2016, doi: 10.1016/j.rser.2015.11.050.
- [62] IDEAM, "Atlas De Radiación Solar, Ultravioleta Y Ozono De Colombia," *J Chem Inf Model*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2013.
- [63] H. J. Ruiz and J. Franklyn, "Atlas de viento," *Documento interno Corporación Ecofondo. Bogota*, vol. 41, no. 3–4, pp. 296–310, 2015.
- [64] M. Antonio, C. Camargo, W. Javier, and H. Ramirez, "Atlas potencial hidroenergetico de Colombia," *UPME*, vol. 1, pp. 1–160, 2015.
- [65] Y. A. Muñoz Maldonado, "Optimización de recursos energéticos en zonas aisladas mediante estrategias de suministro y consumo," *Universitat Politècnica de València, Valencia (Spain)*, 2012. doi: 10.4995/Thesis/10251/16010.
- [66] Comisión de Regulación de Energía y Gas CREG, "Propuesta para remunerar la generación, distribución y comercialización de Energía Eléctrica en las ZNI," p. 32, 2014.
- [67] F. Kaytez, M. C. Taplamacioglu, E. Cam, and F. Hardalac, "Forecasting electricity consumption: A comparison of regression analysis, neural networks and least squares support vector machines," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol. 67, pp. 431–438, 2015, doi: 10.1016/j.ijepes.2014.12.036.
- [68] Z. Yumurtaci and E. Asmaz, "Electric energy demand of Turkey for the year 2050," *Energy Sources*, vol. 26, no. 12, pp. 1157–1164, 2004, doi: 10.1080/00908310490441520.
- [69] R. E. Abdel-Aal and A. Z. Al-Garni, "Forecasting monthly electric energy consumption in eastern Saudi Arabia using univariate time-series analysis," *Energy*, vol. 22, no. 11, pp. 1059–1069, 1997, doi: 10.1016/S0360-5442(97)00032-7.
- [70] V. Bianco, O. Manca, and S. Nardini, "Electricity consumption forecasting in Italy using linear regression models," *Energy*, vol. 34, no. 9, pp. 1413–1421, 2009, doi: 10.1016/j.energy.2009.06.034.
- [71] A. A. Hamad, M. A. Azzouz, and E. F. El Saadany, "A sequential power flow algorithm for islanded hybrid AC/DC microgrids," *IEEE Transactions on Power Systems*, 2016, doi: 10.1109/TPWRS.2015.2504461.
- [72] F. Chen *et al.*, "Analysis and distributed control of power flow in DC microgrids to improve system efficiency," in *4th International Symposium on Environment Friendly Energies and Applications, EFEA 2016*, 2016. doi: 10.1109/EFEA.2016.7748774.
- [73] C. Li, S. K. Chaudhary, M. Savaghebi, J. C. Vasquez, and J. M. Guerrero, "Power flow analysis for low-voltage ac and dc microgrids considering droop control and virtual impedance," *IEEE Trans Smart Grid*, 2017, doi: 10.1109/TSG.2016.2537402.
- [74] O. D. Montoya, W. Gil-González, and L. F. Grisales-Noreña, "Optimal power dispatch of DGs in DC power grids: a hybrid Gauss-Seidel-Genetic-Algorithm methodology for solving the OPF problem."
- [75] R. A. El Sehiemy, F. Selim, B. Bentouati, and M. A. Abido, "A novel multi-objective hybrid particle swarm and salp optimization algorithm for technical-economical-environmental operation in power systems," *Energy*, vol. 193, 2020, doi: 10.1016/j.energy.2019.116817.
- [76] J. M. Guerrero, J. C. Vasquez, and J. Matas, "Hierarchical Control of Droop-Controlled AC and DC Microgrids—A General Approach Toward Standardization," *New Zealand Journal of Educational Studies*, vol. 58, no. 1, pp. 35–51, 2011.
