



**OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO APLICADA A LA UBICACIÓN Y  
DIMENSIONAMIENTO DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA  
RENOVABLE EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN, CONSIDERANDO  
ASPECTOS AMBIENTALES Y SOCIALES**

**TESIS DOCTORAL**

**HELMAN ENRIQUE HERNÁNDEZ RIAÑO**

**UNIVERSIDAD DEL NORTE  
DIVISIÓN DE INGENIERIA  
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL  
BARRANQUILLA, COLOMBIA**

**2017**

**OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO APLICADA A LA UBICACIÓN Y  
DIMENSIONAMIENTO DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA  
RENOVABLE EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN, CONSIDERANDO  
ASPECTOS AMBIENTALES Y SOCIALES**

**Autor:**

**Helman Enrique Hernández Riaño**

**Directores:**

**John Edwin Candelo Becerra**

**Ph.D. en Ingeniería**

**Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín**

**Alcides Ricardo Santader Mercado**

**Ph.D. en Ingeniería Industrial**

**Universidad del Norte, Barranquilla**

**UNIVERSIDAD DEL NORTE**

**DIVISIÓN DE INGENIERIA**

**DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL**

**BARRANQUILLA, COLOMBIA**

**2017**

A mis padres, Olga y Ezequiel,  
a mi hermana, Velssy,  
a mi esposa Ana Paola  
y a nuestros hijos Esteban David y Juan Sebastián,  
gracias por su amor, gracias por su apoyo,  
sin ustedes no lo habría logrado,  
ustedes me inspiran y me dan las fuerzas,  
este logro es mío, pero también de ustedes.  
Papá espero que desde el cielo te sientas orgulloso de este logro,  
y lo disfrutes muchísimo.

## **AGRADECIMIENTOS**

Cursar el programa de Doctorado en Ingeniería Industrial fue una decisión que buscaba mejorar mis habilidades como investigador, como maestro y como persona. En ese proceso, encontré muchas personas que me enseñaron, que me ayudaron o que solo me ofrecieron su amistad. A todos ellos quiero agradecerles con todo mi corazón por su generosidad.

Quiero agradecer a todos los profesores que contribuyeron a mi formación doctoral. En especial, a los profesores John Candelo Becerra y Alcides Santander Mercado, por su paciencia, su guía, su confianza en mí y en este proyecto; aprendí mucho de ellos, no solo en lo académico sino también en lo personal. Al profesor Rodrigo Ramírez Pisco quiero agradecerle por sus orientaciones y por haber aceptado dirigir mi pasantía en la ciudad de Barcelona, España. Al profesor Alfredo Santana Reynoso quiero agradecerle su orientación en la organización del informe final y en la defensa, pero sobre todo su gran calidad humana y hospitalidad, lo cual hizo que mi estancia en Querétaro, México durante la pasantía, fuera muy agradable.

También quiero expresar mi agradecimiento a las instituciones que contribuyeron al logro de mi doctorado. Entre ellas resalto a la Universidad de Córdoba, institución que financió mis estudios y me permitió lograr esta importante meta. Además, a la Universidad del Norte por permitirme cursar su programa de Doctorado en Ingeniería Industrial. También, a la Universidad Politécnica de Cataluña por permitirme realizar una pasantía de dos meses en sus instalaciones y al Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey por permitirme realizar una pasantía de un mes en sus instalaciones.



## TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN EJECUTIVO .....	14
1. INTRODUCCIÓN .....	15
1.1 Marco Teórico y Estado del arte .....	16
1.1.1 Conformación de un sistema de distribución.....	16
1.1.2 Clasificación de las redes de distribución de acuerdo a su ubicación geográfica.....	16
1.1.3 Planeamiento de sistemas de distribución .....	20
1.1.4 Problemas relevantes del estudio .....	22
1.1.5 Clases de objetivos para el problema de ubicación óptima.....	28
1.1.6 Técnicas de solución .....	28
1.2 Formulación del problema.....	33
1.3 Objetivos de investigación .....	33
1.4 Metodología .....	34
1.4.1 Etapa de estudio.....	35
1.4.2 Etapa de diseño.....	35
1.4.3 Etapa de implementación .....	36
1.4.4 Etapa de validación .....	36
1.5 Justificación .....	37
1.5.1 Potencial de generación basada en energías renovables a nivel internacional .....	37
1.5.2 Potencial de generación basada en energías renovables en Colombia	39
1.6 Contribuciones significativas de la tesis .....	41
1.7 Productos científicos de la tesis .....	44
1.8 Conclusiones y organización de la tesis.....	45

2. IMPACTOS AMBIENTALES Y SOCIALES DE LA GENERACIÓN RENOVABLE	47
2.1 Conclusiones	50
3. UBICACIÓN ÓPTIMA MONO-OBJETIVO DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA (GD)	51
3.1 Modelación del problema	52
3.2 Algoritmos	55
3.2.1 Codificación de las soluciones	55
3.2.2 Bat-inspired Algorithm (BA)	55
3.2.3 Particle Swarm Optimization (PSO)	57
3.2.4 Harmony Search (HS)	58
3.2.5 Water Cycle Algorithm (WCA)	58
3.3 Simulaciones y pruebas	62
3.4 Resultados	64
3.5 Conclusiones	70
4. UBICACIÓN ÓPTIMA MULTIOBJETIVO DE GENERACIÓN RENOVABLE DISTRIBUIDA (GRD)	72
4.1 Introducción	72
4.2 Modelación del problema	73
4.2.1 Datos de carga	77
4.2.2 Datos de energía eólica	78
4.2.3 Datos de energía solar	79
4.3 Algoritmos	80
4.3.1 Cuckoo search (CS)	81
4.3.2 Bat-inspired algorithm (BA)	82
4.3.3 Harmony search (HS)	84

4.4 Redes de distribución radial .....	84
4.5 Simulaciones .....	86
4.6 Resultados .....	86
4.7 Conclusiones .....	89
5. LOCALIZACIÓN Y DIMENSIONAMIENTO DE ENERGÍAS RENOVABLES EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN RADIALES CON PÉRDIDAS COMERCIALES..	91
5.1 Introducción .....	91
5.2 Pérdidas técnicas.....	92
5.3 Pérdidas comerciales.....	93
5.4 Energía consumida .....	94
5.5 Carga y pérdidas comerciales.....	95
5.6 Datos sobre los recursos renovables .....	96
5.7 Número de fuentes renovables .....	97
5.8 Número de capacitores .....	98
5.9 Costos de generación .....	99
5.10 Modelo de optimización .....	100
5.11 Algoritmos.....	102
5.11.1 Codificación del problema.....	102
5.11.2 Algoritmo Genético (GA).....	103
5.11.3 Algoritmo de enjambre de partículas (PSO).....	104
5.11.4 Algoritmo inspirado en murciélagos (BA) .....	105
5.12 Simulaciones .....	106
5.12.1 Problemas de prueba.....	106
5.13 Resultados.....	107
5.13.1 Convergencia de los algoritmos.....	107

5.13.2 Localización y dimensionamiento de fuentes de energía renovable y capacitores .....	108
5.13.3 Efectos del número de fuentes .....	110
5.13.4 Compensación.....	113
5.14 Conclusiones .....	114
<b>6. IMPACTO VISUAL EN LA LOCALIZACIÓN DE GENERACIÓN RENOVABLE DISTRIBUIDA .....</b>	<b>117</b>
6.1 Impacto visual de la generación distribuida.....	118
6.1.1 Zona de impacto visual del sistema <i>ZIVS</i> .....	118
6.1.2 Zona de impacto visual del nodo <i>i ZIVN<sub>i</sub></i> .....	119
6.2 Formulación del problema.....	120
6.3 Algoritmos.....	123
6.3.1 Non-dominated Sorting Bat-inspired Algorithm (NSBA o BAT).....	123
6.3.2 Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II) .....	126
6.4 Simulaciones .....	127
6.4.1 Sistema de distribución de 33 nodos .....	127
6.4.2 Sistema de distribución de 69 nodos .....	127
6.4.3 Escenarios.....	128
6.5 Resultados.....	128
6.6 Conclusiones .....	137
<b>7. CONSIDERACIONES FINALES .....</b>	<b>138</b>
7.1 Metodología de implantación .....	138
7.1.1 Determinación de parámetros.....	138
7.1.2 Cálculo de soluciones.....	139
7.1.3 Análisis y evaluación de resultados .....	139
7.2 Conclusiones generales.....	140

7.3 Trabajos futuros.....	143
7.4 Alcance y limitaciones del estudio.....	144
BIBLIOGRAFÍA.....	145
GLOSARIO.....	156

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Diagrama de una red de distribución radial. ....	19
Figura 2. Diagrama de una red de distribución enmallada. ....	19
Figura 3. Diagrama de una red de distribución con generación distribuida.....	24
Figura 4. Diagrama de etapas de la metodología. ....	35
Figura 5. Priorización de los aspectos negativos de la generación solar fotovoltaica. .....	50
Figura 6. Priorización de los aspectos negativos de la generación eólica. ....	50
Figura 7. Codificación para el problema de ubicación óptima de generación distribuida. ....	55
Figura 8. Caso 33 nodos red de distribución radial. ....	63
Figura 9. Caso 69 nodos red de distribución radial. ....	63
Figura 10. Mejor solución para cada repetición en (a) el problema de 33 nodos y (b) en el problema de 69 nodos.....	67
Figura 11. Convergencia de los algoritmos en (a) el problema de 33 nodos y (b) el problema de 69 nodos. ....	68
Figura 12. Magnitudes de la tensión para (a) el problema de 33 nodos y (b) el problema de 69 nodos. ....	70
Figura 13. Curva de carga durante un día. ....	78
Figura 14. Curva de recursos eólicos por día. ....	79
Figura 15. Curva de recursos solares por día.....	80
Figura 16. Codificación del problema de ubicación óptima de GRD. ....	81
Figura 17. Red de distribución radial de 33 nodos. ....	85
Figura 18. Reducción de la función objetivo en la red de distribución radial de 33 nodos. ....	86
Figura 19. Resultados de la ubicación de generación solar para red de distribución radial de 33 nodos.....	87
Figura 20. Resultados de la ubicación de generación eólica en la red de distribución de 33 nodos. ....	88
Figura 21. Demanda de potencia active y pérdidas comerciales.....	96
Figura 22. Recursos solar y eólico .....	97

Figura 23. Codificación del problema: (a) sección I: localización y dimensionamiento de recursos renovables; (b) sección II: localización y dimensionamiento de capacitores.....	103
Figura 24. Convergencia de PSO, GA y BA. ....	107
Figura 25. Función objetivo del sistema de distribución de 33 nodos. ....	108
Figura 26. Función objetivo del sistema de distribución de 69 nodos. ....	109
Figura 28. Reducción del fitness con porcentaje de compensación para el sistema radial de distribución de (a) 33 nodos y (b) 69 nodos. ....	114
Figura 29. Paralelepípedo que contiene a un conjunto de aerogeneradores. ....	119
Figura 30. Paralelepípedo que contiene a un conjunto de paneles solares. ....	120
Figura 31. Sistema de distribución de 33 nodos. ....	127
Figura 32. Sistema de distribución de 69 nodos.....	128
Figura 33. Frentes de Pareto para paneles de los sistemas de distribución de (a) 33 nodos y (b) 69 nodos. ....	132
Figura 34. Frentes de Pareto para generación eólica de los sistemas de distribución de (a) 33 nodos y (b) 69 nodos. ....	134
Figura 35. Frentes de Pareto para generación híbrida de los sistemas de distribución de (a) 33 nodos y (b) 69 nodos. ....	135
Figura 36. Metodología de implantación del modelo propuesto.....	140

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Potencial de energía solar por regiones .....	39
Tabla 2. Estadístico por elemento .....	48
Tabla 3. Nivel de impacto de los aspectos desfavorables de la generación solar fotovoltaica.....	49
Tabla 4. Nivel de impacto de los aspectos desfavorables de la generación eólica. ....	49
Tabla 5. Especificaciones de las redes de distribución.....	62
Tabla 6. Resultados de los algoritmos para los problemas de 33 nodos y 69 nodos en redes de distribución radial. ....	65
Tabla 7. Especificaciones de la red de distribución. ....	85
Tabla 8. Valores de la función objetivo encontrados en la ubicación de GRD. ....	89
Tabla 9. Fitness, costos de generación y pérdidas técnicas.....	112
Tabla 10. Casos para los sistemas de distribución.....	128
Tabla 11. Modelo de carga.....	129
Tabla 12. Modelo de radiación solar. ....	130
Tabla 13. Modelo de velocidad del viento. ....	131
Tabla 14. Métricas de evaluación de los frentes de Pareto. ....	136



## **LISTADO DE ANEXOS**

Anexo 1 Encuesta a expertos en energías renovables.

Anexo 2 Datos de los problemas de prueba.

## RESUMEN EJECUTIVO

La ubicación óptima de generación distribuida es un problema de gran importancia en la planificación de sistemas eléctricos y un reto importante en la expansión del uso de energías renovables en el ámbito de los sistemas de distribución de energía eléctrica. Sin embargo, la gran dificultad en la solución de este problema y las limitaciones del mismo al considerar el entorno social y ambiental, reducen la capacidad de los planificadores de este tipo de sistemas de proporcionar soluciones más integrales, constituyéndose en un importante reto para la comunidad científica.

Es por ello, que el presente trabajo aborda la inclusión de variables sociales y ambientales en la modelación matemática del problema objeto de estudio y el diseño y prueba de algoritmos que ofrezcan soluciones de alta calidad, todo ello con el fin de dotar a los planificadores de sistemas de distribución de metodologías y herramientas que les permitan obtener soluciones de mejor calidad y más integrales al considerar entornos más complejos.

Para el desarrollo de este trabajo se revisaron los principales impactos sociales y ambientales con el fin de identificar variables candidatas a ser involucradas en los modelos matemáticos, luego de lo cual se procedió a proponer la nueva modelación. Una vez definidos los nuevos modelos se diseñaron y validaron algoritmos metaheurísticos para la solución de los mismos.

Consecuencia de lo anterior el presente trabajo propone dos modelaciones matemáticas del problema objeto de estudio las cuales consideran aspectos como las pérdidas comerciales y el impacto visual. Además de ello, también se proponen tres algoritmos metaheurísticos que brindan soluciones de buena calidad para las modelaciones propuestas. Todo lo anterior con el fin de mejorar las herramientas de los planificadores de sistemas de distribución eléctrica y de tal manera facilitar el uso de las energías renovables para tal fin.

## 1. INTRODUCCIÓN

El siglo XXI será una época de transición energética en la cual se pasará de una economía alimentada con combustibles fósiles a una basada en energías renovables. A esta transición contribuyen tanto la disminución en las reservas de combustibles fósiles como lo son el petróleo, el carbón y el gas natural, así como a un cambio en la sociedad con respecto a su relación con la naturaleza, especialmente en lo relacionado al cambio climático.

El reto actual consiste en acelerar el desarrollo de la tecnología que permita a las energías renovables sustituir de manera eficiente una importante porción de la generación de energía realizada actualmente a partir de combustibles fósiles. Esto debido a que, si bien aún existen importantes reservas de combustibles fósiles, el desarrollo esta tecnología podría tomar varias décadas, lo que podría ocasionar que no esté en el punto de madurez adecuado al momento de requerirla.

Esta tecnología asociada a las energías renovables debe afrontar varios desafíos, uno de los cuales es el importante aumento en la demanda mundial de energía. Este aumento está influenciado por el crecimiento en la economía mundial de sectores económicos altamente intensivos en el uso de energía como son las manufacturas de electrónica de consumo, las telecomunicaciones y la industria de software de consumo masivo. Además, el aumento de la demanda de energía se ha visto influenciado por cambios en los patrones de conducta relacionados con el ocio y el entretenimiento de la población en la actualidad, lo cual ha incidido en un aumento del consumo de energía per cápita en el mundo.

## **1.1 Marco Teórico y Estado del arte**

### **1.1.1 Conformación de un sistema de distribución**

Un sistema eléctrico de potencia incluye las etapas de generación, transmisión, distribución y utilización de la energía eléctrica, con el objetivo de llevar la energía desde los puntos de generación hasta los consumidores [1].

Debido a que la gran mayoría de la inversión total del sistema de potencia, se realiza en la etapa de distribución, es necesario un cuidadoso proceso de planeación, diseño, construcción y operación del sistema de distribución, lo cual es una tarea compleja, pero de importancia estratégica.

El sistema de distribución a su vez está conformado por:

- Subestaciones receptoras secundarias: donde se transforma la energía recibida de las líneas de subtransmisión y dan origen a los circuitos de distribución primarios.
- Circuitos primarios: que recorren cada uno de los sectores urbanos y rurales suministrando potencia a los transformadores de distribución a voltajes como 13.2 kV, 11.4 kV, 7620 V, etc.
- Transformadores de distribución: se conectan a un circuito primario y suministran servicio a los consumidores o abonados conectados al circuito secundario.
- Circuito secundario: encargados de distribuir la energía a los usuarios con voltajes como 120/208 - 120/240 V y en general voltajes hasta 600 V.

### **1.1.2 Clasificación de las redes de distribución de acuerdo a su ubicación geográfica**

Según Ramírez [1], un sistema de distribución puede atender usuarios de energía eléctrica localizados en distintas zonas así:

## **Redes de distribución urbanas**

Son desarrolladas individualmente por cada empresa de energía y sus principales características son las siguientes:

- Usuarios muy concentrados.
- Cargas bifilares, trifilares y trifásicas.
- Facilidad de acceso.
- En general se usan postes de concreto.
- Es necesario coordinar los trazados de la red eléctrica con las redes telefónicas, redes de acueducto, alcantarillados y otras redes, igualmente tener en cuenta los parámetros de las edificaciones.
- Se usan conductores de aluminio y cobre.
- Facilidad de transporte desde los proveedores de materiales y equipos al sitio de la obra.
- Transformadores generalmente trifásicos en áreas de alta densidad de carga y monofásicos trifilares en áreas de carga moderada.
- El trabajo en general puede ser mecanizado.
- La separación entre conductores y estructuras de baja tensión y media tensión son menores.
- En caso de remodelaciones y arreglos es necesario coordinar con las empresas de energía los cortes del servicio.

## **Redes de distribución rurales**

El principal objetivo de este tipo de redes es dotar de suministro eléctrico a corregimientos o extensiones territoriales distintas de las aglomeraciones urbanas o suburbanas que comprenden las zonas de explotaciones agrícolas, pecuarias o forestales y localidades que no sobrepasen los 3000 habitantes, excluyendo los sectores turísticos, residenciales o industriales [1].

Las principales características de las redes de distribución rural son:

- Usuarios muy dispersos.
- Cargas generalmente monofásicas.

- Dificultades de acceso en las zonas montañosas lo que implica extra costos en el transporte y manejo de materiales.
- En zonas accesibles se usan postes de concreto.
- En zonas de difícil acceso se usan postes de madera inmunizada.
- Los transformadores por lo general son monofásicos 2H o 3H (Bifilares o Trifilares).
- Conductores ACSR por lo general.
- A menudo es necesario efectuar desmonte de la zona.

### **Redes de distribución suburbanas**

Estas redes tienen características intermedias y son usadas donde puede existir gran concentración de usuarios que tienen bajo consumo como los suburbios o asentamientos espontáneos.

### **Redes de distribución turística**

Se usan principalmente en sitios donde los ciclos de carga están relacionados con las temporadas de vacaciones, y donde es recomendable la construcción subterránea para minimizar el impacto visual de las instalaciones.

### **Topología de las redes de distribución de energía eléctrica**

En las redes de distribución de energía eléctrica, se emplean, usualmente, dos tipos de topologías: radial y enmallada.

#### **Sistema radial**

La topología de tipo radial se caracteriza porque la corriente eléctrica circula en una sola dirección, desde la subestación hasta las cargas, es decir, aguas abajo [2].

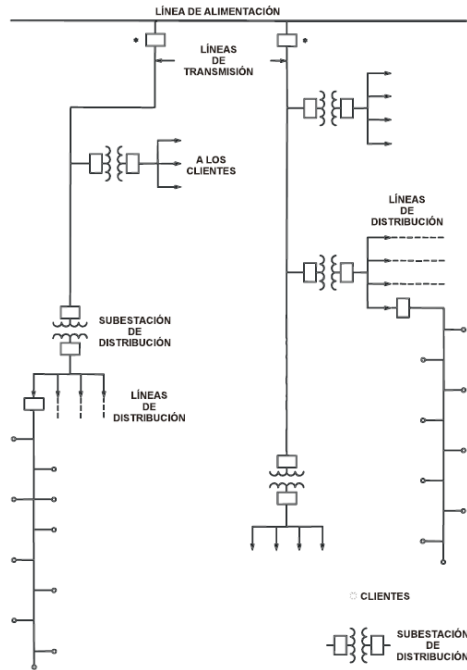


Figura 1. Diagrama de una red de distribución radial.

### Sistema enmallado

Esta topología se caracteriza por ser una red cerrada, donde es posible que la corriente fluya de un nodo a otro por distintos caminos [2].

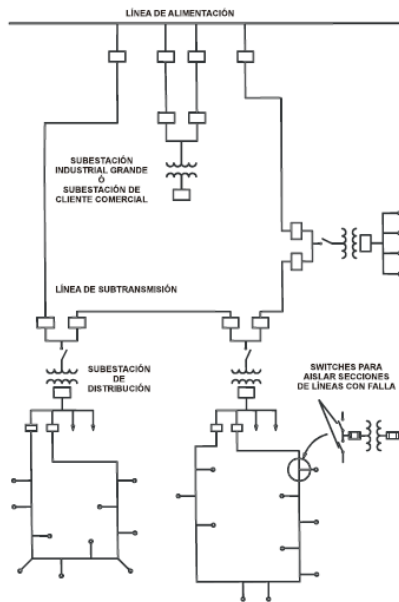


Figura 2. Diagrama de una red de distribución enmallada.

### **1.1.3 Planeamiento de sistemas de distribución**

La adecuada planeación del sistema tiene como principal objetivo el garantizar satisfacer la demanda de energía eléctrica, considerando su crecimiento futuro [1].

En el proceso de planeamiento del sistema es importante minimizar los costos de subestaciones, alimentadores laterales, transformadores, redes secundarias y pérdidas de potencia, todo ello considerando restricciones como los valores permisibles de tensión, caídas de tensión y continuidad del servicio entre otras.

#### **Proceso para el planeamiento según Ramírez [1]**

- Las características de la carga determinan el tipo de sistema de distribución requerido.
- Una vez determinadas las cargas, se agrupan para conectarse a las líneas secundarias.
- A las líneas secundarias se les asigna un transformador de distribución.
- Las cargas de los transformadores de distribución son luego combinadas para determinar las demandas del sistema de distribución primaria.
- Las cargas del sistema de distribución primaria, determinan el tamaño y localización de las subestaciones de distribución, así como la ruta y capacidad de las líneas de transmisión asociadas.