- [77] A. Bidram and A. Davoudi, "Hierarchical structure of microgrids control system," *IEEE Trans Smart Grid*, vol. 3, no. 4, pp. 1963–1976, 2012, doi: 10.1109/TSG.2012.2197425.

- [78] A. Vaccaro, M. Popov, D. Villacci, and V. Terzija, "An integrated framework for smart microgrids modeling, monitoring, control, communication, and verification," *Proceedings of the IEEE*, vol. 99, no. 1, pp. 119–132, 2011, doi: 10.1109/JPROC.2010.2081651.
- [79] L. Meng *et al.*, "Review on Control of DC Microgrids and Multiple Microgrid Clusters," *IEEE J Emerg Sel Top Power Electron*, 2017, doi: 10.1109/JESTPE.2017.2690219.
- [80] S. I. Serna-Garc, D. G. Lez Montoya, and C. A. s. Ramos-Paja, "Control of a charger/discharger DC/DC converter with improved disturbance rejection for bus regulation," *Energies (Basel)*, vol. 11, no. 3, 2018, doi: 10.3390/en11030594.
- [81] N. D. Hatzargyriou, A. G. Tsikalakis, N. D. Hatzargyriou, and S. Member, "Centralized Control for Optimizing Microgrids Operation Central Controller Strategy to Optimize Microgrids Operation," *2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting*, no. November 2015, pp. 1–8, 2011.
- [82] W. Nwesaty, A. I. Bratcu, and O. Sename, "Power sources coordination through multivariable linear parameter-varying/ H^∞ control with application to multi-source electric vehicles," *IET Control Theory and Applications*, vol. 10, no. 16, pp. 2049–2059, 2016, doi: 10.1049/iet-cta.2015.1163.
- [83] R. Khanna, Q. Zhang, W. E. Stanchina, G. F. Reed, and Z. H. Mao, "Maximum power point tracking using model reference adaptive control," *IEEE Trans Power Electron*, vol. 29, no. 3, pp. 1490–1499, 2014, doi: 10.1109/TPEL.2013.2263154.
- [84] J. Chavarría, D. Biel, F. Guinjoan, C. Meza, and J. J. Negroni, "Energy-balance control of PV cascaded multilevel grid-connected inverters under level-shifted and phase-shifted PWMs," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 60, no. 1, pp. 98–111, 2013, doi: 10.1109/TIE.2012.2186108.
- [85] W. Nwesaty, A. I. Bratcu, and O. Sename, "Power sources coordination through multivariable linear parameter-varying/ H^∞ control with application to multi-source electric vehicles," *IET Control Theory and Applications*, vol. 10, no. 16, pp. 2049–2059, 2016, doi: 10.1049/iet-cta.2015.1163.
- [86] A. El Aroudi, B. A. Martínez-Tribiño, J. Calvente, A. Cid-Pastor, and L. Martínez-Salamero, "Sliding-mode control of a boost converter feeding a buck converter operating as a constant power load," *International Conference on Green Energy and Conversion Systems, GECS 2017*, 2017, doi: 10.1109/GECS.2017.8066249.
- [87] S. I. Serna-Garcés, D. G. Montoya, and C. A. Ramos-Paja, "Sliding-mode control of a charger/discharger DC/DC converter for DC-bus regulation in renewable power systems," *Energies (Basel)*, vol. 9, no. 4, 2016, doi: 10.3390/en9040245.
- [88] Y. Levron and D. Shmilovitz, "Maximum power point tracking employing sliding mode control," *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, vol. 60, no. 3, pp. 724–732, 2013, doi: 10.1109/TCSI.2012.2215760.
- [89] S. I. Serna-Garc, D. G. Lez Montoya, and C. A. s. Ramos-Paja, "Control of a charger/discharger DC/DC converter with improved disturbance rejection for bus regulation," *Energies (Basel)*, vol. 11, no. 3, 2018, doi: 10.3390/en11030594.