En la persecución de los objetivos, el planeador tiene influencia sobre:

- Las adiciones y/o modificaciones de las redes de subtransmisión.
- Ubicación y tamaño de las subestaciones de distribución.
- Áreas de servicio de las subestaciones de distribución.
- Localización de interruptores, suiches, tamaño de alimentadores.
- Niveles de voltaje y caídas de voltaje en el sistema.
- Localización de capacitores y reguladores de voltaje.



- Cargabilidad de transformadores y alimentadores.
- Impedancia, niveles de aislamiento y disponibilidad de transformadores.

El planeamiento no tiene influencia sobre:

- Demandas.
- Frecuencia y duración de las interrupciones.
- Costos de mano de obra, equipos y costo de capital.
- Variaciones de los precios de combustibles y fuentes alternas de energía.
- Cambios en las condiciones socioeconómicas y sobre las tendencias del crecimiento de la demanda.
- Aumento o disminución de la población.
- Cambios de comportamiento como resultado de los avances tecnológicos.
- Cambios en las condiciones económicas (PIB, inflación y/o recesión).
- Regulaciones de los gobiernos nacionales y locales.

### **Herramientas actuales de planeamiento de sistemas de distribución**

El uso de las herramientas y programas está basado en la características y experiencia del planeador y en la política de operación de la compañía electrificadora: flujos de carga, cálculo de corrientes de fallo y de cortocircuito, cálculo de caídas de voltaje y pérdidas, impedancias del sistema, proyección de cargas, regulación de voltaje, ajuste de reguladores, dimensionamiento y ubicación óptima de bancos de condensadores, etc.

### **Modelos de planeamiento de sistemas de distribución**

Muchos modelos matemáticos son desarrollados para representar este tipo de sistemas y son empleados para investigar y determinar, por ejemplo, ubicación y expansión óptima, ubicación de subestaciones, transferencia de carga óptima entre subestaciones y centros de demanda, rutas y calibres óptimos de alimentadores para el suministro de energía a las cargas dadas; sujetas a numerosas restricciones para minimizar el valor presente de los costos totales involucrados.

#### **1.1.4 Problemas relevantes del estudio**

La energía eléctrica tiene una gran importancia en el desarrollo de la humanidad, tanto así que muchas naciones tecnológicamente avanzadas se preocupan por su adecuado suministro [3]. Por esto, los esfuerzos encaminados a resolver los problemas que limitan la generación, transmisión y distribución de la misma, son de gran interés por parte de los estados y la comunidad científica.

Sin embargo, la generación de energía eléctrica tiene importantes impactos económicos, ambientales y sociales, lo que hace complejo el satisfacer adecuadamente la demanda. Por lo anterior, es claro que el adecuado suministro de energía es un elemento esencial del desarrollo sostenible y la erradicación de la pobreza [4].

En este contexto las fuentes de energía renovables surgen como una alternativa sostenible y que disminuye algunos de las principales problemáticas relacionadas con la generación basada en combustibles fósiles. El impulso a estas fuentes alternativas se derivan de cambios culturales, sociales y regulatorios, tanto locales como globales, como el protocolo de Kyoto [5].

A pesar de los beneficios que los proyectos energéticos pueden brindar a la sociedad en general, una problemática asociada a su ubicación es la oposición de la opinión pública o las comunidades locales [6]. Esta oposición a la ejecución de los proyectos energéticos, en especial los relacionados con energías renovables tiene diversos factores que la determinan, como son aspectos ambientales, sociales y culturales. A nivel mundial han ocurrido y siguen ocurriendo casos de resistencia de comunidades frente a proyectos energéticos [7] y en Latinoamérica también existen importantes ejemplos de oposición de comunidades locales al desarrollo de este tipo de proyectos en países como México, Brasil y Perú [8]–[10].

Debido a lo anterior es necesario que los planificadores de los proyectos energéticos renovables, tanto técnicos como políticos, consideren dentro de sus modelos de decisión estos factores asociados a las comunidades, en un esfuerzo por lograr que las soluciones a los problemas de satisfacción de la demanda de energía eléctrica sean integrales y sostenibles.

La Generación Distribuida es un enfoque en el sector eléctrico del que aún no existe una definición ampliamente aceptada. Por ejemplo en países anglosajones se usa el término generación embebida, en Norte América el término generación dispersa, en Europa y algunos países de Asia el término generación descentralizada y todos son aplicables al mismo tipo de generación [11].

En este trabajo se entenderá la Generación Distribuida como el proceso de generación y distribución de energía eléctrica a pequeña o mediana escala, cercanos a los clientes finales e interconectados a la red eléctrica [12], tal como se muestra en la Figura 3.

Es importante resaltar que la Generación Distribuida no es un enfoque nuevo; sin embargo, diversos factores propician un nuevo resurgir de la misma. Entre los factores que propician esta situación se cuentan: regulaciones de tipo ambiental, aspectos comerciales como costos de generación e incertidumbre de los mercados energéticos y regulaciones estatales [13].

Si es gestionada adecuadamente la Generación Distribuida reduce las emisiones de gases de efecto invernadero, mejora la eficiencia y la confiabilidad entre otros beneficios. Pero si las unidades de Generación Distribuida no son instaladas adecuadamente ocurren situaciones indeseables para el sistema como son aumento de la tensión, disminución de la calidad de la energía, incremento de las pérdidas de potencia y disminución de los niveles de confiabilidad [14].

Las tecnologías de generación asociadas a la Generación Distribuida incluyen sistemas fotovoltaicos, aerogeneradores, celdas de combustible, motores de

combustión interna, turbinas a gas, etc. Si las fuentes de generación son renovables, entonces se le conoce como Generación Distribuida Renovable [15].

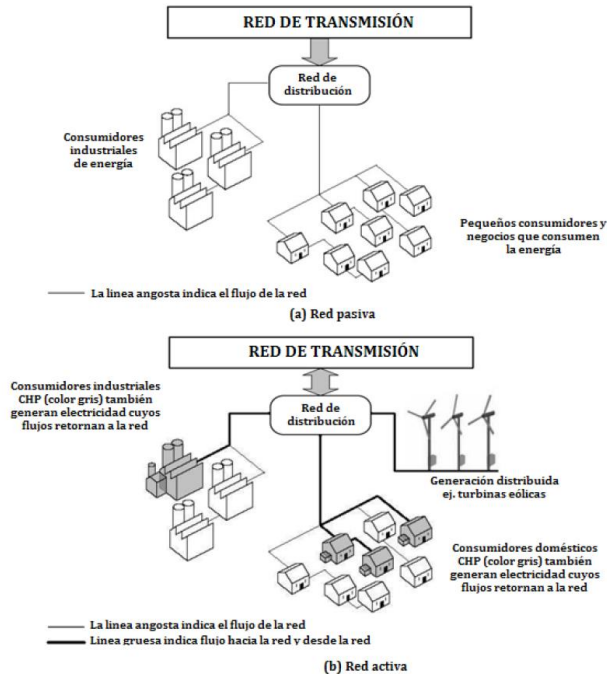


Figura 3. Diagrama de una red de distribución con generación distribuida. [16].

Las Fuentes de Energía consideradas en el presente trabajo, para el desarrollo de Generación Distribuida Renovable, fueron eólica, solar e híbridos de las dos anteriores.

#### 1.1.4.1 El problema de la ubicación óptima de generación distribuida renovable

Debido a los serios inconvenientes, mencionados anteriormente, que pueden ocasionar la inadecuada ubicación y dimensionamiento de las unidades de generación distribuida renovable [14], la solución de este problema ha cobrado gran relevancia según se observa en la amplia bibliografía especializada referida a la solución del mismo.

En la literatura se denomina a este problema como *optimal distributed generation placement* (ODGP) y a pesar de los múltiples trabajos publicados, en los que se usan técnicas convencionales, técnicas de inteligencia artificial y técnicas híbridas de inteligencia artificial, este tema sigue siendo un problema sin resolver [17].

Es usual que la planificación de sistemas de distribución se formule como un problema combinatorial, en el cual dado un grafo  $G=(N,A)$ ,  $N$  como el conjunto de nodos y  $A$  como el conjunto de arcos, en el que los nodos representan la fuente y las demandas de la red de distribución eléctrica [18].

El modelo matemático puede ser expresado así:

Las variables de decisión son:

$P_{RDGi}$  = Potencia activa inyectada por la GRD en el nodo  $i$

$Q_{RDGi}$  = Potencia reactiva inyectada por la GRD en el nodo  $i$

$$\text{Optimizar } (X(U)) = \text{Min}[F_1, F_2, F_3, \dots, F_n] \quad (1)$$

Donde  $X(U)$  es una solución de flujo de potencia calculada en función de  $U$ , siendo este último un vector que almacena la ubicación y el tamaño de los generadores y  $F_i$  es alguna de las funciones objetivos que puede usarse en el problema.

El problema está sometido a la restricción del balance de potencia activa, como es mostrado en (2).

$$P_{Slack} + \sum_{i=1}^n P_{RDGi} = \sum_{i=1}^n P_{Di} + P_{Losses} \quad (2)$$

Donde  $P_{Slack}$  es la potencia real suministrada por el slack o nodo de compensación, el cual representa la red interconectada y la inyección o salida de potencia hacia la misma,  $P_{RDGi}$  es la potencia real suministrada por la generación distribuida renovable

RDG,  $P_{Di}$  es la demanda de potencia del nodo  $i$ , y  $P_{Losses}$  son las pérdidas activas de la red.

De manera similar, el problema está restringido por el balance de potencia reactiva, como se muestra en (3).

$$Q_{Slack} + \sum_{i=1}^n Q_{RDGi} = \sum_{i=1}^n Q_{Di} + Q_{Losses} \quad (3)$$

Donde  $Q_{Slack}$  es la potencia reactiva del slack,  $Q_{RDGi}$  es la potencia reactiva de la generación distribuida ubicada en el nodo  $i$ ,  $Q_{Di}$  es la potencia reactiva ubicada en el nodo  $i$ , y  $Q_{Losses}$  son las pérdidas reactivas de la red.

La tensión en cada nodo debe mantenerse entre unos límites máximo y mínimo para todas las soluciones, tal como se expresa en (4).

$$|V_i|^{min} \leq |V_i| \leq |V_i|^{max} \quad (4)$$

Donde  $|V_i|$  es la tensión del nodo  $i$ ,  $|V_i|^{min}$  es la tensión mínima del nodo  $i$ , y  $|V_i|^{max}$  es la tensión máxima del nodo  $i$ .

Todas las soluciones encontradas deben cumplir los límites máximo y mínimo de potencia activa y reactiva, como se muestra en (5) y (6).

$$P_{RDGi}^{min} \leq P_{RDGi} \leq P_{RDGi}^{max} \quad (5)$$

$$Q_{RDGi}^{min} \leq Q_{RDGi} \leq Q_{RDGi}^{max} \quad (6)$$

Donde  $P_{RDGi}$  es la potencia activa de la generación distribuida,  $P_{RDGi}^{min}$  es la potencia activa mínima de la generación distribuida renovable suministrada por el nodo  $i$ , y  $P_{RDGi}^{max}$  es la potencia activa máxima de la generación distribuida renovable

suministrada por el nodo  $i$ .  $Q_{RDGi}$  es la potencia reactiva de la generación distribuida renovable suministrada por el nodo  $i$ ,  $Q_{RDGi}^{min}$  es la potencia reactiva mínima de la generación distribuida renovable suministrada por el nodo  $i$ , y  $Q_{RDGi}^{max}$  es la potencia reactiva máxima de la generación distribuida renovable suministrada por el nodo  $i$ .

Las restricciones de corriente son definidas para las líneas que forman parte de la red, considerando los límites de corriente como se muestra en (7) y (8).

$$i_{ij} \leq i_{ij}^{max} \quad (7)$$

$$i_{ji} \leq i_{ji}^{max} \quad (8)$$

Donde  $i_{ij}$  es la corriente que circula del nodo  $i$  al nodo  $j$ ,  $i_{ij}^{max}$  es la máxima corriente que puede circular del nodo  $i$  al nodo  $j$ .  $i_{ji}$  es la corriente que circula del nodo  $j$  al nodo  $i$ ,  $i_{ji}^{max}$  es la máxima corriente que puede circular del nodo  $j$  al nodo  $i$ .

$$P_{RDGi}, Q_{RDGi}, |V_i|, i_{ij}, P_{Stack}, P_{Losses}, Q_{Stack}, Q_{Losses} \in \{\mathbb{R}^+\} \cup \{0\} \quad (9)$$

$$i, j \in \{\mathbb{N}\}, \text{ y son los índices que representan los nodos de la red de distribución} \quad (10)$$

Cabe resaltar que a pesar de la importancia de este problema, la dificultad en su solución radica en que es altamente combinatorio y sus funciones objetivo no son diferenciables, por lo que la programación lineal y no lineal suelen tener problemas para resolverlo [19].

### **1.1.5 Clases de objetivos para el problema de ubicación óptima**

Para el problema de ubicación óptima de generación distribuida renovable (ODGP) la literatura reporta muchos trabajos en los cuales se han utilizado múltiples objetivos como se muestra a continuación:

#### **1.1.5.1 Objetivos Técnicos**

Este tipo de objetivos tienen como finalidad el mejoramiento de aspectos técnicos de la red eléctrica. Entre estos objetivos se destaca la minimización de las pérdidas de potencia [20]–[22], la mejora del perfil de tensión [23]–[25] y la mejora de la fiabilidad del sistema [19], [26] entre otros.

#### **1.1.5.2 Objetivos Económicos**

Otros de los objetivos usados en el problema ODGP son los que buscan evaluar el desempeño económico del sistema, entre los que se destacan la minimización del costo de pérdidas [20], [23], [27], del costo de energía adquirida [27] y el costo de la energía no suministrada [27], [28] entre otros.

#### **1.1.5.3 Objetivos Ambientales y Sociales**

Uno de los tipos de objetivos en los que menos trabajos reporta la literatura es lo referente a aspectos ambientales y sociales, siendo el tema de emisiones [22], [29] lo único encontrado.

### **1.1.6 Técnicas de solución**

Dada la importancia del problema estudiado la literatura especializada reporta múltiples trabajos que presentan alternativas de solución al mismo, sin embargo en



el presente trabajo las clasificaremos en convencionales, basadas en inteligencia artificial y basadas en híbridos de inteligencia artificial según lo establecido por Tan et al. [17].

#### **1.1.6.1 Técnicas convencionales**

Entre éstos se destaca la regla 2/3 la cual es usada en la ubicación de capacitores en sistemas de distribución. Sin embargo fue adaptada para solucionar el problema de localización y dimensionamiento de unidades de generación distribuida renovable, en cuyo caso recomienda instalar aproximadamente  $2/3$  de la capacidad de generación a aproximadamente  $2/3$  de la longitud de la línea para minimizar las pérdidas de potencia y mejorar la tensión [30].

La literatura también reporta trabajos basados en métodos analíticos para la solución del problema estudiado en el presente trabajo, entre ellos se destacan el realizado por Acharya et al. [31], quien plantea una expresión para calcular la localización y el tamaño óptimos de unidades de generación distribuida renovable en sistemas de distribución. Esta expresión analítica permite minimizar las pérdidas de potencia del sistema. Gözel y Hocaoglu [32] abordaron la solución del problema usando la expresión de las pérdidas reales totales y la expresaron en función de la inyección de corriente.

Otra técnica convencional usada es la programación no lineal entera mixta, en la cual se destacan trabajos como [33] y [34].

#### **1.1.6.2 Técnicas basadas en inteligencia artificial**

Las técnicas basadas en inteligencia artificial han sido usadas de manera exitosa en múltiples problemas de ingeniería, y en la literatura se reportan muchas

aplicaciones de las mismas en el problema de localización y dimensionamiento de unidades de generación distribuida renovable en sistemas de potencia.

### **Algoritmos Evolutivos**

En el caso de los algoritmos evolutivos se han reportado importantes trabajos como Silvestri et al. [20] quienes proponen un algoritmo genético para la solución del problema estudiado y plantearon como función objetivo la minimización de la suma de costos de pérdidas, inversión en el mejoramiento de la red y costos de generación. Algunos autores han propuesto algoritmos evolutivos para la solución del problema anteriormente mencionado y han formulado como función objetivo la minimización de las pérdidas de potencia del sistema [21], [35]–[37]. Otra función objetivo ampliamente usada es la relación costo beneficio planteada por varios autores [38], [39]. Los algoritmos evolutivos multiobjetivo también han sido reportados en la literatura como una alternativa para la solución del problema estudiado [22]–[25], [27], [40]–[42], proporcionando soluciones más completas y que consideran la naturaleza multidimensional del mismo.

### **Recocido Simulado**

Ghadimi y Ghadimi plantearon un algoritmo basado en Recocido Simulado para la solución del problema estudiado usando como función objetivo la minimización de las pérdidas de potencia [43]. Otras publicaciones reportan la solución de este problema mediante el uso de algoritmos multiobjetivo basados en Recocido Simulado, en los cuales se usan funciones objetivos como: minimización de las pérdidas, minimización de las emisiones de gases de efecto invernadero, mejoramiento del perfil de tensión, entre otras [29], [44].

## **Cúmulo de partículas**

Autores como [45], [46] han aplicado algoritmos basados en cúmulos de partículas para la minimización de las pérdidas en el problema estudiado, logrando importantes resultados. Por otro lado diversos autores han formulado algoritmos multiobjetivo basados en esta metaheurística para la solución del problema estudiado, usando funciones objetivo como minimización de las pérdidas, minimización del costo de la energía no entregada, mejora de la confiabilidad del sistema, mejora del perfil de tensión, entre otras, obteniendo buenos resultados en la solución del mismo [47]–[50].

## **Búsqueda Tabú**

Con respecto a este tema resaltan trabajos como el de Nara et al. [51] quienes diseñan un algoritmo basado en Búsqueda Tabú y usan como función objetivo la minimización de las pérdidas del sistema. Por otro lado Wang y Singh [19] diseñan un algoritmo de Búsqueda Tabú multiobjetivo para la solución del problema anteriormente mencionado, planteando funciones objetivo orientadas hacia la minimización de las interrupciones en el sistema.

## **Colonia de hormigas y colonia de abejas**

Sookananta et al. [52] diseñaron un método para la óptima localización y dimensionamiento de Generación Distribuida en redes de distribución radial usando la metaheurística Colonia de hormigas, probando que la misma obtiene buenos resultados y su gran capacidad para resolver problemas en sistemas reales. Algunos trabajos reportados en la literatura proponen el uso de algoritmos basados en colonia de abejas, como una alternativa eficaz para la solución del problema estudiado [53]–[55]. Por otro lado Shirdel y Javidaneh [56] diseñaron un algoritmo

multiobjetivo basado en colonia de abejas en el cual usaron como funciones objetivo un índice de transmisión de corriente y un índice de pérdidas.

### **Otras técnicas metaheurísticas**

La literatura especializada reporta el uso de otras técnicas metaheurísticas para la localización y dimensionamiento de unidades de generación distribuida renovable como son algoritmo cuco [57], [58], algoritmo de luciérnagas [59], [60] y algoritmo de competición imperialista [61], [62]. Estas técnicas, a pesar de no tener muchas aplicaciones reportadas han demostrado lograr buenos resultados en la solución del problema estudiado.

#### **1.1.6.3 Técnicas basadas en híbridos de inteligencia artificial**

Algunos investigadores dedicados a la solución del problema estudiado lo han abordado usando como estrategia la hibridación de algunas técnicas de inteligencia artificial en un esfuerzo por lograr mejores resultados. Gandomkar et al. [63] proponen un híbrido de algoritmo genético y búsqueda tabú aplicado a redes de distribución, Harrison et al. [64] usaron un híbrido entre algoritmo genético y flujo de potencia óptimo y finalmente Moradi y Abedini [65] diseñaron un híbrido entre algoritmo genético y algoritmo de cúmulo de partículas para la solución del problema estudiado.

El análisis de la literatura contenida en el presente capítulo muestra que los modelos de planificación de generación distribuida, y en particular aquellos en los que se ubica generación renovable, tienen debilidades en la consideración de aspectos sociales y ambientales, al igual que limitaciones con respecto a los métodos de solución.

## **1.2 Formulación del problema**

En la formulación del problema se consideraron las limitaciones identificadas en la literatura con respecto a la capacidad del modelo matemático del problema de incluir variables del entorno social y ambiental, y como consecuencia de ello surgen varias preguntas, como sigue:

- ¿Qué variables de la operación de unidades de generación distribuida renovable tienen impactos ambientales y sociales?
- ¿Cómo deberían agregarse los impactos ambientales y sociales de la generación distribuida renovable en un modelo matemático para optimizar la localización y dimensionamiento de la misma en sistemas de distribución de energía eléctrica?
- ¿Es posible adaptar nuevas técnicas metaheurísticas a la solución del problema de localización y dimensionamiento de unidades de generación distribuida renovable, de tal manera que se contribuya a la solución del mismo?, ¿Pueden estas nuevas técnicas igualar o mejorar las soluciones obtenidas por las mejores técnicas reportadas en la literatura?

## **1.3 Objetivos de investigación**

Debido a las limitaciones de los actuales modelos de planificación de generación distribuida para incluir variables ambientales y sociales, este trabajo se propuso aportar en el diseño de modelos de optimización multiobjetivo del problema de localización y dimensionamiento de generación distribuida renovable, considerando impactos ambientales y sociales de la operación.

Para ello se incluyeron en modelaciones matemáticas del problema objeto de estudio variables como las pérdidas comerciales y el impacto visual, al igual que se desarrollaron algoritmos basados en metaheurísticas para la solución del mismo.

## **Objetivo General**

Dada la limitación de los modelos de planificación energética usados en la actualidad para incluir variables ambientales y sociales, este trabajo se propone diseñar un modelo de optimización multiobjetivo del problema de localización y dimensionamiento de generación distribuida renovable en sistemas de distribución, considerando impactos ambientales y sociales de la operación.

## **Objetivos Específicos**

- Identificar y analizar los impactos ambientales y sociales de la operación de generadores solares y eólicos.
- Diseñar un modelo de optimización multiobjetivo para la localización y dimensionamiento de generación distribuida renovable en sistemas de distribución, considerando impactos ambientales y sociales.
- Diseñar técnicas de optimización multiobjetivo, basadas en metaheurísticas, para la solución del modelo planteado.
- Diseñar un estudio de caso, basado en datos regionales de Colombia, que permita evaluar el modelo propuesto.
- Diseñar una estrategia de implementación del modelo planteado que permita su aplicación en el ambiente colombiano.

## **1.4 Metodología**

La metodología del presente trabajo fue planteada utilizando las siguientes etapas: estudio, diseño, implementación y validación. Dichas etapas se fundamentan en la formulación de un modelo multiobjetivo de planeación para la ubicación y dimensionamiento de generación renovable distribuida y en el diseño y validación de métodos de solución del mismo.

La ejecución de las etapas de la presente metodología se realizó en el orden que muestra la Figura 4.

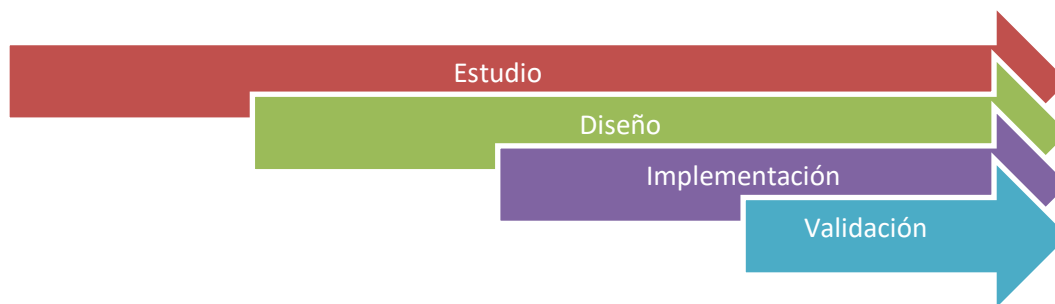


Figura 4. Diagrama de etapas de la metodología.

#### **1.4.1 Etapa de estudio**

En esta etapa se definieron los parámetros y variables necesarios para describir la operación de la generación renovable en el ámbito de una red de distribución. Entre ellos tenemos: la topología de la red, los modelos de los elementos, los parámetros de la red y los recursos naturales disponibles. También se identificaron los modelos reportados en la literatura, considerando parámetros, variables, tipos de funciones objetivo y tipos de restricciones.

#### **1.4.2 Etapa de diseño**

Luego, se identificaron los principales impactos ambientales y sociales de la operación de la generación renovable, a partir de los cuales se propusieron modificaciones a modelos existentes de ubicación y dimensionamiento de generación renovable distribuida.

Una vez formulados los modelos propuestos se diseñaron algoritmos basados en metaheurísticas que permitieran la solución de los anteriores modelos. Los algoritmos usados fueron adaptaciones de metaheurísticas que nunca han sido usadas en la

solución del problema objeto de estudio, como también algoritmos basados en metaheurísticas, pero con modificaciones o hibridaciones propuestas por los autores del presente trabajo.

### **1.4.3 Etapa de implementación**

Para el desarrollo de las herramientas computacionales usadas en el presente trabajo, se utilizó el software Matlab®, entorno que facilita en gran medida el desarrollo de aplicaciones de ingeniería, por su facilidad de trabajar con grandes matrices de datos y la facilidad de programación. Las aplicaciones desarrolladas no fueron diseñadas para el uso de usuarios finales, por lo que no presentan un entorno gráfico que facilite la interacción con las mismas. El objetivo de las aplicaciones era que pudieran ser ejecutadas en equipos de gran capacidad de cómputo, razón por la cual, los experimentos desarrollados en el presente trabajo, fueron ejecutados en el cluster del Departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica de la Universidad del Norte.

### **1.4.4 Etapa de validación**

Para la validación del modelo y los algoritmos se usaron diseños experimentales que permitieron evaluar los resultados obtenidos, tanto la capacidad de los modelos propuestos de representar las situaciones operacionales planteadas, cómo la capacidad de los algoritmos propuestos de encontrar buenas soluciones para el problema estudiado.

En estos experimentos se utilizaron instancias del problema reportadas en la literatura, y datos obtenidos de la ciudad de Riohacha, Guajira para el caso del último capítulo. De igual manera, con el fin de evaluar la capacidad de los algoritmos para encontrar buenas soluciones al problema objeto de estudio, se compararon versus algunos de los mejores métodos de solución reportados en la literatura. Al definir la calidad de las soluciones obtenidas como criterio para evaluar el desempeño de los algoritmos propuestos en el presente trabajo, se fijó el tiempo de búsqueda en todos los experimentos realizados con el fin de limitar el impacto de dicho factor en las



mediciones realizadas. Todas las réplicas realizadas tuvieron una duración de 168 horas.

Para la realización de estos experimentos se usaron los problemas de distribución radial de 33 y 69 nodos y se plantearon los siguientes escenarios:

<b>Escenario</b>	<b>Instancia</b>	<b>Fuente</b>
1	33 nodos	Solar
2	33 nodos	Eólica
3	33 nodos	Híbrida
4	69 nodos	Solar
5	69 nodos	Eólica
6	69 nodos	Híbrida

Estos escenarios fueron usados para la evaluación tanto de los modelos matemáticos formulados como de los algoritmos propuestos. Para ello se usaron como criterio de comparación algunos de los algoritmos que se reporta en la literatura obtienen buenos resultados en la solución del problema de ubicación y dimensionamiento de GD, entre los cuales se destacan Particle Swarm Optimization (PSO), Genetic Algorithm (AG), Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II) y Harmony Search (HS).

## **1.5 Justificación**

### **1.5.1 Potencial de generación basada en energías renovables a nivel internacional**

Un aspecto relevante dentro del mercado energético global es el importante aumento de la demanda de energía eléctrica, derivado de cambios sociales y económicos en la población mundial. Es por ello que la producción de energía eléctrica mundial en 2004 fue de 17.450 TWh y se estima que el mundo consumirá 31.657 TWh en 2030 [66].

Esto servirá de impulso al desarrollo y uso de fuentes alternativas de energía por lo que la participación de las energías renovables en la generación mundial aumentará del 18 % en 2007 al 23% en 2035 [67].

Una alternativa importante con respecto a energías renovables es la energía eólica ya que la misma es una fuente económicamente eficiente y accesible para una utilización a gran escala en las próximas décadas y en el futuro más remoto [68].

Otra ventaja de esta fuente es el gran potencial técnico de la tierra , calculado en  $20.000 \times 10^9$  a  $50.000 \times 10^9$  kWh por año, lo que lo ubica por encima del consumo mundial anual de electricidad [69].

Dicha potencialidad se ha ido concretando en los últimos años, de tal manera que la capacidad total de todos los aerogeneradores instalados en todo el mundo ha alcanzado 175 GW a mediados de 2010 , en comparación con los 159 GW a finales de 2009 [70].

La energía solar fotovoltaica es otra alternativa con gran crecimiento dentro de la generación basada en energías renovables, pasando de 451 MW instalados en todo el mundo en el año 1996 a 100.115 MW instalados en el año 2012 [71].

Analizando el desarrollo de esta alternativa por regiones encontramos que Europa lidera la capacidad instalada de generación solar fotovoltaica con 68.467 MW, que corresponden al 68.3% de la capacidad instalada mundial para el año 2012. Norteamérica cuenta con una capacidad instalada de 8.191 MW al año 2012, lo que corresponde al 8.1% de la capacidad instalada global y el resto del mundo tiene instalados 23.457 MW, que corresponden al 23.6% del total al año 2012.

### 1.5.2 Potencial de generación basada en energías renovables en Colombia

Las fuentes renovables de energía en el Sistema Interconectado Nacional SIN participan en el año 2014 con 10.066 MW, lo cual corresponde a 68,6% del total instalado de 14.661 MW. La generación hidráulica contribuye con 9.975 MW, la biomasa con 72.3 MW y la eólica con 18.42 MW [72].

Estos datos muestran que la matriz de generación en Colombia tiene una importante participación de fuentes renovables, lo que permite bajos niveles de impacto ambiental.

Con respecto al potencial solar, el máximo mundial es de aproximadamente 2500 kWh/m<sup>2</sup>/año, lo que implica que el potencial en el país en relación con este máximo varía entre 58% en la Costa Pacífico y 84% en la Guajira.

Tabla 1. Potencial de energía solar por regiones

REGIÓN	kWh/m <sup>2</sup> /año
Guajira	2.190
Costa Atlántica	1.825
Orinoquía	1.643
Amazonía	1.551
Andina	1.643
Costa Pacífica	1.278

Fuente: UPME – IDEAM 2005

Con respecto al potencial eólico, estudios realizados muestran que a 20 metros de altura las regiones con alto potencial son: la Guajira, del Cabo de la Vela hasta el extremo norte, con potenciales de 1000 a 1331 W/m<sup>2</sup>, alrededor de Barranquilla con potenciales de 216 a 343 W/m<sup>2</sup>, la región costera de Urabá hacia Panamá con potenciales de 125 a 216 W/m<sup>2</sup>, el medio Cesar con potenciales de 125 a 216 W/m<sup>2</sup>,

el paso de la línea entre Ibagué y Armenia con potenciales de 216 a 343 W/m<sup>2</sup> y San Andrés con potenciales del orden de 64 a 125 W/m<sup>2</sup>.

A 50 metros de altura las regiones de alto potencial son esencialmente las mismas pero con mayores potenciales así: la Guajira, del Cabo de la Vela hasta el extremo norte, con potenciales de 1331 a 1728 W/m<sup>2</sup>, alrededor de Barranquilla con potenciales de 512 a 729 W/m<sup>2</sup>, la región costera de Urabá hacia Panamá con potenciales de 216 a 343 W/m<sup>2</sup>, el medio Cesar con potenciales de 216 a 343 W/m<sup>2</sup>, el paso de la línea entre Ibagué y Armenia con potenciales de 343 a 512 W/m<sup>2</sup> y San Andrés con potenciales del orden de 125 a 216 W/m<sup>2</sup> [73].

Los datos de potencial solar y eólico muestran que existen los recursos en el país para el desarrollo de proyectos de generación a partir de dichas fuentes, sin embargo, es claro que los objetivos del país no se centran en la disminución del impacto ambiental asociado a la generación de energía ya que la estructura de nuestra matriz de generación, donde más del 60% de la misma proviene de recursos hidráulicos, así lo permite.

Sin embargo, dicha conformación de la matriz de generación, hace al sistema eléctrico nacional muy vulnerable a los posibles efectos del cambio climático, sobre todo lo relacionado con el régimen de lluvias y sus consecuencias en el caudal de los principales ríos del país.

Es en ese escenario donde las FNCE y sobre todo la generación a partir de energía solar y energía eólica surgen como una alternativa que le permitan al país mejorar la confiabilidad y la calidad del suministro en un escenario de fuertes variaciones en el régimen de lluvias derivado del cambio permanente en el clima.

Es por ello que proyectos como el presente, que propendan por la solución de problemáticas que limitan el uso de las energías renovables, adquieren una gran preponderancia en el desarrollo del sistema eléctrico nacional.

Por último, es importante resaltar que la solución a la problemática planteada en este trabajo permitirá impulsar el uso de las energías renovables al mejorar la comprensión de los planificadores de los aspectos humanos y ambientales involucrados en el proceso de diseño de la generación renovable distribuida. Este trabajo también contribuye en el diseño de modelos de planificación más integrales, que proporcionen soluciones más completas en el diseño de sistemas de generación renovable distribuida.

## **1.6 Contribuciones significativas de la tesis**

Las principales contribuciones del presente trabajo, están relacionadas con el aporte al diseño de modelos de planificación de generación renovable distribuida que consideren aspectos ambientales y sociales.

En primer lugar, se propuso un modelo matemático del problema de ubicación y dimensionamiento de generación renovable distribuida considerando pérdidas comerciales. Este modelo permite el uso de la GRD como método que disminuye el impacto negativo de las pérdidas comerciales en los costos de generación y en las pérdidas técnicas, mejorando la eficiencia de la red.

Cabe resaltar que algunos trabajos reportados en la literatura trabajan sobre las pérdidas comerciales o pérdidas no técnicas, cómo también se le conoce, abordando aspectos como su definición, medición o efectos sobre el desempeño del sistema eléctrico. Sin embargo, ninguno de los trabajos encontrados en la revisión de literatura del presente trabajo usa ese concepto como variable dentro del problema de localización y dimensionamiento de generación renovable distribuida.

El uso de la GRD para disminuir los efectos adversos de las pérdidas comerciales en el desempeño de la red de distribución, puede convertirse en un método que

permita a los operadores del sistema de distribución mejorar la eficiencia de la red y, por tanto, los costos y la calidad del servicio prestado a los usuarios.

Por lo tanto, los potenciales beneficiarios del uso del modelo propuesto son los operadores del sistema de distribución y usuarios finales del servicio de energía eléctrica, quienes podrían obtener mejoras en la eficiencia de la red. Además, este tipo de trabajos contribuye al mejoramiento de los modelos de planificación de sistemas eléctricos al considerar aspectos sociales como las pérdidas comerciales, y en general al incremento en el uso de fuentes de energía renovables, contribuyendo al diseño de sistemas eléctricos sostenibles.

Otra de las innovaciones propuestas en el presente trabajo es el planteamiento de un modelo matemático del problema objeto de estudio considerando el impacto visual como un aspecto relevante. Para ello se diseñó una función objetivo que mide el efecto de la GRD en el paisaje urbano, con el fin de disminuir el impacto ambiental de este tipo de tecnologías en el ámbito de los sistemas de distribución de energía eléctrica.

Aunque el impacto visual de los generadores renovables ha sido estudiado en trabajos reportados en la literatura, siempre se ha realizado en el ámbito de la generación centralizada y por lo tanto su objetivo ha sido medir el impacto en el paisaje rural. Sin embargo, el impacto visual de la GRD en el paisaje urbano no ha sido estudiado ni incorporado en los modelos de planificación de sistemas de distribución eléctrica, situación que sustenta la innovación del modelo planteado en el presente trabajo.

Es importante resaltar que incorporar el impacto visual en el problema de ubicación y dimensionamiento de GRD podría facilitar la aceptación social de las comunidades en la cuales se realicen este tipo de proyectos, e impulsaría el uso de energías renovables como estrategia para el diseño de sistemas eléctricos sostenibles.

Por tanto, el modelo propuesto les permite a los planificadores obtener soluciones más holísticas y, por lo tanto, facilita el diseño y ejecución de proyectos relacionados con el uso de GRD.

Luego, con el fin de contribuir a la solución del problema objeto de estudio se propuso un algoritmo para el problema de ubicación y dimensionamiento de GD basado en la metaheurística Bat Algorithm (BA), la cual, según lo reportado en la literatura, no se había usado para la solución del mismo. Este algoritmo fue evaluado y los resultados muestran que obtiene soluciones de buena calidad para el problema estudiado.

Posteriormente, se propuso un algoritmo basado en una modificación de la metaheurística Water Cycle Algorithm (WCA) para la solución del problema objeto de estudio, con el objetivo de mejorar las pérdidas de potencia. Los resultados obtenidos muestran que el anterior algoritmo es una buena alternativa de solución para el problema anteriormente mencionado.

Para abordar la solución del problema estudiado desde una perspectiva multiobjetivo, se propuso un algoritmo basado en la metaheurística Cuckoo Search (CS), la cual no tenía reportado en la literatura su uso para la solución de este problema. Cabe resaltar los buenos resultados obtenidos por el algoritmo propuesto en la solución del problema de ubicación y dimensionamiento de GRD.

Por último, se propuso un algoritmo híbrido denominado Non-dominated Sorting Bat-inspired Algorithm (NSBA) para la solución del problema de ubicación y dimensionamiento de generación renovable distribuida, considerando el impacto visual y las pérdidas de potencia. Este algoritmo fue comparado con los mejores reportados en la literatura, y obtuvo frentes de Pareto de buena calidad para el problema objeto de estudio.

## 1.7 Productos científicos de la tesis

Los productos que a continuación se enuncian son derivados del presente trabajo de investigación y son resultado de la innovación generada durante el desarrollo de la presente tesis de doctorado. A continuación, se muestran los productos publicados y en revisión en revistas científicas, al igual que los artículos que aún son trabajo en proceso y las ponencias a eventos científicos.

- Producto 1. (2015). Distributed Generation Placement in Radial Distribution Networks using a Bat-inspired Algorithm. *DYNA*, 82(192), 60–67.
- Producto 2. (2015). Location and Size of Distributed Generation Using a Modified Water Cycle Algorithm. *International Journal of Engineering and Technology (IJET)*, 7(3), 1027–1040.
- Producto 3. (2015). Comparison of multiobjective harmony search, cuckoo search and bat-inspired algorithms for renewable distributed generation placement. *Tecno Lógicas*, 18(35), 105–116.
- Producto 4. (2016). Location and size of renewable energy sources and capacitors in radial distribution systems with commercial losses. *Ingeniare. Revista Chilena de Ingeniería*, 24(4), 600–614.
- Producto 5. A Fast Non-Dominated Sorting Bat-inspired Algorithm for Location and Size of Renewable Distributed Generation in Radial Distribution Networks. *Elektronika ir Elektrotechnika*. En revisión.
- Producto 6. A Hybrid Bat-inspired Algorithm with Harmony Search to Locate Distributed Generation. *Revista Facultad de Ingeniería. Universidad de Antioquia*. En revisión.
- Producto 7. Impacto visual en de la Generación Renovable Distribuida desde una perspectiva multiobjetivo. Trabajo en proceso.
- Producto 8. (2013). Location and Size of Distributed Generation to Reduce Power Losses using a Bat-inspired Algorithm. VII Simposio Internacional sobre Calidad de la Energía Eléctrica SICEL. Medellín – Colombia.



## **1.8 Conclusiones y organización de la tesis**

El análisis de la literatura especializada permitió identificar el bajo desarrollo de los aspectos ambientales y sociales en la formulación del problema objeto de estudio como una de las principales limitaciones en el desarrollo de las investigaciones relacionadas con el mismo.

De igual manera, el hecho de que los algoritmos metaheurísticos y los híbridos derivados de ellos, tengan gran difusión en la literatura especializada relacionada con la solución del problema de ubicación y dimensionamiento de generación renovable distribuida, evidencia la necesidad de diseñar nuevos algoritmos de solución que aporten mejoras en la obtención de soluciones de buena calidad del problema objeto de estudio.

Es por ello que el presente trabajo se propuso como objetivo el diseñar un modelo de optimización multiobjetivo del problema de ubicación y dimensionamiento de generación distribuida renovable, considerando aspectos ambientales y sociales.

En cuanto a su organización, esta tesis se ha dividido en siete capítulos. El primero tiene como objetivo describir los aspectos generales del trabajo y la información relacionada con el problema objeto de estudio, esto con el fin de dar al lector la información general del trabajo investigativo. Los siguientes capítulos tienen por objetivo describir las innovaciones logradas en el ámbito de la presente investigación.

En el capítulo I se realiza una introducción del trabajo realizado en esta tesis, mostrando el contexto en el que se realiza y las implicaciones de los posibles aportes. Además, se describe la metodología usada en el presente trabajo y la justificación, considerando tanto los vacíos en la teoría como las implicaciones prácticas que tiene el contribuir en la solución del problema objeto de estudio. El análisis de los impactos ambientales y sociales de la generación renovable se

realiza en el capítulo II, en el cual se identifican y priorizan los principales impactos ambientales y sociales que la generación renovable tiene durante su operación. En el capítulo III se muestran los resultados de abordar la solución del problema de ubicación y dimensionamiento de generación distribuida desde una perspectiva mono objetivo, considerando como función objetivo las pérdidas de potencia.

Luego, en el capítulo IV son descritos los resultados de abordar la solución del problema de ubicación y dimensionamiento de generación renovable distribuida, desde una perspectiva multiobjetivo. Con el fin de considerar aspectos sociales en este tipo de modelos, en el capítulo V se describen los resultados de resolver un modelo ubicación y dimensionamiento de generación renovable distribuida, considerando pérdidas comerciales. En el capítulo VI se describe un modelo multiobjetivo de ubicación y dimensionamiento de generación distribuida renovable que considera el impacto visual, como aspecto ambiental. Las consideraciones finales se describen en el capítulo VII, donde se describe una posible metodología de implantación de los resultados del presente trabajo, así como las conclusiones y posibles trabajos futuros que darían continuidad a la presente tesis.

## 2. IMPACTOS AMBIENTALES Y SOCIALES DE LA GENERACIÓN RENOVABLE

Diversos autores han estudiado los efectos adversos que a nivel ambiental y social ocasiona la generación renovable. Es el caso de [74], quienes analizan los impactos ambientales desde el punto de vista del ciclo de vida del producto proponiendo los siguiente:

Generación Hidráulica: Los principales impactos ambientales se relacionan con la ocupación de terrenos, la alteración hidrológica, la perturbación de hábitats, el riesgo de accidentes, el impacto visual y la alteración del microclima.

Generación Solar fotovoltaica: En el caso de esta tecnología los principales efectos adversos están relacionados con los desechos de metales pesados en la fabricación, la ocupación de espacio, y el impacto visual.

Generación Eólica: El uso de esta tecnología de generación ocasiona efectos adversos relacionados con la ocupación de terrenos, la perturbación de hábitats, el impacto visual, y el ruido.

Según [75], los proyectos de energías renovables tanto solar como eólica pueden presentar bajos niveles de aceptación social, lo que podría convertirse en un importante obstáculo en la expansión de dichas tecnologías.

Sin embargo es poco lo que la literatura reporta sobre la importancia relativa de los aspectos anteriormente mencionados, es por ello que en el presente trabajo y mediante la utilización del método Delphi [76], se realizó un análisis del nivel de impacto de los efectos adversos de la generación distribuida renovable y una priorización a partir de dicho criterio.

El instrumento utilizado para la recolección de la opinión de los expertos fue una encuesta (**Anexo 1**) en la que se usó una escala tipo Likert de tres puntos así: Alto

nivel de impacto (5 puntos), Medio nivel de impacto (3 puntos) y Bajo nivel de impacto (1 punto).

Con miras a medir la confiabilidad del instrumento usado, entendida esta como el grado en que su aplicación repetida al mismo individuo u objeto produce resultados iguales [77], se calculó el Alfa de Cronbach obteniendo un valor de 0.502. Se muestran los resultados detallados de este análisis en la Tabla 2.

Tabla 2. Estadístico por elemento

Elemento	Media de la escala si se elimina el elemento	Varianza de la escala si se elimina el elemento	Alfa de Cronbach si se elimina el elemento
Metales Pesados	17,22	13,206	,250
Ocupación Terrenos	17,44	19,911	,504
Impacto Visual	17,00	18,286	,424
Baja Aceptación	16,78	21,435	,557
Perturbación Hábitats	16,78	20,521	,582
Ruido	17,00	14,629	,295

Con respecto a la validez de contenido, la cual se refiere al grado en que un instrumento refleja un dominio específico de contenido de lo que se mide [77], se revisaron varios artículos científicos publicados sobre los impactos ambientales y sociales, comprendidos entre 2007 2014. Esto permitió incluir en el instrumento la mayoría de variables reportadas en la literatura especializada.