- [90] F. Blaabjerg, R. Teodorescu, M. Liserre, and A. V. Timbus, "Overview of control and grid synchronization for distributed power generation systems," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 53, no. 5, pp. 1398–1409, 2006, doi: 10.1109/TIE.2006.881997.
- [91] A. M. Bouzid, J. M. Guerrero, A. Cheriti, M. Bouhamida, P. Sicard, and M. Benghanem, "A survey on control of electric power distributed generation systems for microgrid

-
- applications,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 44, pp. 751–766, 2015, doi: 10.1016/j.rser.2015.01.016.
- [92] B. Wang, M. Sechilariu, and F. Locment, “Intelligent DC microgrid with smart grid communications: Control strategy consideration and design,” *IEEE Trans Smart Grid*, vol. 3, no. 4, pp. 2148–2156, 2012, doi: 10.1109/TSG.2012.2217764.
- [93] J. Patino, A. Marquez, and J. Espinosa, “An economic MPC approach for a microgrid energy management system,” *2014 IEEE PES Transmission and Distribution Conference and Exposition, PES T and D-LA 2014 - Conference Proceedings*, vol. 2014-Octob, 2014, doi: 10.1109/TDC-LA.2014.6955203.
- [94] F. Locment and M. Sechilariu, “Modeling and Simulation of DC Microgrids for Electric Vehicle Charging Stations,” *Energies (Basel)*, vol. 8, no. 5, pp. 4335–4356, May 2015, doi: 10.3390/en8054335.
- [95] Y. Han, W. Chen, and Q. Li, “Energy Management Strategy Based on Multiple Operating States for a Photovoltaic/Fuel Cell/Energy Storage DC Microgrid,” *Energies (Basel)*, vol. 10, no. 1, p. 136, 2017, doi: 10.3390/en10010136.
- [96] X. Lu and J. Wan, “Modeling and Control of the Distributed Power Converters in a Standalone DC Microgrid,” *Energies (Basel)*, vol. 9, no. 12, p. 217, Mar. 2016, doi: 10.3390/en9030217.
- [97] M. Kumar, S. C. Srivastava, and S. N. Singh, “Control Strategies of a DC Microgrid for Grid Connected and Islanded Operations,” *IEEE Trans Smart Grid*, vol. 6, no. 4, pp. 1588–1601, Jul. 2015, doi: 10.1109/TSG.2015.2394490.
- [98] M. Sechilariu, B. C. Wang, F. Locment, and A. Jouglet, “DC microgrid power flow optimization by multi-layer supervision control. Design and experimental validation,” 2014, doi: 10.1016/j.enconman.2014.03.010.
- [99] X. Lu and J. Wan, “Modeling and Control of the Distributed Power Converters in a Standalone DC Microgrid,” *Energies (Basel)*, vol. 9, no. 12, p. 217, Mar. 2016, doi: 10.3390/en9030217.
- [100] A. Kwasinski and C. N. Onwuchekwa, “Dynamic behavior and stabilization of DC microgrids with instantaneous constant-power loads,” *IEEE Trans Power Electron*, vol. 26, no. 3, pp. 822–834, 2011, doi: 10.1109/TPEL.2010.2091285.
- [101] A. R. Dehghani-Sanij, E. Tharumalingam, M. B. Dusseault, and R. Fraser, “Study of energy storage systems and environmental challenges of batteries,” *Handbook of batteries,” Fuel and Energy Abstracts*, vol. 36, p. 265, 1995.
- [102] B. Belvedere, M. Bianchi, A. Borghetti, C. A. Nucci, M. Paolone, and A. Peretto, “A microcontroller-based power management system for standalone microgridswith hybrid power supply,” *IEEE Trans Sustain Energy*, vol. 3, no. 3, pp. 422–431, 2012, doi: 10.1109/TSTE.2012.2188654.