La validez de expertos, referida al grado en que aparentemente un instrumento de medición mide la variable en cuestión, de acuerdo con expertos en el tema [77], fue verificada mediante el proceso de revisión y modificación del instrumento usado, por parte de tres expertos en energías renovables.

Por ello, lo anterior permitió el diseño de un instrumento con validez y confiabilidad suficientes para la adecuada medición de las variables relacionadas con los impactos ambientales y sociales de la generación renovable.

Luego de la aplicación del instrumento diseñado se obtuvieron datos de los cuales se puede observar un resumen en la Tabla 3, como sigue:

Tabla 3. Nivel de impacto de los aspectos desfavorables de la generación solar fotovoltaica.

<b>IMPACTO NEGATIVO GENERACIÓN SOLAR</b>				
	<b>Desechos de metales pesados en la fabricación</b>	<b>Ocupación de terrenos</b>	<b>Impacto visual</b>	<b>Baja aceptación social de comunidades aledañas</b>
Alto	4	2	3	4
Medio	2	5	5	4
Bajo	3	2	1	1

En la Tabla 4 se observa el nivel de impacto para el caso de la generación eólica, producto de la opinión de los expertos consultados.

Tabla 4. Nivel de impacto de los aspectos desfavorables de la generación eólica.

<b>IMPACTO NEGATIVO GENERACIÓN EÓLICA</b>					
	<b>Ocupación de terrenos</b>	<b>Perturbación de hábitats</b>	<b>Impacto visual</b>	<b>Ruido</b>	<b>Baja aceptación social de comunidades aledañas</b>
Alto	8	5	4	4	4
Medio	0	2	5	3	2
Bajo	1	2	0	2	3

De igual manera, al aplicar los valores de la escala de Likert a las opiniones de los expertos encuestados, se obtuvieron valores que representan el impacto de los aspectos negativos y permiten su priorización. En la Figura 5 se observa la cuantificación del impacto y la priorización de los mismos para el caso de la generación solar fotovoltaica.

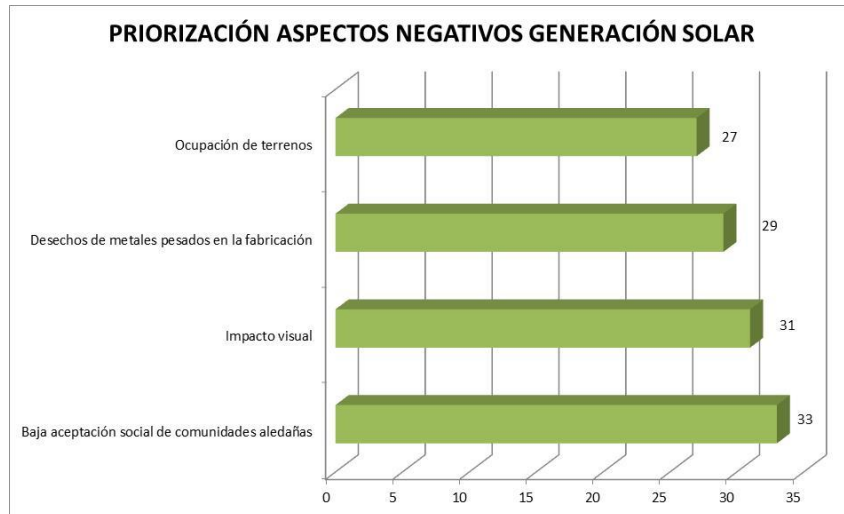


Figura 5. Priorización de los aspectos negativos de la generación solar fotovoltaica.

En la Figura 6 se observa la valoración del impacto y la priorización de los aspectos negativos de la generación eólica.

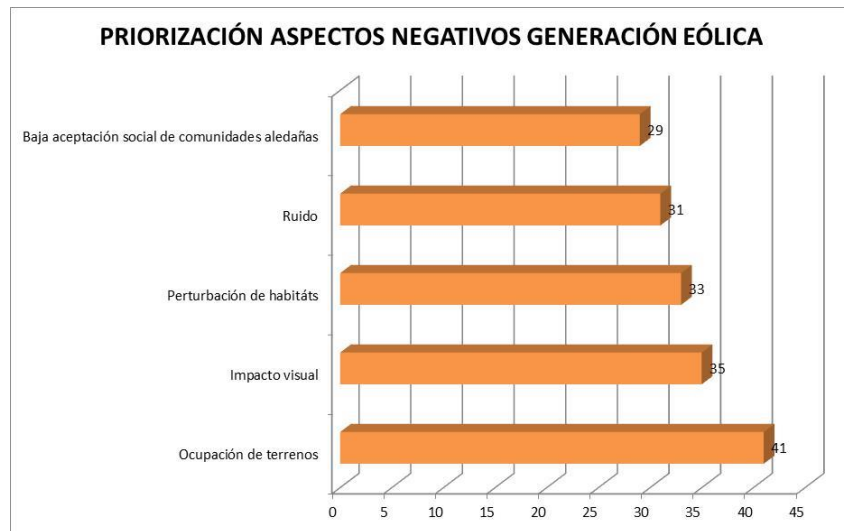


Figura 6. Priorización de los aspectos negativos de la generación eólica.

## 2.1 Conclusiones

Los resultados obtenidos muestran que aspectos como el impacto visual y la baja aceptación social de las comunidades aledañas son de gran relevancia en el caso de la generación solar fotovoltaica, mientras que para la generación eólica lo son el impacto visual y la ocupación de terrenos.

### 3. UBICACIÓN ÓPTIMA MONO-OBJETIVO DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA (GD)

Esta sección muestra los principales resultados obtenidos al abordar la solución del problema de ubicación óptima de generación distribuida desde una perspectiva mono objetivo, considerando las pérdidas de potencia como función objetivo (**¡Error! No se encuentra el origen de la referencia., ¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**).

Las pérdidas de potencia son muy importantes para las compañías eléctricas, especialmente cuando estas representan un alto porcentaje de la potencia total transferida durante la operación de la red. Algunas de las estrategias para mitigar las pérdidas de potencia son la reestructuración de alimentadores [78], la ubicación de generación distribuida [79]–[85], la ubicación de capacitores [78], [85], y la reconfiguración de la red [86], [87].

La ubicación de generación distribuida GD es uno de los métodos más apropiados para minimizar las pérdidas, y muchas técnicas han sido usadas para la localización y dimensionamiento de los generadores.

Algunos de los algoritmos más usados para la ubicación de GD son metaheurísticas como: *particle swarm optimization* (PSO) [26], [50], [88], [89], *the ant colony* (AC) [19], [52], *the evolutionary algorithm* (EA) [27], [38], [90], *simulated annealing* (SA) [29], [43], [44], *the bat-inspired algorithm* (BA) [91], [92], *harmony search* (HS) [93], [94], entre otros.

Algunos problemas de convergencia prematura han sido encontrados en varios algoritmos metaheurísticos al resolver el problema objeto de estudio de esta sección [91], [92], es por ello que el desarrollo de nuevos algoritmos que superen esta problemática es importante para la solución del problema de ubicación óptima de generación distribuida.

The water cycle algorithm (WCA) ha sido propuesto para resolver funciones [95] y encontrar las mejores soluciones cercanas al óptimo. En este trabajo, WCA ha sido modificado y ajustado para resolver el problema objeto de estudio.

### 3.1 Modelación del problema

Las pérdidas totales de potencia real de la red de distribución pueden representarse usando (11) [96].

Las variables de decisión del problema son:

$P_i$  = Potencia activa inyectada en el nodo  $i$

$P_j$  = Potencia activa inyectada en el nodo  $j$

$Q_i$  = Potencia reactiva inyectada en el nodo  $i$

$Q_j$  = Potencia reactiva inyectada en el nodo  $j$

$$P_{Loss} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n A_{ij}(P_i P_j + Q_i Q_j) + B_{ij}(Q_i P_j + P_i Q_j) \quad (11)$$

Donde  $P_i$  es la potencia real inyectada en el nodo  $i$ ,  $Q_i$  es la potencia reactiva inyectada en el nodo  $i$ ,  $P_j$  es la potencia real inyectada en el nodo  $j$ , y  $Q_j$  es la potencia reactiva inyectada en el nodo  $j$ , siendo las anteriores las variables de decisión del problema. Los parámetros  $A_{ij}$  y  $B_{ij}$  son definidos en (12) y (13), respectivamente.

$$A_{ij} = \frac{R_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j)}{V_i V_j} \quad (12)$$

$$B_{ij} = \frac{R_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)}{V_i V_j} \quad (13)$$

Donde  $R_{ij}$  es la resistencia entre los nodos  $i$  y  $j$ ,  $V_i$  es la magnitud de la tensión del nodo  $i$ ,  $\delta_i$  es el ángulo de la tensión del nodo  $i$ ,  $V_j$  es la magnitud de la tensión del nodo  $j$ , y  $\delta_j$  es el ángulo de la tensión del nodo  $j$ .



La función objetivo usada fue la minimización de las pérdidas de potencia, como se muestra en (14).

$$F_{best} = \underset{i=1..n}{Min}(P_{Lossi}) \quad (14)$$

Donde  $F_{best}$  es la mínima pérdida de potencia obtenida cuando evaluamos todas las soluciones encontradas por los algoritmos,  $P_{Lossi}$  es un vector que contiene todas las soluciones de pérdidas de potencia encontradas con el flujo de potencia, y  $n$  representa el número máximo de evaluaciones contenidas en el vector.

Esta función objetivo está restringida al balance de potencia activa y reactiva de la red de distribución, como se muestra en (15) y (16).

$$P_{Slack} + \sum_{i=1}^n P_{DGi} = \sum_{i=1}^n P_{Di} + P_{Loss} \quad (15)$$

$$Q_{Slack} + \sum_{i=1}^n Q_{DGi} = \sum_{i=1}^n Q_{Di} + Q_{Loss} \quad (16)$$

Donde  $P_{Slack}$  es la potencia real suministrada por la red principal,  $P_{DGi}$  es la potencia real suministrada por la GD ubicada en el nodo  $i$ ,  $P_{Di}$  es la potencia real consumida por la carga del nodo  $i$ , y  $P_{Loss}$  es la pérdida total de potencia de la red.  $Q_{Slack}$  es la potencia reactiva suministrada por la red principal,  $Q_{DGi}$  es la potencia reactiva suministrada por la GD ubicada en el nodo  $i$ ,  $Q_{Di}$  es la potencia reactiva consumida por la carga del nodo  $i$ , y  $Q_{Loss}$  es la pérdida total de potencia reactiva de la red.

La magnitud de la tensión del nodo  $i$ ,  $|V_i|$ , el valor mínimo de la magnitud de tensión del nodo  $i$ ,  $|V_i|^{\min}$ , y el valor máximo,  $|V_i|^{\max}$ , como se muestra en (17).

$$|V_i|^{\min} \leq |V_i| \leq |V_i|^{\max} \quad (17)$$

La potencia activa y reactiva suministrada por la GD es limitada por valores máximos y mínimos, como se define en (18) and (19).

$$P_{DG_i}^{\min} \leq P_{DG_i} \leq P_{DG_i}^{\max} \quad (18)$$

$$Q_{DG_i}^{\min} \leq Q_{DG_i} \leq Q_{DG_i}^{\max} \quad (19)$$

Donde,  $P_{DG_i}$  es la potencia activa del generador ubicado en el nodo  $i$ ,  $P_{DG_i}^{\min}$  es la mínima potencia activa del generador ubicado en el nodo  $i$ , y  $P_{DG_i}^{\max}$  es la máxima potencia activa del generador localizado en el nodo  $i$ .  $Q_{DG_i}$  es la potencia reactiva del generador ubicado en el nodo  $i$ ,  $Q_{DG_i}^{\min}$  es la mínima potencia reactiva del generador localizado en el nodo  $i$ , y  $Q_{DG_i}^{\max}$  es la máxima potencia reactiva suministrada por el generador localizado en el nodo  $i$ .

Por último, la corriente que circula a través de la red de distribución está limitada, como se muestra en (20) and (21).

$$i_{ij} \leq i_{ij}^{\max} \quad (20)$$

$$i_{ji} \leq i_{ji}^{\max} \quad (21)$$

Donde  $i_{ij}$  es la corriente que circula del nodo  $i$  al nodo  $j$ , e  $i_{ji}$  es la corriente que circula del nodo  $j$  al nodo  $i$ .  $i_{ij}^{\max}$  es la máxima corriente que puede circular del nodo  $i$  al nodo  $j$ , e  $i_{ji}^{\max}$  es la máxima corriente que puede circular del nodo  $j$  al nodo  $i$ .

$$P_i, P_j, Q_i, Q_j, P_{RDGi}, Q_{RDGi}, |V_i|, i_{ij}, P_{Slack}, P_{Loss}, Q_{Slack}, Q_{Loss} \in \{\mathbb{R}^+\} \cup \{0\} \quad (22)$$

$$i, j \in \{\mathbb{N}\}, \text{ y son los \u00edndices que representan los nodos de la red de distribuci\u00f3n} \quad (23)$$

## 3.2 Algoritmos

### 3.2.1 Codificaci\u00f3n de las soluciones

La Figura 7 muestra la codificaci\u00f3n usada para representar computacionalmente el problema de ubicaci\u00f3n \u00f3ptima de GD. El vector es formado por elementos que representan la potencia activa, la potencia reactiva y la ubicaci\u00f3n de la GD.

$x_1$	$y_1$	$z_1$	$x_2$	$y_2$	$z_2$	...	$x_d$	$y_d$	$z_d$	...	$x_{nd}$	$y_{nd}$	$z_{nd}$
-------	-------	-------	-------	-------	-------	-----	-------	-------	-------	-----	----------	----------	----------

Figura 7. Codificaci\u00f3n para el problema de ubicaci\u00f3n \u00f3ptima de generaci\u00f3n distribuida.

Donde  $x$ ,  $y$ , and  $z$  representan la potencia activa, la potencia reactiva y el nodo en que se localiza el generador, respectivamente. El n\u00famero de generadores se representa por  $nd$ .

### 3.2.2 Bat-inspired Algorithm (BA)

Este algoritmo est\u00e1 basado en la eco localizaci\u00f3n de los murci\u00e9lagos durante la b\u00fasqueda de presas [97]. Los pasos de este algoritmo son los siguientes:

#### Pseudoc\u00f3digo

Definir la frecuencia  $f_i$  usando (24), la tasa de pulso  $r_i$ , y el volumen  $A_i$ .

Inicializar la poblaci\u00f3n y las velocidades de los murci\u00e9lagos.

Evaluar la funci\u00f3n objetivo y seleccionar la mejor.

Usar la funci\u00f3n objetivo para jerarquizar las soluciones como  $F_{best}$ .

Mientras  $iter < iter^{max}$ :

Con la frecuencia definida en (24) y la velocidad definida en (25), encontrar la nueva soluci\u00f3n  $x_{new}$  usando (27)

Si  $rand > r_i$   
     Crear una nueva solución cercana a la mejor  
 Fin si  
 Usar vuelos aleatorios de los murciélagos para crear nuevas soluciones  
 Encontrar la nueva función objetivo  $F_{new}(x_{new})$   
 Si ( $F_{new} < F_{best}$  y  $rand < A_i$ )  
     Actualizar la solución  
 Fin si  
 Incrementar  $r_i$  y reducir  $A_i$   
 Jerarquizar las soluciones y actualizar la mejor  $F_{best}$   
 Fin mientras

La frecuencia  $f_i$  puede ser calculada usando (24), y la velocidad es definida usando (25) [98].

$$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min}) * \beta \quad (24)$$

$$v_i^k = v_i^{k-1} + (x_i^k - x_{best}) f_i \quad (25)$$

Donde  $f_{max}$  es la frecuencia máxima,  $f_{min}$  es la frecuencia mínima, y  $\beta$  es un número aleatorio usado para generar diferentes frecuencias.  $v_i^k$  es la velocidad del murciélago  $i$  en la iteración  $k$ ,  $v_i^{k-1}$  es la velocidad del murciélago  $i$  en la iteración  $k-1$ ,  $x_i^k$  es la posición del murciélago  $i$  en la iteración  $k$ , y  $x_{best}$  es la mejor posición de los murciélagos.

La nueva posición del murciélago  $i$ ,  $x_i^k$ , es actualizada después de adicionar la nueva velocidad,  $v_i^k$ , a la posición previa  $x_i^{k-1}$ , como se muestra en (26).

$$x_i^k = x_i^{k-1} + v_i^k \quad (26)$$

Este algoritmo converge rápidamente en soluciones de buena calidad obteniendo buenos resultados en pocas iteraciones [91], [92].

### 3.2.3 Particle Swarm Optimization (PSO)

Esta metaheurística se basa en el comportamiento social de las aves durante el vuelo. El algoritmo implementado en el presente trabajo está basado en [99]:

Pseudocódigo

Definir los parámetros del algoritmo.

Inicializar la población y las velocidades de las partículas.

Evaluar la función objetivo y seleccionar las mejores partículas.

Mientras que el número de iteraciones sea menor que  $nr$ , hacer:

    Actualizar la velocidad de todas las partículas usando (27).

    Actualizar la nueva posición de las partículas usando (28).

    Encontrar las nuevas mejores soluciones.

Fin mientras.

La velocidad de las partículas es calculada como se muestra en (27).

$$v_i^{k+1} = w * v_i^k + \varphi_1 * rand_1 * (pbest_i - x_i^k) + \varphi_2 * rand_2 * (g_i - x_i^k) \quad (27)$$

Donde  $v_i^{k+1}$  es la nueva velocidad de la partícula  $i$ ,  $w$  es el factor de inercia de la partícula  $i$ ,  $\varphi_1$  y  $\varphi_2$  son pesos que controlan los componentes cognitivo y social, y  $rand_1$  y  $rand_2$  son números aleatorios entre cero y uno.

La nueva posición de cada partícula es calculada usando la ecuación mostrada en (28).

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (28)$$

Donde  $x_i^{k+1}$  es la nueva posición de la partícula  $i$ ,  $x_i^k$  es la posición anterior de la partícula  $i$ , y  $v_i^{k+1}$  es la nueva velocidad.

### 3.2.4 Harmony Search (HS)

Esta metaheurística se basa en el comportamiento natural de los músicos que tocan instrumentos de manera conjunta logrando una armonía estética [100]. Este algoritmo puede explorar el espacio de soluciones factibles de un problema en un ambiente de optimización paralela.

Los pasos del algoritmo son definidos como sigue:

Pseudocódigo

Definir los parámetros iniciales.

Inicializar la población en el vector  $HM$ .

Jerarquizar las soluciones y seleccionar la mejor posicionada según la función objetivo  $F_{best}$ .

Mientras  $iter < iter^{max}$ :

    Generar una nueva solución  $x_{new}$ .

    Calcular la función objetivo de la nueva solución.

    Actualizar el vector  $HM$ .

    Actualizar el vector de mejor armonía.

    Jerarquizar las soluciones y seleccionar la mejor posicionada según la función objetivo  $F_{best}$ .

Fin mientras.

### 3.2.5 Water Cycle Algorithm (WCA)

De manera similar a otras técnicas metaheurísticas, este algoritmo se basa en poblaciones. Después de la evaluación inicial de la población, la mejor solución es

seleccionada como el mar. Otras soluciones son jerarquizadas como ríos y arroyos, continuando la búsqueda usando la dirección de los arroyos hacia los ríos, y los ríos hacia el mar [95].

Los pasos del algoritmo se muestran a continuación [95]:

Pseudocódigo

Escoger los parámetros iniciales  $Nsr$ ,  $dmax$ ,  $Npop$ , and  $Max\_iter$ .

Generar una población inicial aleatoria.

Formar las gotas de lluvia, ríos y mar iniciales [95].

Evaluar el costo de las gotas de lluvia y la intensidad del flujo de los ríos y el mar [95].

Mientras  $iter < itermax$ :

Cada corriente fluye hacia los ríos usando (29), y cada río fluye hacia el mar usando (30).

Cambiar la posición si la corriente está mejor posicionada que el río.

Cambiar la posición si el río está mejor posicionado que el mar.

Si la condición de evaporación es satisfecha.

Iniciar el proceso de lluvia con (32) y (33).

Fin si

Actualizar el valor de  $dmax$  con (27).

Fin mientras.

La nueva posición de las corrientes es calculada usando (29), y la posición de los ríos es actualizada usando (30).

$$x_{Stream}^{k+1} = x_{Stream}^k + rand * C * (x_{River}^k - x_{Stream}^k) \quad (29)$$

$$x_{River}^{k+1} = x_{River}^k + rand * C * (x_{Sea}^k - x_{River}^k) \quad (30)$$

Donde  $x_{Stream}^{k+1}$  es la nueva posición de la corriente,  $x_{Stream}^k$  es la actual posición de la corriente,  $x_{River}^{k+1}$  es la nueva posición del río,  $x_{River}^k$  es la actual posición del río,  $x_{Sea}^k$  es la actual posición del mar,  $rand$  es un número aleatorio uniformemente distribuido y  $C$  es un número entre 1 y 2.

La distancia entre el río y el mar,  $d_{max}$ , es actualizada después de cada iteración, como se define en (31) [95].

$$d_{max}^{k+1} = d_{max}^k + \frac{d_{max}^k}{\max \text{ iteration}} \quad (31)$$

El proceso de lluvia para las corrientes es realizado usando (32) y (33) [95].

$$x_{Stream}^{new} = LB + rand * (UB - LB) \quad (32)$$

$$x_{Stream}^{new} = x_{Sea} + \sqrt{\mu} * randn(1, N_{Var}) \quad (33)$$

Donde  $x_{Stream}^{new}$  es la nueva posición de la corriente generada aleatoriamente,  $x_{Sea}$  es la posición actual del mar,  $LB$  es el mínimo valor de la posición,  $UB$  es el máximo valor de la posición,  $\mu$  es un coeficiente que muestra el rango de búsqueda en la región cerca del mar, y  $randn$  es un número aleatorio.

Este algoritmo fue adaptado para solucionar el problema de ubicación óptima de GD en redes de distribución radiales. El algoritmo fue modificado para lograr condiciones similares que permitieran su comparación con otros algoritmos aplicados al mismo problema y además para acelerar la búsqueda de soluciones de buena calidad. El principal cambio realizado es la relocalización del proceso de condensación lo que permite que la evaluación para corrientes y ríos sea continua.

Los pasos del algoritmo modificado se muestran a continuación:



Pseudocódigo

Escoger los parámetros iniciales  $Nsr$ ,  $dmax$ ,  $Npop$ , and  $Max\_iter$ .

Generar una población inicial aleatoria.

Formar las gotas de lluvia, ríos y mar [95].