- [103] C. Chen, S. Duan, T. Cai, B. Liu, and G. Hu, “Optimal allocation and economic analysis of energy storage system in microgrids,” *IEEE Trans Power Electron*, vol. 26, no. 10, pp. 2762–2773, 2011, doi: 10.1109/TPEL.2011.2116808.
- [104] O. D. Montoya, V. M. Garrido, W. Gil-Gonzalez, and L. Grisales-Norena, “Power Flow Analysis in DC Grids: Two Alternative Numerical Methods,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, vol. 7747, no. c, pp. 1–1, 2019, doi: 10.1109/tcsii.2019.2891640.

- [105] L. F. Grisales-Noreña, D. Montoya, and C. Andrés Ramos-Paja, "An energy management system for optimal operation of BSS in DC distributed generation environments based on a parallel PSO algorithm," 2020, doi: 10.1016/j.est.2020.101488.
- [106] M. F. Zia, E. Elbouchikhi, and M. Benbouzid, "Microgrids energy management systems: A critical review on methods, solutions, and prospects," *Applied Energy*. 2018. doi: 10.1016/j.apenergy.2018.04.103.
- [107] J. Jiménez, J. E. Cardona, and S. X. Carvajal, "Location and optimal sizing of photovoltaic sources in an isolated," *Tecnológicas*, vol. 22, no. 44, 2019.
- [108] F. Conte, F. D'Agostino, P. Pongiglione, M. Saviozzi, and F. Silvestro, "Mixed-integer algorithm for optimal dispatch of integrated PV-storage systems," in *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2019. doi: 10.1109/TIA.2018.2870072.
- [109] M. E. Nassar, A. A. Hamad, M. M. A. Salama, and E. F. El-Saadany, "A Novel Load Flow Algorithm for Islanded AC/DC Hybrid Microgrids," *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2017. doi: 10.1109/TSG.2017.2772263.
- [110] L. F. Grisales-Noreña, O. D. Montoya, D. Gonzalez-Montoya, and C. A. Ramos-Paja, "A New Approach for the Monte-Carlo Method to Locate and Size DGs in Distribution Systems," pp. 1–6, 2019, doi: 10.1109/epim.2018.8756405.
- [111] G. S. Thirunavukkarasu, M. Seyedmahmoudian, E. Jamei, B. Horan, S. Mekhilef, and A. Stojcevski, "Role of optimization techniques in microgrid energy management systems—A review," *Energy Strategy Reviews*, vol. 43, p. 100899, Sep. 2022, doi: 10.1016/J.ESR.2022.100899.
- [112] C. Li, F. De Bosio, F. Chen, S. K. Chaudhary, J. C. Vasquez, and J. M. Guerrero, "Economic Dispatch for Operating Cost Minimization under Real-Time Pricing in Droop-Controlled DC Microgrid," in *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2017. doi: 10.1109/JESTPE.2016.2634026.
- [113] M. Ghiasi, "Detailed study, multi-objective optimization, and design of an AC-DC smart microgrid with hybrid renewable energy resources," *Energy*, 2019, doi: 10.1016/j.energy.2018.12.083.
- [114] S. M. Dawoud, X. Lin, and M. I. Okba, "Hybrid renewable microgrid optimization techniques: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2018. doi: 10.1016/j.rser.2017.08.007.
- [115] J. Giraldo, O. Montoya, L. Grisales-Noreña, W. Gil-González, and M. Holguín, "Optimal power flow solution in direct current grids using sine-cosine algorithm," *J Phys Conf Ser*, vol. 1403, 2019.
- [116] O. D. Montoya, W. Gil-González, and L. Grisales-Noreña, "Vortex search algorithm for optimal power flow analysis in DC resistive networks with CPLs," *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2019.
- [117] O. D. Montoya, A. Grajales, A. Garces, and C. A. Castro, "Distribution Systems Operation Considering Energy Storage Devices and Distributed Generation," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 15, no. 5, 2017, doi: 10.1109/TLA.2017.7910203.