Mientras  $iter < iter^{max}$ :

    Para  $i=1:n$

        Si  $i$  es un río

            Si la evaporación del río es satisfecha

                Iniciar el proceso de lluvia con (34) y (35).

            Si no

                Cada río fluye hacia el mar usando (30).

                Cambiar posición si el río está mejor posicionado que el mar.

            Fin si

        Fin si

        Si  $i$  es una corriente

            Si la evaporación de la corriente es satisfecha

                Iniciar el proceso de lluvia con (32) y (33).

            Si no

                Cada corriente fluye hacia un río seleccionado aleatoriamente usando (29).

                Cambiar posición si la corriente está mejor posicionada que el río.

            Fin si

        Fin si

    Fin para

    Reducir el valor  $dmax$  con (31).

    Jerarquizar las soluciones y seleccionar la mejor posicionada  $F_{best}$

Fin mientras.

El proceso de lluvia hacia los ríos es conducido aleatoriamente usando (34) y (35) [95].

$$x_{River}^{new} = LB + rand * (UB - LB) \quad (34)$$

$$x_{River}^{new} = x_{sea} + \sqrt{\mu} * randn(1, N_{Var}) \quad (35)$$

Donde  $x_{River}^{new}$  es la nueva posición de la corriente generada aleatoriamente,  $x_{sea}$  es la actual posición del mar,  $LB$  es el valor mínimo de la posición,  $UB$  es el valor máximo de la posición,  $\mu$  es un coeficiente que muestra el rango de búsqueda en la región cercana al mar, y  $randn$  es un número aleatorio.

### 3.3 Simulaciones y pruebas

El algoritmo propuesto fue evaluado usando los problemas de 33 nodos y 69 nodos en redes de distribución radial con parámetros definidos en [101]–[103]. La información general de las redes de distribución usadas es presentada en la Tabla 5.

Tabla 5. Especificaciones de las redes de distribución.

Elementos	Problema de 33 nodos	Problema de 69 nodos
Nodos	33	69
Líneas	32	68
Slack	1	1
Transformadores	0	0
Cargas	32	49

La Figura 8 muestra el diagrama del problema de 33 nodos en redes de distribución radial [101], [102]. Este caso tiene una carga total de 3715 KW y 2300 kVAr y un suministro de potencia total de 3926 KW y 2443 kVAr. Los límites de tensión están definidos como  $V_{min} = 0.9$  p.u. y  $V_{max} = 1.1$  p.u.

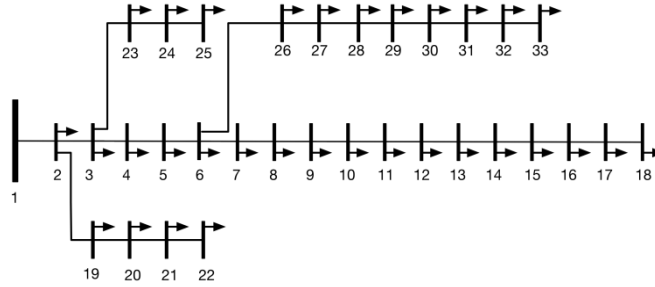


Figura 8. Caso 33 nodos red de distribución radial.

En la Figura 9 se muestra el problema de 69 nodos en redes de distribución radial [101], [103]. Esta red de distribución tiene una carga total de 4014 KW y 2845 kVAr al igual que una generación total de 4265 KW y 2957 kVAr. Los límites de tensión están definidos como  $V_{min} = 0.9$  p.u. y  $V_{max} = 1.1$  p.u.

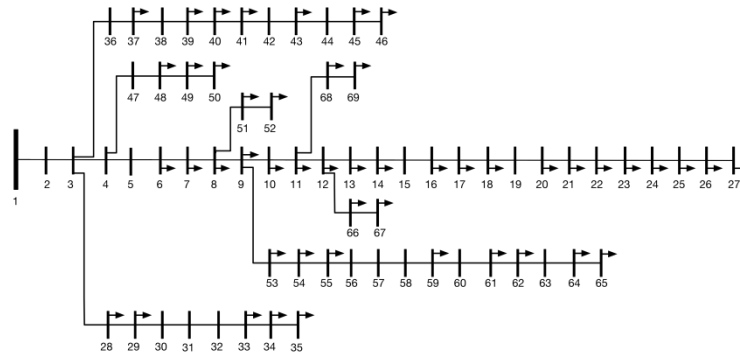


Figura 9. Caso 69 nodos red de distribución radial.

Estas dos redes de distribución radial fueron utilizadas para evaluar BA, PSO, HS, y WCA en la solución del problema objeto de estudio. Ambas redes de distribución tienen un nodo *slack* que no puede ser usado para ubicar GD, sin embargo, el resto de nodos son posibles candidatos.

Para la evaluación de los algoritmos, los casos de estudio consideran la localización y dimensionamiento de 5, 6 y 7 generadores. Los algoritmos se ejecutaron considerando 200 individuos, 500 iteraciones y 10 réplicas.

Con el fin lograr una adecuada comparación, todos los algoritmos evaluados usaron la misma población aleatoria inicial.

### 3.4 Resultados

La Tabla 6 muestra los resultados obtenidos en la evaluación de PSO, BA, HS, y WCA. De acuerdo con el experimento realizado, se obtuvieron reducciones similares de pérdidas de potencia en todos los algoritmos evaluados.

En esta Tabla, *Caso* se refiere a la red de distribución, *Gen* es el número de generadores, *Alg* es el algoritmo usado, *Ptot* es la potencia total instalada, *Ploss* es la función objetivo de pérdidas de potencia y *Pos* es la jerarquización de las soluciones.

Tabla 6. Resultados de los algoritmos para los problemas de 33 nodos y 69 nodos en redes de distribución radial.

Caso	Gen	Alg	Nodos	Ptot (kW)	Ploss (kW)	Pos	
33-nodos	0	-	0	0	210.9	-	
	5	PSO	14 30 32 24 7	3396.3	35.50	4	
		BA	14 30 32 24 7	3442.3	35.46	2	
		HS	6 31 15 24 10	3452.6	35.49	3	
		WCA	32 30 24 14 7	3429.5	35.44	1	
	6	PSO	6 9 30 32 15 24	3480.3	34.32	2	
		BA	30 10 25 32 6 16	3468.9	34.40	3	
		HS	32 25 30 12 14 7	3346.0	35.03	4	
		WCA	7 30 24 16 11 32	3452.9	34.21	1	
	7	PSO	7 10 15 21 24 30 32	3494.6	33.56	3	
		BA	24 25 16 30 6 11 32	3488.4	33.06	2	
		HS	7 25 29 14 9 24 32	3631.2	33.96	4	
		WCA	10 32 16 24 21 6 30	3708.0	33.03	1	
	69-nodos	0	-	0	0.0	265.0	-
		5	PSO	50 12 61 69 23	3725.7	37.47	4
			BA	12 50 61 53 22	4111.9	37.38	3
HS			8 12 61 49 23	3872.2	37.13	2	
WCA			61 11 49 25 18	4072.2	37.13	1	
6		PSO	23 67 11 50 65 61	3441.4	37.28	4	
		BA	61 50 15 64 24 10	3674.5	37.04	2	
		HS	44 12 8 50 23 61	3520.2	37.11	3	
		WCA	50 25 9 61 17 12	3695.9	36.81	1	
7		PSO	2 27 38 50 22 11 61	3756.3	37.39	4	
		BA	2 11 22 49 57 61 64	4797.8	36.96	2	
		HS	64 68 11 6 50 61 23	4068.3	37.14	3	
		WCA	64 17 61 11 8 25 50	4086.0	36.22	1	

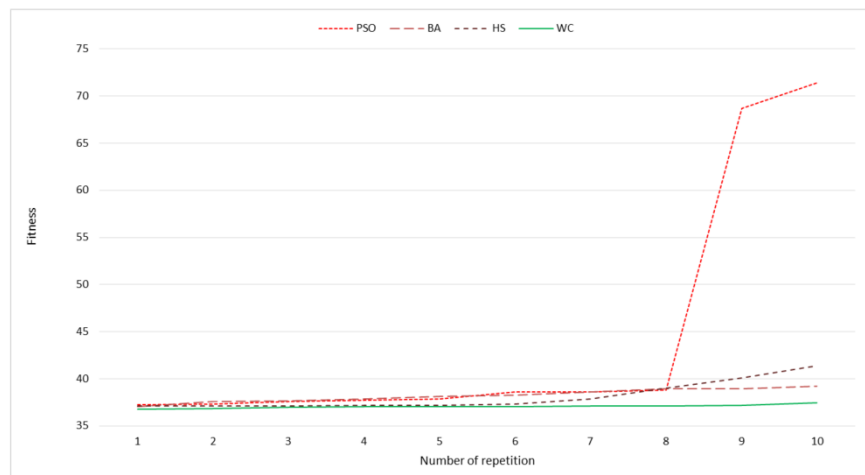
Después de la realización de 10 réplicas el WCA modificado propuesto en este trabajo encontró las mejores soluciones para la mayoría de los casos estudiados.

En el caso de BA, dicho algoritmo obtuvo buenas soluciones en la mayoría de los casos estudiados confirmando los resultados obtenidos en [92]. HS encontró los mejores resultados para el problema de 69 nodos, confirmando sus ventajas en la solución de problemas de gran tamaño.

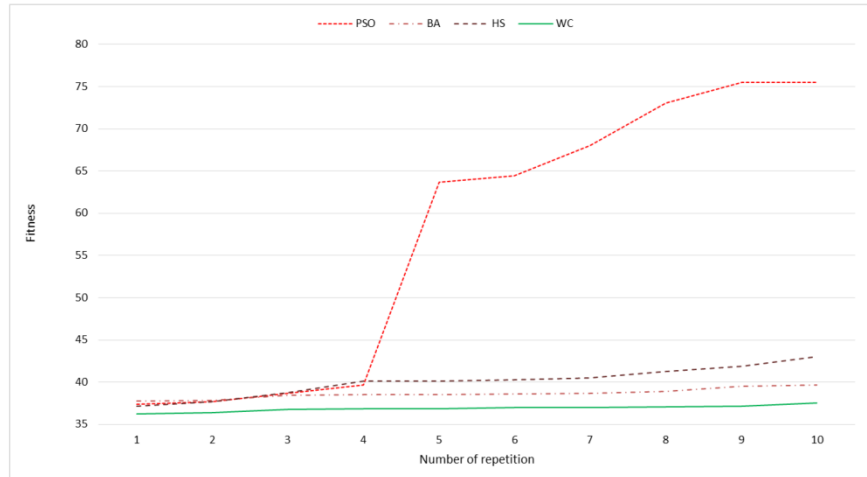
Para el problema de 33 nodos, la localización de 5 generadores no presentó complicaciones para los algoritmos evaluados, encontrando similares reducciones de pérdidas de potencia. Para 6 generadores PSO, BA, y WCA obtuvieron similares reducciones de pérdidas de potencia. Para 7 generadores, el WCA modificado obtiene las mejores soluciones, seguido por PSO, BA, y HS.

Para el problema de 69 nodos, el WCA modificado encontró las mejores soluciones para todos los casos estudiados, HS y BA encontraron buenas soluciones y PSO obtuvo los peores resultados. Para el caso de ubicación de 5 generadores los algoritmos no presentaron ningún problema, encontrando soluciones similares. Para 6 generadores, el WCA modificado obtiene los mejores resultados, seguido por los buenos resultados de BA, HS, y PSO. Para 7 generadores, el WCA propuesto obtiene las mejores soluciones, seguido por BA, HS, y PSO.

Las Figuras 10a y 10b muestran las soluciones de los algoritmos para las 10 réplicas en los problemas de 33 y 69 nodos, respectivamente. En estas figuras, el *fitness* es usado para comparar los algoritmos y es organizado de menor a mayor en cada algoritmo.



(a)



(b)

Figura 10. Mejor solución para cada repetición en (a) el problema de 33 nodos y (b) en el problema de 69 nodos.

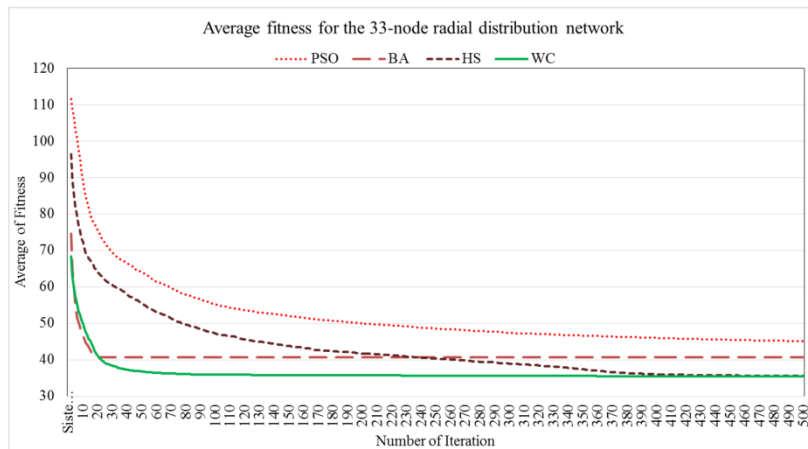
PSO encontró mejores resultados para el problema de 33 nodos que para el de 69 nodos y algunas réplicas de este algoritmo muestran que los resultados obtenidos por el mismo son altos, creando dudas sobre la calidad de las soluciones obtenidas para estos problemas.

HS encontró buenas soluciones para un gran número de casos, pero las soluciones no siempre fueron buenas. HS obtuvo buenas soluciones para el problema de 33 nodos, pero para el problema de 69 nodos obtuvo soluciones de baja calidad en comparación con los demás algoritmos usados.

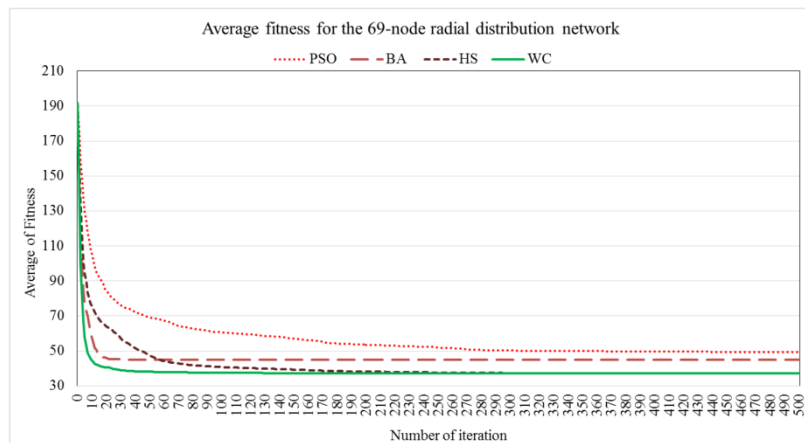
Aunque algunas de las soluciones encontradas por este algoritmo son más altas que las mejores soluciones, BA encontró buenas soluciones en todas las réplicas, confirmando que es un buen método de solución para este problema.

El WCA modificado encuentra las mejores soluciones en todas las réplicas para ambos problemas. Los resultados demuestran que este algoritmo siempre obtuvo el menor valor de pérdidas de potencia en todas las repeticiones.

Las Figuras 11a y 11b muestran la convergencia de los algoritmos evaluados para los problemas de 33 y 69 nodos en redes de distribución radial, respectivamente. Estas gráficas fueron elaboradas usando la media de las soluciones obtenidas en cada iteración para cada uno de los algoritmos evaluados y durante la realización de 500 iteraciones.



(a)



(b)

Figura 11. Convergencia de los algoritmos en (a) el problema de 33 nodos y (b) el problema de 69 nodos.

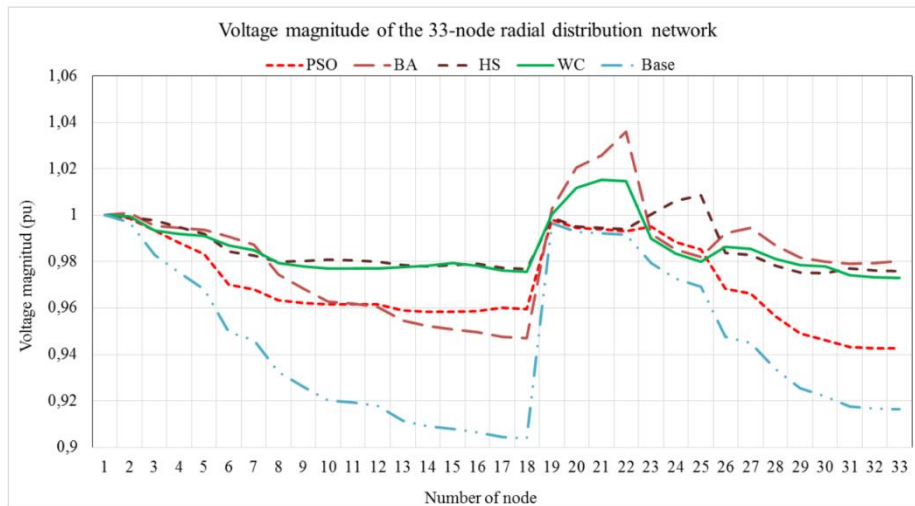
El promedio de las soluciones obtenidas por PSO es alto durante las iteraciones realizadas, como es mostrado en anteriores trabajos [91], [92]. BA redujo rápidamente el promedio del *fitness*, pero luego reduce en gran medida la velocidad de mejora de las soluciones. HS necesitó un gran número de iteraciones para



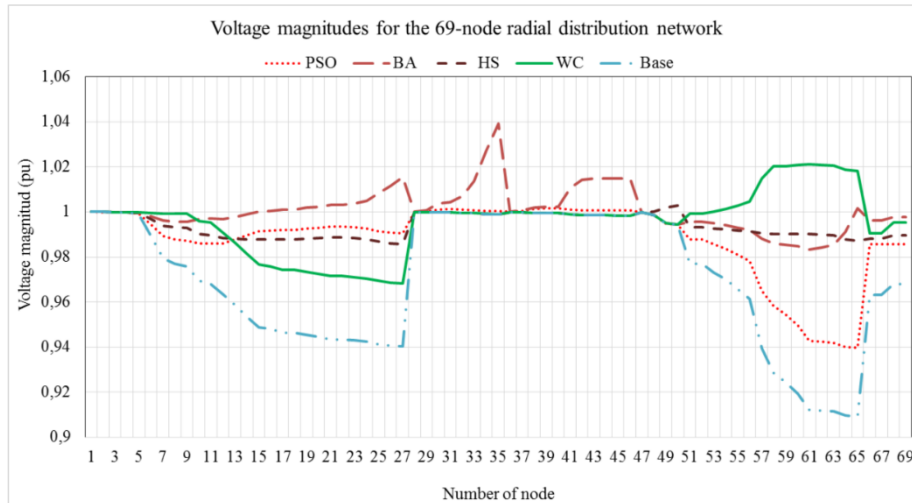
encontrar buenas soluciones, mientras que WCA encontró rápidamente la mejor solución.

Comparando el desempeño de los algoritmos en los diferentes casos evaluados podemos observar que todos obtuvieron resultados similares, pero el WCA modificado es el algoritmo que obtiene soluciones de mejor calidad y el que converge más rápidamente a las mejores soluciones.

En las Figuras 12a y 12b se muestran las magnitudes de tensión de los problemas de 33 y 69 nodos, respectivamente.



(a)



(b)

Figura 12. Magnitudes de la tensión para (a) el problema de 33 nodos y (b) el problema de 69 nodos.

Las soluciones muestran que la GD mejora las magnitudes de tensión de los nodos en la red de distribución. Para ambos problemas, las magnitudes de la tensión mejoran con las soluciones propuestas por cada algoritmo. El WCA modificado y HS encuentran similares mejoras de las magnitudes de tensión para la mayoría de los nodos del problema de 33 nodos, con diferencias en los nodos 19 al 25. Para el problema de 69 nodos, la solución de WCA modificado tuvo diferencias frente a los demás algoritmos, mostrando muy buenos resultados del nodo 51 al 65.

### 3.5 Conclusiones

PSO, BA, HS y el WCA modificado fueron usados para la solución del problema de ubicación óptima de generación distribuida para dos redes de distribución. Las pruebas realizadas muestran que el WCA modificado obtiene los mejores resultados en la mayoría de los casos evaluados.

La evaluación de la convergencia de los algoritmos, sugiere que el algoritmo WCA modificado es una buena técnica para la solución del problema objeto de estudio en tiempos de computo razonablemente bajos. BA muestra una adecuada

convergencia hacia buenas soluciones, pero presenta problemas de convergencia prematura lo que implica que queda atrapado en óptimos locales afectando la calidad de la solución obtenida. HS mostró una convergencia más lenta, pero el WCA modificado alcanzó las mejores soluciones para las redes de distribución. PSO tuvo cierta dificultad en la mejora de las soluciones durante el experimento realizado.

Las pruebas realizadas muestran que el WCA modificado encontró buenos resultados para todos los escenarios y soluciones mínimas similares en todas las réplicas realizadas. Otros algoritmos tales como BA y HS encontraron buenos resultados para la mayoría de los casos con un ligero aumento de la función objetivo. PSO obtuvo algunas buenas soluciones, especialmente para la red de distribución más pequeña, pero algunas soluciones tenían un valor de función objetivo alto, especialmente para la red de distribución con mayor número de nodos.

## 4. UBICACIÓN ÓPTIMA MULTI OBJETIVO DE GENERACIÓN RENOVABLE DISTRIBUIDA (GRD)

### 4.1 Introducción

Las energías renovables son importantes fuentes que ayudan a reducir las pérdidas de energía de las redes de distribución, mejorando las magnitudes de tensión, la calidad de la energía, la congestión de la red y otros problemas. La ubicación de generación renovable distribuida GRD es una buena alternativa para reducir las pérdidas de potencia, pero debido a la naturaleza combinatoria del problema, las técnicas de optimización convencionales requieren gran capacidad de cálculo para la solución del problema en grandes redes [20].

La literatura especializada reporta algunos algoritmos metaheurísticos orientados a la solución de problemas de ingeniería. Estos algoritmos han resuelto problemas en campos como las matemáticas, las ingenierías mecánica, electrónica, eléctrica, entre otras. Algunos de los algoritmos más estudiados e implementados son: *Firefly Algorithm* (FA), *Artificial Bee Colony* (ABC), *Particle Swarm Optimization* (PSO), *Cuckoo search* (CS), *Bat-inspired algorithm* (BA) y *Harmony search* (HS).

Debido a su gran complejidad, para la solución del problema de ubicación de GD es común la utilización de algoritmos metaheurísticos como: *particle swarm optimization* (PSO) [26], [50], [88], [89], *the ant colony* (AC) [19], [52], *the evolutionary algorithm* (EA) [27], [38], [90], *simulated annealing* (SA) [29], [43], [44], entre otros. Sin embargo, la solución del problema de ubicación de GD sigue siendo un problema abierto.