- [118] M. Rahmani-Andebili, "Stochastic, adaptive, and dynamic control of energy storage systems integrated with renewable energy sources for power loss minimization," *Renew Energy*, vol. 113, pp. 1462–1471, Dec. 2017, doi: 10.1016/J.RENENE.2017.07.005.
- [119] W. Gil-González, O. D. Montoya, L. F. Grisales-Noreña, F. Cruz-Peragón, and G. Alcalá, "Economic Dispatch of Renewable Generators and BESS in DC Microgrids Using Second-

- Order Cone Optimization,” *Energies* 2020, Vol. 13, Page 1703, vol. 13, no. 7, p. 1703, Apr. 2020, doi: 10.3390/EN13071703.
- [120] L. F. Grisales, A. Grajales, O. D. Montoya, R. A. Hincapie, M. Granada, and C. A. Castro, “Optimal location, sizing and operation of energy storage in distribution systems using multi-objective approach,” *IEEE Latin America Transactions*, vol. 15, no. 6, pp. 1084–1090, Jun. 2017, doi: 10.1109/TLA.2017.7932696.
- [121] Y. Zheng, D. J. Hill, and Z. Y. Dong, “Multi-Agent Optimal Allocation of Energy Storage Systems in Distribution Systems,” *IEEE Trans Sustain Energy*, vol. 8, no. 4, pp. 1715–1725, Oct. 2017, doi: 10.1109/TSTE.2017.2705838.
- [122] F. A. Abbas, A. A. Obed, M. A. Qasim, S. J. Yaqoob, and S. Ferahtia, “An efficient energy-management strategy for a DC microgrid powered by a photovoltaic/fuel cell/battery/supercapacitor,” *Clean Energy*, vol. 6, no. 6, pp. 827–839, Dec. 2022, doi: 10.1093/CE/ZKAC063.
- [123] M. S. Miah *et al.*, “Energy Storage Controllers and Optimization Schemes Integration to Microgrid: An Analytical Assessment Towards Future Perspectives,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 52982–53014, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3174123.
- [124] Y. Li, Y. Li, G. Li, D. Zhao, and C. Chen, “Two-stage multi-objective OPF for AC/DC grids with VSC-HVDC: Incorporating decisions analysis into optimization process,” 2018, doi: 10.1016/j.energy.2018.01.036.
- [125] J. Kravits, K. Baker, and J. Kasprzyk, “Multi-Objective Optimal Power Flow Considering Emissions and Voltage Violations,” in *2021 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM)*, IEEE, Jul. 2021, pp. 1–5. doi: 10.1109/PESGM46819.2021.9638044.
- [126] J. Han, L. Yan, R. Xu, Z. Li, S. Pandey, and H. Chen, “Multi-objective Optimization Model for Load Management in Islanded Microgrids,” *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, vol. 2021-July, 2021, doi: 10.1109/PESGM46819.2021.9637911.
- [127] W. Gil-González, O. D. Montoya, L. F. Grisales-Noreña, and A. Escobar-Mejía, “Optimal Economic&Environmental Operation of BESS in AC Distribution Systems: A Convex Multi-Objective Formulation,” *Computation* 2021, Vol. 9, Page 137, vol. 9, no. 12, p. 137, Dec. 2021, doi: 10.3390/COMPUTATION9120137.
- [128] R. Quan, G. Li, G. Jin, Z. Liu, and Q. Chen, “Multi-objective optimal dispatch method based on source-network-load-storage interaction system for DC distribution network,” *IET Conference Publications*, vol. 2019, no. CP764, 2019, doi: 10.1049/CP.2019.0363.
- [129] L. He, S. Zhang, Y. Chen, L. Ren, and J. Li, “Techno-economic potential of a renewable energy-based microgrid system for a sustainable large-scale residential community in Beijing, China,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 93, pp. 631–641, 2018, doi: 10.1016/j.rser.2018.05.053.
- [130] O. D. Montoya and W. G. Gonz, “Linear – based Newton – Raphson Approximation for Power Flow Solution in DC Power Grids,” 2018.