Por ello, en el presente capítulo se proponen y evalúan algoritmos basados en metaheurísticas como HS que tiene la capacidad de generar nuevas soluciones considerando soluciones previas, ofreciendo gran cantidad de combinaciones lo que mejora su capacidad de obtener buenas soluciones [104], siendo esto una ventaja

en la ubicación de GD [93], [94]. CS ha sido aplicado para minimizar las pérdidas de potencia [105], mejorar la eficiencia energética y disminuir los costos de operación. BA también ha sido aplicado para resolver el problema de ubicación óptima de GD, obteniendo buenos resultados [91], [92].

Por ello, esta sección se enfoca en la evaluación del desempeño de CS, BA y HS para solucionar el problema de ubicación óptima de GRD en redes de distribución. Por tanto, se propuso una función multiobjetivo que minimiza las pérdidas de energía y los costos de la energía renovable, que permita la comparación de las soluciones de los algoritmos evaluados.

Los resultados de esta sección (Producto 3) permitirán contar con un conjunto de algoritmos metaheurísticos con buen desempeño en la solución del problema objeto de estudio y que además permitan la solución de las modelaciones del problema propuestas en los capítulos posteriores del presente trabajo. Es decir, los algoritmos evaluados no solo constituyen una alternativa en la solución del problema objeto de estudio, sino que serán parte de los métodos de solución necesarios para la aplicación de las modelaciones del problema propuestas en la presente tesis.

## 4.2 Modelación del problema

La función objetivo del problema ha sido definida como la minimización de las pérdidas de potencia y el costo total anual relacionado con las energías renovables ubicadas en la red de distribución, como se muestra en (36).

$$OF = Min(w_1 * E_{Losses-a} + w_2 * TC_a) \quad (36)$$

Donde  $w_1$  y  $w_2$  son constantes que determinan la importancia relativa de cada uno de los objetivos usados para encontrar las mejores soluciones.  $E_{Loss-a}$  son las pérdidas totales anuales de potencia y  $TC_a$  es el costo total anual de la energía renovable.

Las variables de decisión del problema son:

$P_i$  = Potencia activa inyectada en el nodo  $i$

$P_j$  = Potencia activa inyectada en el nodo  $j$

$Q_i$  = Potencia reactiva inyectada en el nodo  $i$

$Q_j$  = Potencia reactiva inyectada en el nodo  $j$

Las pérdidas de potencia afectan el funcionamiento de las redes de distribución al reducir la eficiencia energética, afectada por la resistencia y la reactancia que se presenta en las líneas y transformadores. Las pérdidas de potencia en una red de distribución pueden ser calculadas como se muestra en (37) [96].

$$P_{Losses} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n A_{ij}(P_i P_j + Q_i Q_j) + B_{ij}(Q_i P_j + P_i Q_j) \quad (37)$$

Donde,  $P_i$  y  $Q_i$  son la potencia activa y reactiva inyectada en el bus  $i$ , respectivamente.  $P_j$  y  $Q_j$  son la potencia activa y reactiva inyectada en el bus  $j$ , respectivamente. Los parámetros  $A_{ij}$  y  $B_{ij}$  son definidas en (38) y (39).

$$A_{ij} = \frac{R_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j)}{V_i V_j} \quad (38)$$

$$B_{ij} = \frac{R_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)}{V_i V_j} \quad (39)$$

Donde,  $R_{ij}$  es la resistencia del ramal entre el nodo  $i$  y  $j$ .  $V_i$  y  $\delta_i$  son la magnitud y el ángulo de la tensión del nodo  $i$ , respectivamente.  $V_j$  y  $\delta_j$  son la magnitud y el ángulo de la tensión del nodo  $j$ , respectivamente.

Las pérdidas totales de energía al año son calculadas como la suma de las pérdidas de potencia de los días de un año como se muestra en (40) [80].

$$E_{Losses-a} = \sum_{h=1}^{24h} (P_{Losses-h}) * 365 \quad (40)$$

Donde,  $E_{Loss-a}$  son las pérdidas anuales de potencia,  $P_{Loss-h}$  es la pérdida de potencia de cada hora,  $h$  es la hora.  $E_{Loss-a}$  es usado en la función objetivo para mejorar la eficiencia energética de la red usando GRD.

El costo total anual es calculado como la suma de los costos individuales como es definido en (41) [42].

$$TC_a = \sum_{i=1}^n MC_i + OC_i + IC_i \quad (41)$$

Donde  $TC_a$  es el costo total anual,  $MC$  es el costo anual de mantenimiento,  $OC$  es el costo anual de operación e  $IC$  es el costo anual de inversión. El costo anual de mantenimiento y operación de la energía solar fue asumido como 21 \$/kW-año y el costo anual de mantenimiento y operación de la energía eólica fue asumido como 28 \$/kW-año [106], [107].

El costo de inversión de la energía renovable,  $IC$ , fue obtenido usando (42) [42].

$$IC = I * (1 + int)^{pe} \left[ \frac{int}{(1 + int)^{pe} - 1} \right] \quad (42)$$

Donde,  $I$  es la inversión en paneles fotovoltaicos o turbinas aerogeneradoras,  $int$  es la tasa de interés, y  $pe$  es el horizonte de planificación el cual fue asumido como de 10 años.

La función objetivo está sujeta al balance de potencia activa como se muestra en (43).

$$P_{Slack} + \sum_{i=1}^n P_{RDGi} = \sum_{i=1}^n P_{Di} + P_{Losses} \quad (43)$$

Donde  $P_{Slack}$  es la potencia activa suministrada por el slack,  $P_{DG_i}$  es la potencia activa suministrada por la GRD,  $P_{D_i}$  es la demanda del nodo  $i$ , y  $P_{Losses}$  son las pérdidas totales de potencia activa de la red.

De igual manera, la función objetivo está sujeta al balance de potencia reactiva como se muestra en (44).

$$Q_{Slack} + \sum_{i=1}^n Q_{RDGi} = \sum_{i=1}^n Q_{D_i} + Q_{Losses} \quad (44)$$

Donde  $Q_{Slack}$  es la potencia reactiva que suministra el slack,  $Q_{DG_i}$  es la potencia reactiva de la GRD ubicada en el nodo  $i$ ,  $Q_{D_i}$  es la potencia reactiva de la carga localizada en el nodo  $i$ , y  $Q_{Losses}$  son las pérdidas de potencia reactiva de la red.

La magnitud de la tensión de cada nodo debe ser mantenida entre un valor mínimo y uno máximo, como se expresa en (45).

$$|V_i|^{\min} \leq |V_i| \leq |V_i|^{\max} \quad (45)$$

Donde  $|V_i|$  es la magnitud de la tensión en el nodo  $i$ ,  $|V_i|^{\min}$  es la tensión mínima del nodo  $i$ , y  $|V_i|^{\max}$  es la tensión máxima del nodo  $i$ .

Todas las soluciones al problema deben cumplir los límites de potencia activa y reactiva, como se muestra en (46) and (47).

$$P_{RDGi}^{\min} \leq P_{RDGi} \leq P_{RDGi}^{\max} \quad (46)$$

$$Q_{RDGi}^{\min} \leq Q_{RDGi} \leq Q_{RDGi}^{\max} \quad (47)$$



Donde  $P_{RDGi}$  es la potencia activa de la GRD,  $P_{RDGi}^{\min}$  es la mínima potencia activa de la GRD suministrada en el nodo  $i$ , y  $P_{RDGi}^{\max}$  es la máxima potencia activa de la GRD suministrada en el nodo  $i$ .  $Q_{RDGi}$  es la potencia reactiva de la GRD en el nodo  $i$ ,  $Q_{RDGi}^{\min}$  es la mínima potencia reactiva de la GRD suministrada en el nodo  $i$ , y  $Q_{RDGi}^{\max}$  es la máxima potencia reactiva de la GRD suministrada en el nodo  $i$ .

También han sido definidas restricciones para las líneas de la red, considerando la máxima corriente circulante, como se muestra en (48) y (49).

$$i_{ij} \leq i_{ij}^{\max} \quad (48)$$

$$i_{ji} \leq i_{ji}^{\max} \quad (49)$$

Donde  $i_{ij}$  es la corriente que circula del nodo  $i$  al nodo  $j$  y  $i_{ij}^{\max}$  es la máxima corriente que puede circular del nodo  $i$  al nodo  $j$ .  $i_{ji}$  es la corriente que circula del nodo  $j$  al nodo  $i$  y  $i_{ji}^{\max}$  es la máxima corriente que puede circular del nodo  $j$  al nodo  $i$ .

$$P_i, P_j, Q_i, Q_j, P_{RDGi}, Q_{RDGi}, |V_i|, i_{ij}, P_{Slack}, P_{Loss}, Q_{Slack}, Q_{Loss} \in \{\mathbb{R}^+\} \cup \{0\} \quad (50)$$

$$i, j \in \{\mathbb{N}\}, \text{ y son los índices que representan los nodos de la red de distribución} \quad (51)$$

#### 4.2.1 Datos de carga

La carga fue modelada de acuerdo a la curva típica de consumo del sistema de distribución, como se muestra en la Figura 13.

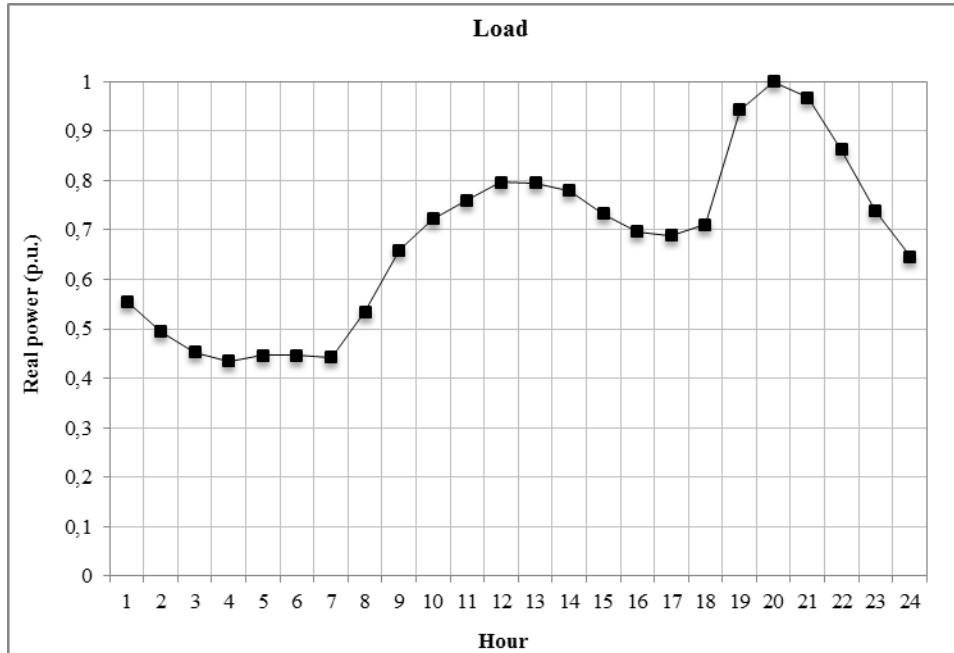


Figura 13. Curva de carga durante un día.

Las cargas fueron modeladas con potencia constante para las diferentes horas del día.

#### 4.2.2 Datos de energía eólica

Las turbinas eólicas transforman energía mecánica en energía eléctrica. En este trabajo las variables de entrada del generador eólico fueron modeladas como velocidad del viento y transformadas en energía eléctrica según lo realizado por una típica turbina eólica. La Figura 14 muestra la curva de velocidad del viento usada como entrada para el generador eólico [108].

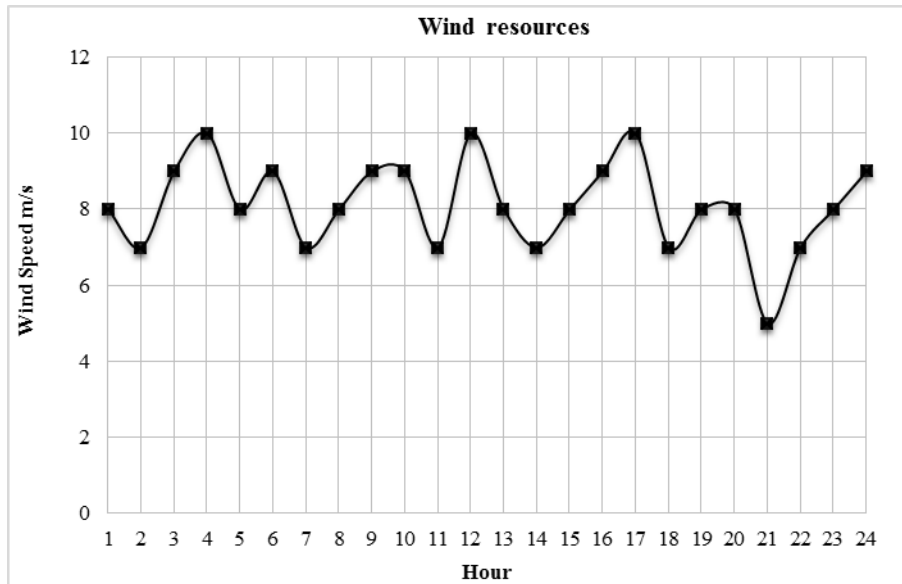


Figura 14. Curva de recursos eólicos por día.

La potencia activa y reactiva obtenida de las turbinas fue modelada con potencia constante con el flujo de carga, considerando variación de la producción de acuerdo a los recursos naturales disponibles cada día.

#### 4.2.3 Datos de energía solar

La Figura 15 muestra los recursos solares por hora y fueron usados para obtener la potencia activa de los paneles fotovoltaicos. Estos datos fueron obtenidos de mediciones solares locales [109].

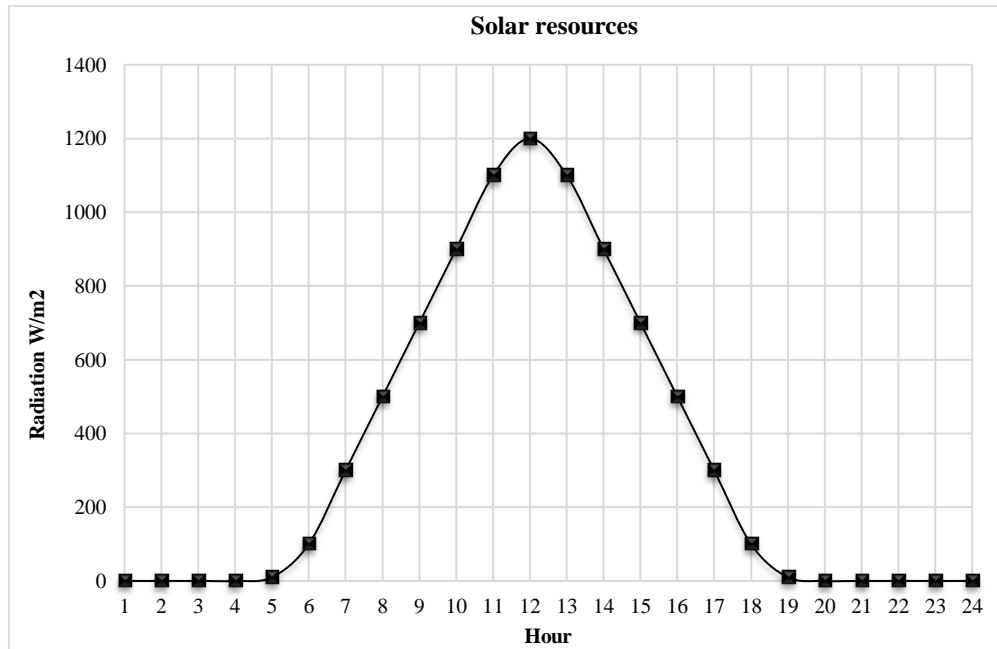


Figura 15. Curva de recursos solares por día.

La potencia activa obtenida de los paneles fotovoltaicos fue modelada usando potencia constante por el flujo de potencia, de acuerdo a los recursos naturales disponibles.

### 4.3 Algoritmos

Los algoritmos metaheurísticos han obtenidos excelentes resultados en el solución de problemas en matemáticas, ingeniería y otras áreas [110]. Dos funciones importantes en el proceso de búsqueda de algoritmos de este tipo son la intensificación y diversificación [111]. La intensificación se enfoca en la búsqueda exhaustiva en una región para la explotación de cualquier dato o información que permita obtener la mejor solución de dicha región. La diversificación se relaciona con la capacidad del algoritmo de identificar regiones con soluciones de alta calidad en todo el espacio de búsqueda [100], [112].

La Figura 16 muestra la codificación de las soluciones, usada en el presente trabajo para abordar el problema objeto de estudio de la presente sección.

$x_1$	$y_1$	$z_1$	$x_2$	$y_2$	$z_2$	...	$x_i$	$y_i$	$z_i$	...	$x_n$	$y_n$	$z_n$
-------	-------	-------	-------	-------	-------	-----	-------	-------	-------	-----	-------	-------	-------

Figura 16. Codificación del problema de ubicación óptima de GRD.

Donde,  $z_i$  es el número del nodo donde se ubican generadores renovables,  $i=\{1,2,\dots,n\}$ .  $n$  es el número de elementos ubicados,  $x_i$  es el número de paneles fotovoltaicos,  $y_i$  es el número de turbinas eólicas.

#### 4.3.1 Cuckoo search (CS)

Este algoritmo de optimización presentado en [113], es basado en el comportamiento instintivo del pájaro cuco. Este es una clase de ave parásita que pone sus huevos en los nidos de otras aves para que sean adoptados por otras especies como propios. El pájaro cuco ha desarrollado estrategias de imitación de los huevos y canto de otras aves, con el fin de no ser descubierto [112].

La implementación de *cuckoo search* en problemas de optimización, más específicamente en el área de ingeniería ha mostrado importantes resultados comparado con otros métodos bioinspirados. El código de computador simula el comportamiento de esta especie siendo cada huevo una nueva solución y cada nido representa un conjunto de nuevas soluciones. Los pasos del algoritmo son [113]:

Pseudocódigo

Generar la población inicial de  $n$  nidos.

Obtener un cuco aleatorio y su localización usando vuelos Levy.

Evaluar el *fitness*  $F_i$  en el punto localizado.

Un nido aleatorio es seleccionado de entre  $n$ , y se realiza la evaluación del *fitness*

$F_j$ .

Si  $F_i > F_j$

Reemplace la nueva solución  $F_j$ .

Fin si

La principal característica de este algoritmo es la simplicidad para aplicarlo a un problema específico, ya que su buen desempeño se logra por el vuelo Lévy, el cual determina la distancia al nido de acuerdo con (52).

$$X_{t+1} = X_t + sE_t \quad (52)$$

Donde,  $X_{t+1}$  es la nueva posición,  $X_t$  es la posición actual, y  $E_t$  es obtenido mediante una distribución normal estándar para las búsquedas aleatorias de n nidos.

#### 4.3.2 Bat-inspired algorithm (BA)

Este algoritmo es basado en el comportamiento de los murciélagos y su técnica de eco localización [98]. El eco es usado por los murciélagos para identificar, localizar objetos, y evadir obstáculos durante el vuelo. Durante el proceso de eco localización los murciélagos emiten sonidos de alta frecuencia que rebotan en los objetos ayudando a los animales a determinar el tamaño, forma y posición de los objetos y permitir el vuelo [98]. El algoritmo fue propuesto por [97] y los pasos que lo componen se presentan a continuación:

Pseudocódigo

Generar la población inicial de murciélagos

Generar la velocidad de los murciélagos usando (54).

Iniciar la frecuencia  $f_i$ , el pulso  $r_i$  y la intensidad  $A_i$ .

Calcular la función objetivo de cada murciélago  $i$ .

Usar la función objetivo para ordenar las soluciones  $F_{best}$

Mientras  $iter < iter_{max}$

    Encontrar nuevas soluciones  $x_{new}$  usando la frecuencia y la velocidad

    Si  $rand > r_i$

        Crear una nueva solución cercana a la mejor

Fin si

Usar vuelos aleatorios para crear nuevas soluciones

Calcular la función objetivo para la nueva solución  $F_{new}(x_{new})$

Si ( $F_{new} < F_{best}$  y  $rand < A_i$ )

    Actualizar la solución

Fin si

Incrementar  $r_i$  y reducir  $A_i$

Ordenar las soluciones según la función objetivo y actualizar la mejor solución

$F_{best}$

Fin mientras

La frecuencia  $f_i$  puede ser calculada usando (53) y la velocidad es actualizada usando (54) [98].

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) * b \quad (53)$$

$$v_i^k = v_i^{k-1} + (x_i^k - x_{best}) f_i \quad (54)$$

Donde  $f_{max}$  es la frecuencia máxima,  $f_{min}$  es la frecuencia mínima y  $\beta$  es un número aleatorio normalmente distribuido usado para generar diferentes frecuencias.  $v_i^k$  es la velocidad del murciélago  $i$  en la iteración  $k$ ,  $v_i^{k-1}$  es la velocidad del murciélago  $i$  en la iteración  $k-1$ ,  $x_i^k$  es la posición del murciélago  $i$  en la iteración  $k$ , y  $x_{best}$  es la mejor posición de los murciélagos.

La nueva posición de la partícula  $x_i^k$ , es calculada en función de la nueva velocidad  $v_i^k$  y la posición previa  $x_i^{k-1}$ , como se muestra en (55).

$$x_i^k = x_i^{k-1} + v_i^k \quad (55)$$

### 4.3.3 Harmony search (HS)

Este algoritmo metaheurístico se basa en el comportamiento de los músicos cuando cooperan y crean fantásticas armonías. Sus características le permiten al algoritmo explorar el espacio de búsqueda en un entorno de optimización en paralelo, generando cada armonía (solución al problema) de manera inteligente mediante la exploración y explotación de dicho espacio. Los pasos del algoritmo son [100]:

Pseudocódigo

Definir los parámetros del algoritmo

Definir la población inicial del vector  $HM$

Organizar y seleccionar las mejores soluciones usando la evaluación de la función objetivo  $F_{best}$

Mientras  $iter < iter_{max}$

    Generar nueva solución  $x_{new}$

    Calcular la nueva función objetivo

    Actualizar el vector  $HM$

    Actualizar el vector de mejor armonía

    Organizar y seleccionar la mejor solución  $F_{best}$

Fin mientras

### 4.4 Redes de distribución radial

El problema de 33 nodos en redes de distribución radial fue usado para evaluar la capacidad de los algoritmos de minimizar las pérdidas de potencia y los costos [101]–[103]. Las especificaciones de esta red de distribución se presentan en la Tabla 7.