- [131] Z. Hasan and M. E. El-Hawary, “Optimal power flow by black hole optimization algorithm,” *Proceedings - 2014 Electrical Power and Energy Conference, EPEC 2014*, pp. 134–141, 2014, doi: 10.1109/EPEC.2014.43.
- [132] L. F. Grisales-Noreña, B. Cortés-Cacedo, O. D. Montoya, J. C. Hernández, and G. Alcalá, “A battery energy management system to improve the financial, technical, and environmental indicators of Colombian urban and rural networks,” *J Energy Storage*, vol. 65, p. 107199, Aug. 2023, doi: 10.1016/J.EST.2023.107199.

-
- [133] J. A. Ocampo-Toro, O. D. Garzon-Rivera, L. F. Grisales-Noreña, O. D. Montoya-Giraldo, and W. Gil-González, "Optimal Power Dispatch in Direct Current Networks to Reduce Energy Production Costs and CO₂ Emissions Using the Antlion Optimization Algorithm," *Arab J Sci Eng*, vol. 46, no. 10, pp. 9995–10006, Oct. 2021, doi: 10.1007/S13369-021-05831-0/METRICS.
- [134] B. ; Grisales-Noreña *et al.*, "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 2022, Vol. 14, Page 16083*, vol. 14, no. 23, p. 16083, Dec. 2022, doi: 10.3390/SU142316083.
- [135] C. A. Coello Coello and M. S. Lechuga, "MOPSO: A proposal for multiple objective particle swarm optimization," *Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation, CEC 2002*, vol. 2, pp. 1051–1056, 2002, doi: 10.1109/CEC.2002.1004388.
- [136] S. Mirjalili, P. Jangir, and S. Saremi, "Multi-objective ant lion optimizer: a multi-objective optimization algorithm for solving engineering problems," *Applied Intelligence*, vol. 46, no. 1, pp. 79–95, Jan. 2017, doi: 10.1007/S10489-016-0825-8/METRICS.
- [137] O. D. Montoya, W. Gil-González, and A. Garces, "Numerical methods for power flow analysis in DC networks: State of the art, methods and challenges," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 123, p. 106299, Dec. 2020, doi: 10.1016/J.IJEPES.2020.106299.
- [138] S. Mirjalili, "The ant lion optimizer," *Advances in Engineering Software*, vol. 83, pp. 80–98, 2015, doi: 10.1016/j.advengsoft.2015.01.010.
- [139] E. S. Ali, S. M. Abd Elazim, and A. Y. Abdelaziz, "Ant Lion Optimization Algorithm for renewable Distributed Generations," *Energy*, vol. 116, pp. 445–458, 2016, doi: 10.1016/j.energy.2016.09.104.
- [140] M. S. Ismail, M. Moghavvemi, and T. M. I. Mahlia, "Characterization of PV panel and global optimization of its model parameters using genetic algorithm," *Energy Convers Manag*, vol. 73, pp. 10–25, Sep. 2013, doi: 10.1016/J.ENCONMAN.2013.03.033.
- [141] C. Altintasi, O. Aydin, M. C. Taplamacioglu, and O. Salor, "Power system harmonic and interharmonic estimation using Vortex Search Algorithm," *Electric Power Systems Research*, vol. 182, p. 106187, May 2020, doi: 10.1016/J.EPSR.2019.106187.
- [142] B. Doğan and T. Ölmez, "A new metaheuristic for numerical function optimization: Vortex Search algorithm," *Inf Sci (N Y)*, vol. 293, pp. 125–145, Feb. 2015, doi: 10.1016/J.INS.2014.08.053.
- [143] O. D. Montoya, W. Gil-Gonzalez, and L. F. Grisales-Noreña, "Vortex Search Algorithm for Optimal Power Flow Analysis in DC Resistive Networks with CPLs," *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, vol. 67, no. 8, pp. 1439–1443, Aug. 2020, doi: 10.1109/TCSII.2019.2938530.