Tabla 7. Especificaciones de la red de distribución.

<i>Elementos</i>	<i>Red de 33-nodos</i>
Nodos	33
Líneas	32
Nodos de alimentación	1
Transformadores	0
Cargas	32

El problema de 33 nodos en redes de distribución radial tiene 33 subestaciones, es decir, 1 alimentador y 32 nodos para posible ubicación de GRD, como se muestra en la Figura 17 [101], [102]. Se consideró una carga de 3715 KW y 2300 kVAr y una potencia generada de 3926 KW y 2443 kVAr. Las magnitudes mínima y máxima de tensión para todos los nodos fueron definida como  $V_{min}=0.9$  p.u. y  $V_{max}=1.1$  p.u., respectivamente.

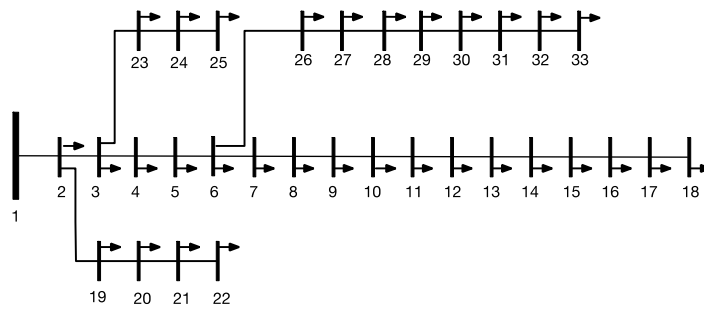


Figura 17. Red de distribución radial de 33 nodos.

La anterior red de distribución fue usada para evaluar el desempeño de los algoritmos CS, BA y HS en la instalación de GRD.

## 4.5 Simulaciones

En cada solución encontrada por los algoritmos usados en la solución del problema, se evalúan las pérdidas anuales de energía y los costos anuales de energía renovable con el fin de determinar la mejor ubicación de la GRD. Para evaluar los algoritmos se usaron 28 casos con diversas combinaciones de tipo de GRD y los pesos de la función objetivo. Los parámetros de búsqueda fueron de 200 soluciones en la población y 500 iteraciones.

## 4.6 Resultados

La Figura 18 muestra el comportamiento de los algoritmos utilizados en esta sección para la reducción de la función objetivo con pesos definidos como  $w_1=1$  y  $w_2=0.1$ .

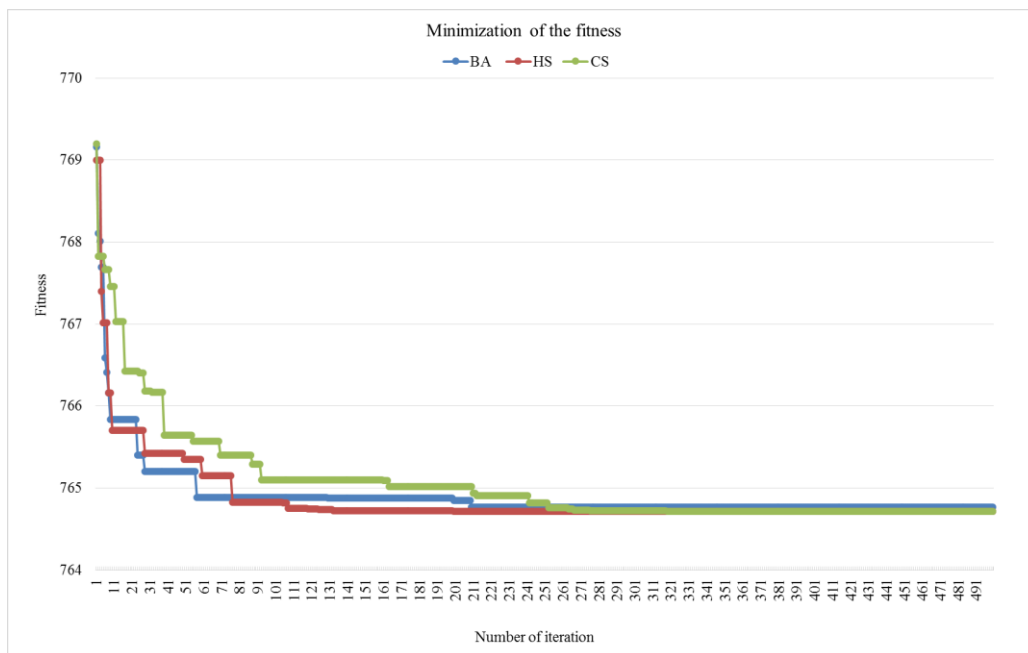


Figura 18. Reducción de la función objetivo en la red de distribución radial de 33 nodos.

En la anterior figura se observa que los algoritmos reducen la función objetivo a diferentes velocidades, pero finalmente todos encuentran la mejor solución. Aunque CS es más lento que los demás algoritmos, es capaz de encontrar la mejor solución en la iteración 250. BA encuentra rápidamente buenas soluciones, pero en algunos

puntos este algoritmo queda fácilmente atrapado en óptimos locales. HS realiza una reducción continua de la función objetivo encontrando después de pocas iteraciones los mejores valores.

A continuación, en la Figura 19 se muestran los resultados de los algoritmos multiobjetivo para la ubicación óptima de generación solar distribuida en la red. Esta figura muestra la evaluación para diferentes pesos en el frente de Pareto.

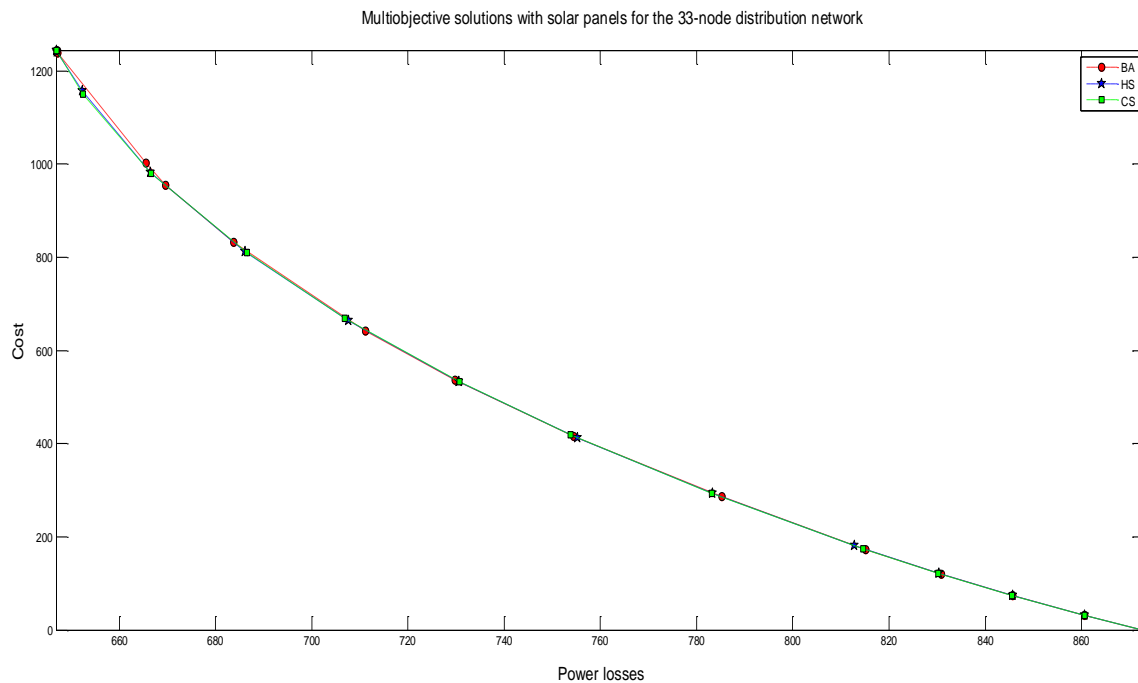


Figura 19. Resultados de la ubicación de generación solar para red de distribución radial de 33 nodos.

Los algoritmos obtuvieron resultados similares en la búsqueda de las mejores soluciones, lo cual se observa en la similitud de los frentes de Pareto encontrados. Es importante resaltar que cuando el costo total es bajo, los resultados obtenidos por los algoritmos son muy similares. Sin embargo, cuando el costo total se incrementa se notan diferencias en las soluciones obtenidas por los algoritmos usados en la presente sección.

La Figura 20 muestra los resultados de los algoritmos al ubicar y dimensionar turbinas eólicas en la red de distribución, usando frentes de Pareto.

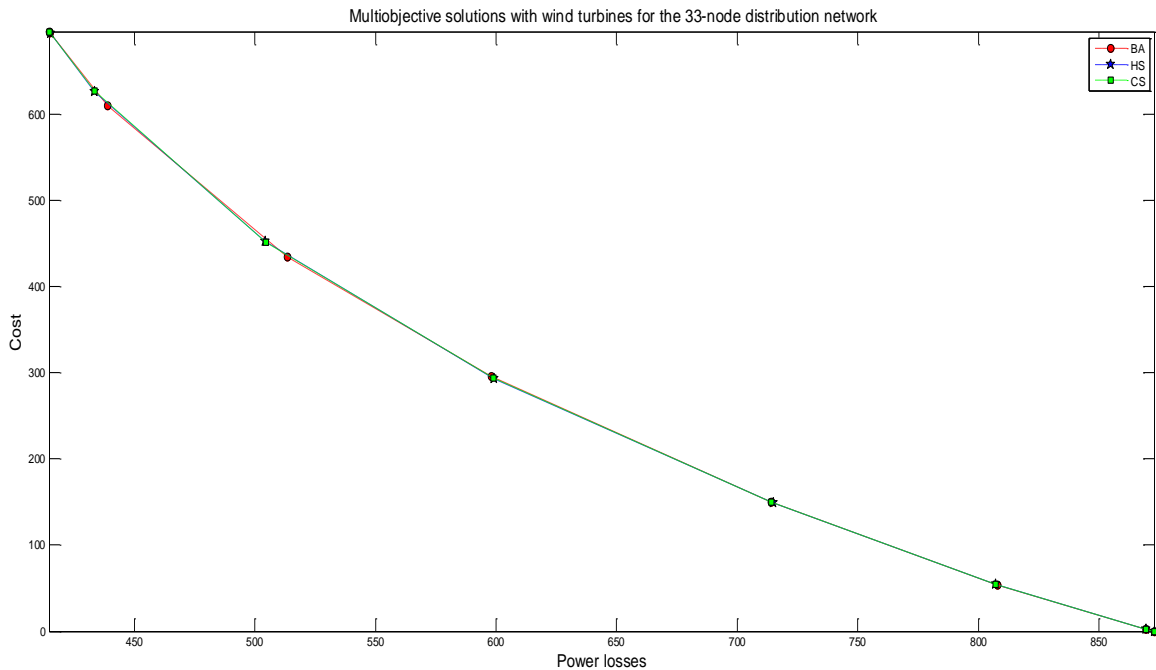


Figura 20. Resultados de la ubicación de generación eólica en la red de distribución de 33 nodos.

De igual manera, en la ubicación de generadores eólicos los algoritmos obtuvieron soluciones similares. Para los casos en que se debe ubicar un bajo número de generadores y hay un bajo nivel de inversión, los tres algoritmos tienen comportamiento similar y obtienen soluciones parecidas. En los casos con un gran número de generadores por ubicar las soluciones encontradas difieren mucho entre sí, siendo esto muy evidente en las soluciones obtenidas por BA.

La Tabla 8 muestra el valor obtenido para la función objetivo por los diferentes algoritmos en los escenarios evaluados.

Tabla 8. Valores de la función objetivo encontrados en la ubicación de GRD.

Escenario	Alg	Paneles Solares				Turbinas eólicas			
		$w_1$	$w_2$	Fitness	Pos	$w_1$	$w_2$	Fitness	Pos
1	BA	1	0.01	659.50	2	1	0.10	484.41	2
	HS	1	0.01	659.43	3	1	0.10	484.57	3
	CS	1	0.01	659.32	1	1	0.10	484.21	1
2	BA	1	0.10	764.72	1	1	0.30	627.78	3
	HS	1	0.10	764.92	3	1	0.30	627.61	2
	CS	1	0.10	764.72	2	1	0.30	627.57	1
3	BA	1	0.16	813.95	3	1	0.50	730.69	3
	HS	1	0.16	813.87	1	1	0.50	730.20	2
	CS	1	0.16	813.89	2	1	0.50	730.19	1
4	BA	1	0.22	846.03	3	1	0.70	804.67	3
	HS	1	0.22	845.89	1	1	0.70	804.36	2
	CS	1	0.22	845.91	2	1	0.70	804.36	1
5	BA	1	0.28	863.57	3	1	0.90	848.97	3
	HS	1	0.28	863.55	1	1	0.90	848.59	1
	CS	1	0.28	863.56	2	1	0.90	848.61	2
6	BA	1	0.34	870.93	3	1	1.10	867.28	3
	HS	1	0.34	870.93	2	1	1.10	867.25	2
	CS	1	0.34	870.93	1	1	1.10	867.25	1
7	BA	1	0.40	872.90	1	1	1.30	872.89	1
	HS	1	0.40	872.90	1	1	1.30	872.89	1
	CS	1	0.40	872.90	1	1	1.30	872.89	1

Los resultados muestran que los tres algoritmos utilizados en la solución del problema de ubicación óptima de GRD, obtienen buenas soluciones desde la perspectiva multiobjetivo. Pequeñas diferencias en las soluciones obtenidas muestran que CS obtuvo los mejores resultados, seguido por HS y BA.

#### 4.7 Conclusiones

Esta sección del presente trabajo muestra la aplicación de HS, CS y BA en la solución del problema de ubicación óptima de GRD en redes de distribución desde una perspectiva multiobjetivo, considerando la minimización de las pérdidas anuales de potencia y los costos anuales de la energía renovable. Diferentes puntos de los

frentes de Pareto fueron usados para evaluar el desempeño de los tres algoritmos implementados en la búsqueda de las mejores soluciones. Los algoritmos usados encontraron frentes de Pareto muy similares, confirmando el buen desempeño de los mismos en la solución del problema estudiado. BA tuvo problemas en la solución de casos con un gran número de generadores a instalar, obteniendo mejores soluciones en estos casos HS y CS, siendo las mejores soluciones las encontradas por CS.

Es importante resaltar que los resultados de este capítulo contribuyen en el diseño de algoritmos que permitan la solución de los modelos propuestos en capítulos posteriores del presente trabajo, aportando así a los resultados generales de la tesis.

## **5. LOCALIZACIÓN Y DIMENSIONAMIENTO DE ENERGÍAS RENOVABLES EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN RADIALES CON PÉRDIDAS COMERCIALES**

### **5.1 Introducción**

Las pérdidas comerciales son resultado de robos de energía, errores en la medición, facturación, datos y diferencias en el balance de energía [114]–[116]; sus impactos más importantes están relacionados con limitaciones en la expansión de la red y efectos ambientales nocivos.

En Latinoamérica, algunos sistemas de distribución presentan un alto porcentaje de pérdidas de potencia, ocasionando ineficiencia y grandes problemas al operador del sistema de distribución o distribution system operators (DSO). Por ello, compañías eléctricas, entidades gubernamentales e investigadores están interesados en desarrollar nuevos métodos para mejorar la eficiencia de la red.

Por otro lado, la reestructuración de alimentadores [78], el uso de generación distribuida [78]–[80], [84], [85], ubicación de capacitores [78], [83] y la reconfiguración de la red [86], [87] pueden reducir las pérdidas técnicas. Dentro de las opciones usadas para afrontar esta problemática se destaca la instalación de fuentes de energía renovables cerca de las cargas. Otras técnicas usadas para la solución del problema son la desconexión de usuarios ilegales, revisión de facturación y datos, calibración de los medidores y otras actividades de normalización [115]–[119].

A pesar de que estas acciones ayudan a identificar y reducir las pérdidas de energía, los investigadores deben desarrollar nuevos métodos para garantizar la sostenibilidad de la red. Los DSO y los gobiernos gastan grandes cantidades de dinero para normalizar las redes de energía y prevenir el fraude por parte de los usuarios [114]. Sin embargo, la red se deteriora nuevamente luego de algunos años a causa de tanto fraude, lo que disminuye la posibilidad de una mejor inversión en

la red. El fraude continuo de los usuarios degrada las instalaciones eléctricas y causa daños críticos a otros equipos, por tanto, se propone la localización de generadores y condensadores de acuerdo a las pérdidas comerciales para mejorar la eficiencia energética. En esta propuesta, se supone que la regulación eléctrica permite a los DSO participar en la organización de la generación de los usuarios para optimizar el desempeño de la red; de manera similar, los DSO pueden instalar nueva generación distribuida para mejorar la red y reducir los efectos de las pérdidas comerciales.

En esta sección se evalúa la aplicación de fuentes renovables y condensadores en redes con pérdidas comerciales con el objetivo de reducir las pérdidas técnicas y los costos de generación de energía (**¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**). Para este fin, se propone instalar paneles fotovoltaicos y turbinas eólicas, que utilizan fuentes de energía que normalmente están disponibles en las ciudades. Definimos como objetivos la minimización de las pérdidas técnicas y los costos de generación de energía y las restricciones usadas son: balance de potencia, límites de generación de energía, límites de tensión, y límites de corriente. Dado que las pérdidas comerciales se asocian con la carga de cada nodo, incluimos en los algoritmos restricciones para limitar el número de fuentes de energía renovables y condensadores. Además, el problema considera la búsqueda de la potencia real y reactiva de generadores y condensadores, del mismo modo, los nodos de instalación. Además, usamos algoritmos metaheurísticos tales como GA, PSO, y BA para resolver el problema y determinar los mejores resultados.

## 5.2 Pérdidas técnicas

Las pérdidas técnicas afectan negativamente los sistemas de distribución porque reducen la eficiencia de la red. Calculamos este tipo de pérdidas en un sistema de distribución como se muestra en (56) [96]:

$$P_{Losses} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n A_{ij}(P_i P_j + Q_i Q_j) + B_{ij}(Q_i P_j + P_i Q_j) \quad (56)$$



donde  $P_i$  y  $Q_i$  son potencia activa y reactiva inyectadas en el nodo  $i$ .  $P_j$  y  $Q_j$  son potencia activa y reactiva inyectadas en el nodo  $j$ . (57) y (58) definen los parámetros  $A_{ij}$  y  $B_{ij}$ .

$$A_{ij} = \frac{R_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j)}{V_i V_j} \quad (57)$$

$$B_{ij} = \frac{R_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)}{V_i V_j} \quad (58)$$

$R_{ij}$  es la resistencia de la línea entre los nodos  $i$  y  $j$ .  $V_i$  y  $\delta_i$  son la magnitud y el ángulo de la tensión en el nodo  $i$ .  $V_j$  y  $\delta_j$  son la magnitud y el ángulo de la tensión en el nodo  $j$ .

Las pérdidas técnicas aumentan a medida que la congestión en la red aumenta. Por lo tanto, las pérdidas comerciales son un aspecto importante, ya que aumentan significativamente la corriente de los ramales. En este trabajo, hemos contribuido a la solución del problema teniendo en cuenta la ubicación de las fuentes renovables y condensadores cerca de las pérdidas comerciales para reducir las pérdidas técnicas y mejorar la eficiencia energética.

### 5.3 Pérdidas comerciales

Una forma de calcular las pérdidas comerciales es considerar la diferencia entre la energía suministrada y la potencia consumida. De hecho, el consumo debe incluir las cargas en los diversos nodos y otras pérdidas técnicas asociadas. Por lo tanto, se calcularon las potencias activas y reactivas relacionadas con las pérdidas comerciales en el nodo  $i$  como se muestra en (59) y (60).

$$P_{NtLossi} = P_{Gi} - (P_{Lossi} + P_{Li}) \quad (59)$$

$$Q_{NtLossi} = Q_{Gi} - (Q_{Lossi} + Q_{Li}) \quad (60)$$

$P_{NtLossi}$  y  $Q_{NtLossi}$  son la potencia activa y reactiva relacionada con las pérdidas comerciales.  $P_{Gi}$  y  $Q_{Gi}$  son las potencias totales activas y reactivas inyectadas al

nodo  $i$ .  $P_{Lossi}$  y  $Q_{Lossi}$  son las potencias activas y reactivas relacionadas con pérdidas comerciales en el nodo  $i$ . Por último,  $P_{Li}$  y  $Q_{Li}$  son la potencia total activa y reactiva facturada a los usuarios conectados al nodo  $i$ .

Este cálculo de las pérdidas comerciales para cada nodo del sistema de distribución es útil para identificar las necesidades de compensación de potencia y los beneficios relacionados con las pérdidas técnicas y los costos de generación de energía.

#### 5.4 Energía consumida

Se calculó la potencia total consumida en el sistema de distribución como la suma de las cargas, pérdidas comerciales y pérdidas técnicas, como se muestra en (61):

$$P_T = \sum_{i=1}^{n_{PQ}} P_{Li} + \sum_{i=1}^{n_{PQ}} P_{NtLossi} + \sum_{k=1}^{n_b} P_{Lossk} \quad (61)$$

donde  $i$  es el número del nodo y  $k$  es el número de la línea.  $n_{PQ}$  es el número de los nodos  $PQ$ , y  $n_b$  es el número de líneas.  $P_{Li}$  es la potencia consumida por los usuarios, y  $P_{NtLossi}$  representa las pérdidas comerciales de cada carga. Por último,  $P_{Lossk}$  representa las pérdidas técnicas de cada línea  $k$ .

La energía total consumida en el sistema de potencia es igual a las pérdidas de potencia activa multiplicadas por el tiempo de consumo. Esta energía total corresponde al consumo de un día como se expresa en (62):

$$E_T = \sum_{h=1}^{24} P_{Th} * \Delta T_h \quad (62)$$

donde  $E_T$  es la energía total consumida durante un día,  $h$  es la hora,  $P_{Th}$  es la potencia producida por hora, y  $\Delta T_h$  es el tiempo dividido por hora.

## 5.5 Carga y pérdidas comerciales

Los datos diarios de carga son usados para representar la variación del consumo en los nodos. Las variaciones de potencia con la multiplicación de la potencia máxima del nodo  $i$  y la representación de cambios durante el día, es expresado en (63):

$$P_{Li-h} = P_{Li} * \Delta P_{Li-h} \quad (63)$$

donde  $P_{Li-h}$  es la potencia active en el tiempo  $h$  de la carga del nodo  $i$ ,  $P_{Li}$  es la constante de potencia activa del nodo  $i$ , y  $\Delta P_{Li-h}$  es el valor por unidad en el tiempo  $h$ .