- [144] Xin-SheYang, *Engineering Optimization. An Introduction with Metaheuristic Applications*. New Jersey, 2010. doi: 10.2307/3009231.
- [145] A. P. Piotrowski, J. J. Napiorkowski, and P. M. Rowinski, "How novel is the 'novel' black hole optimization approach?," *Inf Sci (N Y)*, vol. 267, pp. 191–200, 2014, doi: 10.1016/j.ins.2014.01.026.
- [146] F. Marini and B. Walczak, "Particle swarm optimization (PSO). A tutorial," *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, vol. 149, pp. 153–165, 2015, doi: 10.1016/j.chemolab.2015.08.020.

-
- [147] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*, vol. 4, pp. 1942–1948, doi: 10.1109/ICNN.1995.488968.
- [148] S. Mirjalili, "The ant lion optimizer," *Advances in Engineering Software*, vol. 83, pp. 80–98, 2015, doi: 10.1016/j.advengsoft.2015.01.010.
- [149] A. A. Heidari, H. Faris, S. Mirjalili, I. Aljarah, and M. Mafarja, "Ant Lion Optimizer: Theory, Literature Review, and Application in Multi-layer Perceptron Neural Networks," *Studies in Computational Intelligence*, vol. 811, pp. 23–46, 2020, doi: 10.1007/978-3-030-12127-3_3.
- [150] Instituto Colombiano de Normas Técnicas y Certificación. Instituto Colombiano de Normas Técnicas y Certificación (ICONTEC), "NTC 2050: Código eléctrico colombiano," 2002.
- [151] Instituto Colombiano de Normas Técnicas y Certificación (ICONTEC), "NTC 1340: Electrotecnia. Tensiones y frecuencia nominales en sistemas de energía eléctrica en redes de servicio público." 2013.
- [152] O. D. Montoya, L. F. Grisales-Noreña, D. González-Montoya, C. A. Ramos-Paja, and A. Garces, "Linear power flow formulation for low-voltage DC power grids," *Electric Power Systems Research*, vol. 163, no. March, pp. 375–381, 2018, doi: 10.1016/j.epsr.2018.07.003.
- [153] O. D. Montoya and W. G. Gonz, "Linear – based Newton – Raphson Approximation for Power Flow Solution in DC Power Grids," 2018.
- [154] S. M. Dawoud, X. Lin, and M. I. Okba, "Hybrid renewable microgrid optimization techniques: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 82, pp. 2039–2052, Feb. 2018, doi: 10.1016/J.RSER.2017.08.007.
- [155] A. Garces, "Uniqueness of the power flow solutions in low voltage direct current grids," *Electric Power Systems Research*, vol. 151, pp. 149–153, 2017, doi: 10.1016/j.epsr.2017.05.031.
- [156] O. D. Montoya, "Optimal location and sizing of distributed generators in DC networks using a hybrid methodology based on Parallel PBIL and PSO," *Elsevier*, 2019.
- [157] Z. Hasan and M. E. El-Hawary, "Optimal power flow by black hole optimization algorithm," *Proceedings - 2014 Electrical Power and Energy Conference, EPEC 2014*, pp. 134–141, 2014, doi: 10.1109/EPEC.2014.43.
- [158] J. J. Montano, L. F. Grisales Noreña, A. F. Tobon, and D. Gonzalez Montoya, "Estimation of the parameters of the mathematical model of an equivalent diode of a photovoltaic panel using a continuous genetic algorithm," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 20, no. 4, pp. 616–623, Apr. 2022, doi: 10.1109/TLA.2022.9675467.
- [159] Y. Jiang, L. Kang, and Y. Liu, "Multi-objective design optimization of a multi-type battery energy storage in photovoltaic systems," *J Energy Storage*, vol. 39, p. 102604, Jul. 2021, doi: 10.1016/J.EST.2021.102604.