Las pérdidas comerciales ( $P_{NtLossi-h}$ ) son iguales a la multiplicación de la carga ( $P_{Li-h}$ ) y el porcentaje de pérdidas comerciales de cada nodo ( $\%P_{NtLossi}$ ), cómo se expresa en (64):

$$P_{NtLossi-h} = P_{Li-h} * \%P_{NtLossi} \quad (64)$$

La Figura 18 muestra una típica curva de demanda de usuarios residenciales para representar el consume de todos los nodos de la red durante un día. Los valores de potencia son expresados por unidades; esta curva fue creada considerando datos de estudios acerca del consumo típico de usuarios residenciales en Colombia [120].

Por otro lado, la Figura 21 muestra las pérdidas comerciales estimadas durante el día, asumiendo que son el 16% de la potencia consumida en el nodo de carga, lo cual está basado en datos históricos de pérdidas de potencia en sistemas de distribución en Colombia [1].

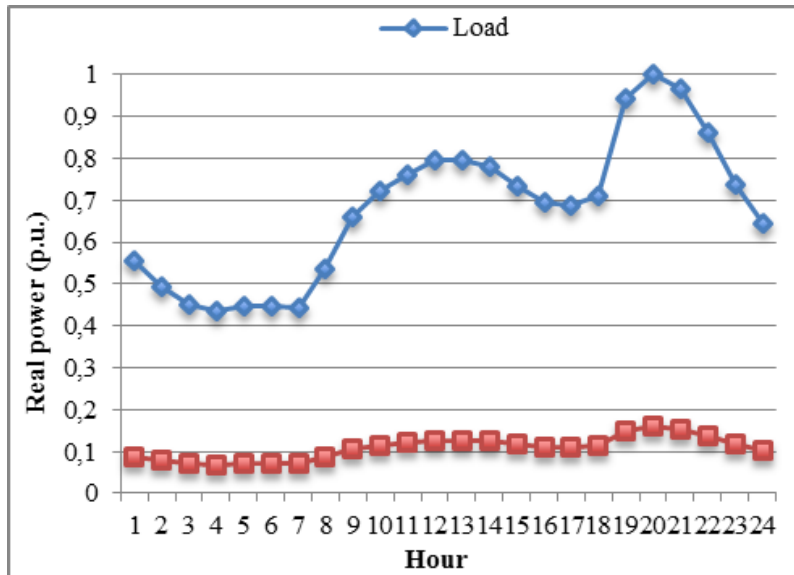


Figura 21. Demanda de potencia active y pérdidas comerciales

### 5.6 Datos sobre los recursos renovables

Para el presente estudio se obtuvieron los datos sobre disponibilidad de recursos naturales de la ciudad de Riohacha en el departamento de la Guajira en Colombia [121].

La Figura 22 muestra las curvas de velocidad del viento y radiación solar usadas en el presente estudio. Para las simulaciones realizadas se usó un panel fotovoltaico de 350 W, produciendo un equivalente a ocho horas al día en la zona. También se usó una turbina mini eólica de 1100 W y un factor de potencia de 0.98.

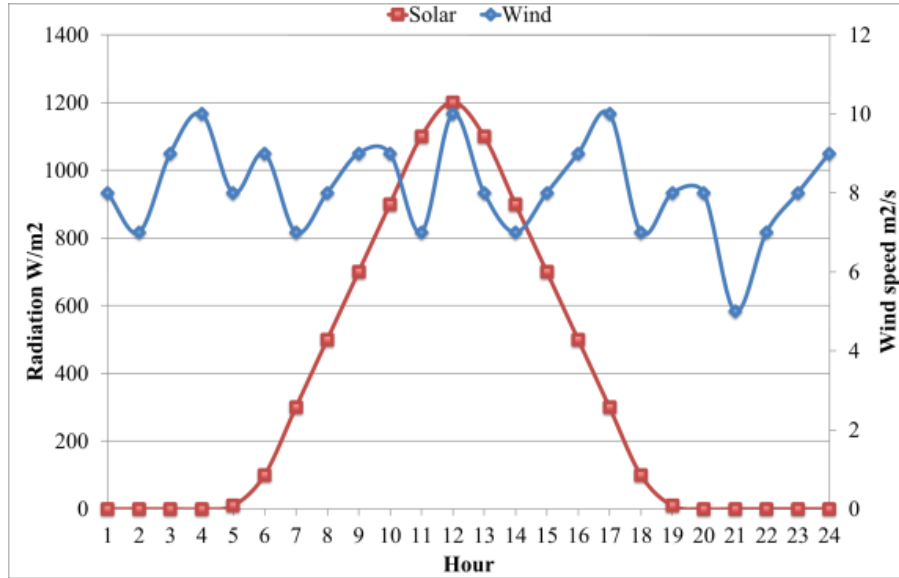


Figura 22. Recursos solar y eólico

La energía total que los paneles y las turbinas eólicas producen durante un día se calcula basado en la Figura 20, como se muestra en (65):

$$E_G = \sum_{h=1}^{24} P_{Gh} * \Delta T_h \quad (65)$$

donde  $E_G$  es la energía total producida por los generadores renovables durante un día,  $P_{Gh}$  es la potencia producida por hora, y  $\Delta T_h$  es el tiempo dividido por hora.

### 5.7 Número de fuentes renovables

El modelo de compensación propuesto determina el número de paneles y turbinas eólicas en cada nodo  $i$ , como se muestra en (66) y (67). En este trabajo, no fueron consideradas baterías para el almacenamiento de energía con el objetivo de reducir los costos de inversión:

$$N_{pi} = \frac{Max(P_{NtLossi})}{Max(P_{Panel})} * W_p \quad (66)$$

$$N_{wi} = \frac{Max(P_{NtLossi})}{Max(P_{Turbine})} * W_w \quad (67)$$

donde  $N_{pi}$  y  $N_{wi}$  son el número de paneles y turbinas eólicas a ser instaladas en el nodo  $i$ .  $P_{NtLossi}$  es la potencia activa relacionada con pérdidas comerciales a ser compensada en el nodo  $i$ .  $P_{Panel}$  y  $P_{Turbine}$  son la potencia producida por los paneles y turbinas.  $w_p$  y  $w_w$  son las constantes que definen la compensación para cada recurso renovable. En esta sección, las simulaciones fueron realizadas considerando, para los paneles  $w_p=1$  y  $w_w=0$ , turbinas eólicas  $w_p=0$  y  $w_w=1$ , y generadores híbridos con  $w_p$  y  $w_w$  entre 0 y 1.

### 5.8 Número de capacitores

Se determinó el máximo número de capacitores necesarios para compensar la potencia reactiva relacionada con las pérdidas comerciales en cada nodo  $i$  usando (68).

$$N_{ci} = \frac{Max(Q_{NtLossi})}{Max(Q_{Capacitor})} \quad (68)$$

donde  $N_{ci}$  representa el número de capacitores instalados en el nodo  $i$ .  $Q_{NtLossi}$  es la potencia reactiva relacionada con las pérdidas comerciales usada para compensar el nodo  $i$ . Además,  $Q_{Capacitor}$  es la potencia reactiva de los capacitores.

Los capacitores suministran potencia reactiva durante el día y se calculó la energía cómo se muestra en (69):

$$E_{CT} = \sum_{h=1}^{24} Q_{Ch} * \Delta T_h \quad (69)$$

donde  $E_{CT}$  es la energía total suministrada por los capacitores durante un día,  $h$  es la hora,  $Q_{Ch}$  es la potencia reactiva suministrada por hora, y  $\Delta T_h$  es el tiempo dividido por hora.

## 5.9 Costos de generación

Se definió el costo total de generación,  $C_T$ , como la suma de los costos de generación con fuentes convencionales  $C_G$  y los costos de generación con fuentes renovables  $C_{Ren}$ , como se muestra en (70):

$$C_T = C_G + C_{Ren} \quad (70)$$

El primer término de la ecuación anterior,  $C_G$ , representa el costo de generación con fuentes convencionales como se muestra en (71).

$$C_G = \sum_{i=1}^n (a_{Ti} P_{Ti}^2 + b_{Ti} P_{Ti} + c_{Ti}) + \sum_{i=1}^n (b_{Hi} P_{Hi} + c_{Hi}) \quad (71)$$

donde  $i$  es el número del nodo y  $n$  es el número total de nodos. Otros términos como son  $a_{Ti}$ ,  $b_{Ti}$ , y  $c_{Ti}$  son constantes del costo de generación térmico.  $b_{Hi}$  y  $c_{Hi}$  son constantes del costo de generación hidráulica. Por último,  $P_{Ti}$  y  $P_{Hi}$  son la potencia suministrada por los generadores térmicos e hidráulicos. En este estudio se simularon los costos de generación basados en fuentes convencionales de acuerdo a los típicos valores encontrados en el mercado eléctrico colombiano durante el año 2015.

$C_{Ren}$ , representa el costo de generación con fuentes de energía renovable. El valor es la suma de los costos de generación de los paneles fotovoltaicos y las turbinas eólicas, como se expresa en (72):

$$C_{Ren} = \sum_{i=1}^n (c_{Si} P_{Solari}) + \sum_{i=1}^n (c_{Wi} P_{Windi}) \quad (72)$$

donde  $i$  es el número del nodo y  $n$  es el número de nodos.  $c_{Si}$  y  $c_{Wi}$  son las constantes de los costos de generación solar y eólica.  $P_{Solari}$  y  $P_{Windi}$  son la potencia suministrada por los paneles fotovoltaicos y las turbinas eólicas. Las simulaciones

realizadas se realizaron usando los típicos valores encontrados en el mercado eléctrico colombiano en el año 2015.

En consecuencia, se calcularon los costos de generación distribuida tanto convencional como renovable como se expresa en (73):

$$C_E = \sum_{h=1}^{24} C_{Th} * \Delta T_h \quad (73)$$

donde  $C_E$  es el costo total de producir electricidad durante un día,  $h$  es la hora,  $C_{Th}$  es el costo de generación, y  $\Delta T_h$  es el tiempo dividido por hora.

### 5.10 Modelo de optimización

Este problema considera la minimización de las pérdidas técnicas y el costo de generación, como se muestra en (74):

Las variables de decisión del problema son:

$P_i =$  Potencia activa inyectada en el nodo  $i$

$P_j =$  Potencia activa inyectada en el nodo  $j$

$Q_i =$  Potencia reactiva inyectada en el nodo  $i$

$Q_j =$  Potencia reactiva inyectada en el nodo  $j$

$$\text{Min} \left( w_1 \sum_{i=1}^{n_g} C_{Ti} + w_2 \sum_{k=1}^{n_b} P_{Lossk} \right) \quad (74)$$

Las restricciones del problema son:

$$\sum_{i=1}^n P_{Gi} - \sum_{i=1}^n P_{Li} - P_{Loss} = 0 \quad \text{Balance de potencia activa} \quad (75)$$



$$\sum_{i=1}^n Q_{Gi} - \sum_{i=1}^n Q_{Li} - Q_{Loss} = 0 \quad \text{Balance de potencia reactiva} \quad (76)$$

$$P_{Gi}^{Min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{Max} \quad \text{Límites de potencia activa} \quad (77)$$

$$Q_{Gi}^{Min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^{Max} \quad \text{Límites de potencia reactiva} \quad (78)$$

$$N_{Pi} \leq N_{Pi}^{Max} \quad \text{Número de paneles} \quad (79)$$

$$N_{Wi} \leq N_{Wi}^{Max} \quad \text{Número de turbinas} \quad (80)$$

$$P_{Renl} \leq P_{NtLossi} \quad \text{Pérdidas comerciales} \quad (81)$$

$$Q_{Ci} \leq Q_{NtLossi} \quad \text{Pérdidas comerciales} \quad (82)$$

$$i_{ij} \leq i_{ij}^{Max} \quad \text{Límites de corriente} \quad (83)$$

$$i_{ji} \leq i_{ji}^{Max} \quad \text{Límites de corriente} \quad (84)$$

$$V_i^{Min} \leq V_i \leq V_i^{Max} \quad \text{Nivel de tensión del nodo } i \quad (85)$$

$$P_i, P_j, Q_i, Q_j, P_{Gi}, Q_{Gi}, P_{Li}, Q_{Li}, |V_i|, i_{ij}, P_{Stack}, P_{Loss}, Q_{Stack}, Q_{Loss} \in \{\mathbb{R}^+\} \cup \{0\} \quad (86)$$

$$i, j, N_{Pi}, N_{Wi} \in \{N\}, \text{ y son los índices que representan los nodos de la red de distrib} \quad (87)$$

donde  $P_{Lossk}$  representa las pérdidas técnicas de la línea  $k$ .  $C_{Ti}$  es el costo total de generación.  $ng$  es el número de generadores, y  $nb$  es el número de líneas. Adicionalmente,  $w1$  y  $w2$  son los pesos que definen la importancia de las funciones objetivo de pérdidas técnicas y costos totales de generación.

$P_{Gi}$  y  $Q_{Gi}$  son la generación de potencia activa y reactiva.  $P_L$  y  $Q_L$  son la carga activa y reactiva.  $P_{Loss}$  y  $Q_{Loss}$  son la potencia activa y reactiva relacionada con las pérdidas técnicas.  $V_i$  es la tensión del nodo  $i$ ,  $i_{ij}$  es la corriente del nodo  $i$  al  $j$ ,  $i_{ji}$  es la corriente del nodo  $j$  al  $i$ , y  $P_{Gi}^{Min}$  y  $P_{Gi}^{Max}$  son la generación de potencia activa mínima y

máxima, respectivamente.  $Q_{Gi}^{Min}$  y  $Q_{Gi}^{Max}$  son la potencia de generación reactiva mínima y máxima.  $i_{ij}^{Max}$  y  $i_{ji}^{Max}$  son la corriente máxima entre los nodos  $i$  a  $j$  y  $j$  a  $i$ .  $V_i^{Min}$  y  $V_i^{Max}$  son la tensión mínima y máxima del nodo  $i$ .  $N_{pi}$  y  $N_{wi}$  son el número de paneles y turbinas ubicados en el nodo  $i$ .  $N_{pi}^{Max}$  y  $N_{wi}^{Max}$  son el número máximo de paneles y turbinas ubicados en el nodo  $i$ .  $P_{Ren_i}$  y  $Q_{Ci}$  son la potencia activa suministrada por las fuentes de energía renovable y la potencia reactiva suministrada por los capacitores.  $P_{NtLoss_i}$  y  $Q_{NtLoss_i}$  son la potencia activa y reactiva relacionadas con las pérdidas comerciales en el nodo  $i$ .

## 5.11 Algoritmos

### 5.11.1 Codificación del problema

Cada individuo o partícula del algoritmo metaheurístico corresponde a una solución del problema. En este trabajo, la codificación usada se muestra en la Figura 20 y representa la ubicación de la generación distribuida renovable planteada en cada solución.

En la Figura 20,  $x$ ,  $y$ , y  $z$  representan la potencia suministrada por los paneles, la potencia suministrada por las turbinas y el número del nodo en el cual se localiza el generador en el sistema de distribución, respectivamente. Por otra parte,  $v$  y  $w$  representan la potencia de los capacitores y el número del nodo en el cual se ubican, respectivamente. Por último,  $i$  representa el número del generador o capacitor, y  $n$  representa el número total de generadores o capacitores.

La Figura 23a muestra que el largo de la sección I de la codificación es tres veces el número de generadores a localizar. Por otro lado, la Figura 23b muestra que el largo de la sección II es el doble del número de capacitores.

$x_1$	$y_1$	$z_1$	...	$x_i$	$y_i$	$z_i$	...	$x_n$	$y_n$	$z_n$
-------	-------	-------	-----	-------	-------	-------	-----	-------	-------	-------

a)

$v_1$	$w_1$	...	$v_i$	$w_i$	...	$v_n$	$w_n$
-------	-------	-----	-------	-------	-----	-------	-------

b)

Figura 23. Codificación del problema: (a) sección I: localización y dimensionamiento de recursos renovables; (b) sección II: localización y dimensionamiento de capacitores.

### 5.11.2 Algoritmo Genético (GA)

La evolución de los organismos inspira esta metaheurística, que es presentada en [122]. GA se basa en la competición de los organismos por recursos y su capacidad de adaptarse y sobrevivir. Algunos de estos algoritmos poseen elitismo, es decir, el mejor individuo de cada generación es insertado en la siguiente generación, siendo estos los que mejor se adaptan a las condiciones medioambientales.

Este algoritmo considera los siguientes pasos [17]:

Pseudocódigo

Generar la población inicial aleatoria.

Mientras el número de generaciones es menor que  $nr$ , hacer:

    Crear una población temporal vacía.

    Mientras la población temporal no esté llena.

        Seleccionar padres.

        Cruzar los padres con probabilidad  $P_c$ .

        Si el cruzamiento ocurre.

            Mutar a los hijos con probabilidad  $P_m$ .

            Agregar los hijos a la población temporal.

        Si no.

            Agregar los padres a la población temporal.

    Fin si.

Fin mientras.

Actualizar el contador de generaciones.

Determinar los individuos elite en la población actual.

Establecer como nueva población a la población temporal.

Insertar los individuos elite a la nueva población actual.

Fin mientras.

La literatura muestra algunas aplicaciones de esta metaheurística en la planeación de sistemas de potencia, tales como la integración de recursos renovables en smart grids [123], localización y dimensionamiento de generación distribuida [25], [27], [38], [124]–[126], y generación renovable distribuida [21], [127]. En este trabajo, usamos este algoritmo para localizar y dimensionar paneles, turbinas eólicas y capacitores.

### 5.11.3 Algoritmo de enjambre de partículas (PSO)

Esta metaheurística se basa en el comportamiento social de bandadas de aves durante el vuelo [99], y para ello usa métodos iterativos y estocásticos. Una partícula,  $x_i$ , es una potencial solución al problema estudiado, y el movimiento la acerca a la mejor solución.

Este algoritmo considera los siguientes pasos [17]:

Pseudocódigo

Generar la ubicación inicial aleatoria de las partículas.

Inicializar la velocidad de las partículas.

Evaluar la función objetivo de las partículas y seleccionar la mejor ubicación.

Mientras el número de generaciones sea menor que  $nr$ , hacer:

Actualizar la velocidad de todas las partículas usando (88).

Actualizar la nueva posición de las partículas usando (89).

Encontrar la nueva mejor solución.

Fin mientras.

En (88), la velocidad cambia usando la mejor posición de las partículas  $p_{Bestik}$  y la posición previa de cada partícula  $x_{ki}$ . En esta ecuación,  $w$  es el factor de inercia de la partícula,  $k$  es el número de iteraciones,  $\varphi_1$  y  $\varphi_2$  son los pesos de los componentes cognitivo y social, y  $rand_1$  y  $rand_2$  son números aleatorios entre 0 y 1. Por último,  $g_i$  representa la partícula con la mejor posición [17].

$$v_i^{k+1} = w * v_i^k + \varphi_1 * rand_1 * (pBest_i - x_i^k) + \varphi_2 * rand_2 * (g_i - x_i^k) \quad (88)$$

El algoritmo calcula la nueva posición de cada partícula  $i$ ,  $x_{ik+1}$ , usando la posición actual de cada partícula,  $x_{ik}$ , y la nueva velocidad de cada partícula,  $v_{ik+1}$ , como se muestra en (89).

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (89)$$

Esta metaheurística muestra importantes aplicaciones en la planeación de GD, como las realizadas por [26], [45], [89], [128], [129].

#### 5.11.4 Algoritmo inspirado en murciélagos (BA)

Este algoritmo está basado en el comportamiento de los murciélagos cuando buscan sus presas [97].

El algoritmo considera los siguientes pasos [97]:

Pseudocódigo

Generar población aleatoria de murciélagos.

Inicializar la velocidad.

Definir la frecuencia de los murciélagos usando (90).

Definir la tasa de pulso  $r_i$  y la intensidad  $A_i$ .

Evaluar la función objetivo y seleccionar la mejor ubicación de los murciélagos.

Mientras que el número de generaciones sea menor que  $nr$ , hacer:

    Generar nuevos murciélagos con ajuste de la velocidad y la frecuencia, como en (89).

    Si un número aleatorio es mayor que la tasa de pulso  $r_i$ , generar nuevas soluciones alrededor de la mejor encontrada.

    Generar nuevos murciélagos mediante vuelos aleatorios.

    Evaluar la función objetivo para cada posición de los murciélagos.

    Si la función objetivo de una nueva solución es más pequeña que la solución actual, y un número aleatorio es mayor que  $A_i$ , almacene la nueva solución.

Si la función objetivo de una nueva solución es más pequeña que la mejor solución obtenida, almacene la nueva solución.

Fin mientras.

Se definió la frecuencia entre un valor máximo,  $f_{max}$ , y un valor mínimo,  $f_{min}$ , y multiplicado por un número aleatorio  $\beta$  que se distribuye uniformemente, como se muestra en (90).

$$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min})\beta \quad (90)$$

BA actualiza la nueva velocidad de cada murciélago  $v_i^{k+1}$  usando la velocidad previa  $v_i^k$ , la posición actual de cada murciélago  $x_i^k$ , la mejor posición de los murciélagos  $x_{best}$ , y la frecuencia  $f_i$ , como se muestra en (91).

$$v_i^{k+1} = v_i^k + (x_i^k - x_{best})f_i \quad (91)$$

De manera similar, BA calcula la nueva posición de cada murciélago  $i$ ,  $x_i^{k+1}$ , usando la posición actual de cada murciélago,  $x_i^k$ , y la nueva velocidad de cada murciélago,  $v_i^{k+1}$ , como se muestra en (91).

Esta metaheurística ha sido usada para importantes aplicaciones de planeación de generación distribuida [130]–[132].

## 5.12 Simulaciones

### 5.12.1 Problemas de prueba

En algunos países de Latinoamérica es común el uso de sistemas de distribución radial, algunos de los cuales tienen grandes pérdidas comerciales. Por esta razón, consideramos dos sistemas de prueba: los sistemas de distribución radial de 33 nodos y 69 nodos, los cuales han sido descritos en capítulos anteriores.

## 5.13 Resultados

### 5.13.1 Convergencia de los algoritmos

La Figura 24 muestra una comparación de los algoritmos usados para resolver el problema objeto de estudio de la presente sección. Los datos presentados en esta figura corresponden al promedio de la función objetivo de las soluciones en cada iteración. Los resultados muestran que BA converge más rápidamente que los otros algoritmos evaluados. También se nota que PSO logra muy pocas mejoras de la solución encontrada debido a que queda atrapado en un óptimo local.

Estos resultados permiten concluir que BA obtiene los mejores resultados para el problema objeto de estudio con un bajo esfuerzo computacional. Por esta razón, este algoritmo es una importante alternativa para la localización de generación renovable distribuida en redes de distribución con pérdidas comerciales.

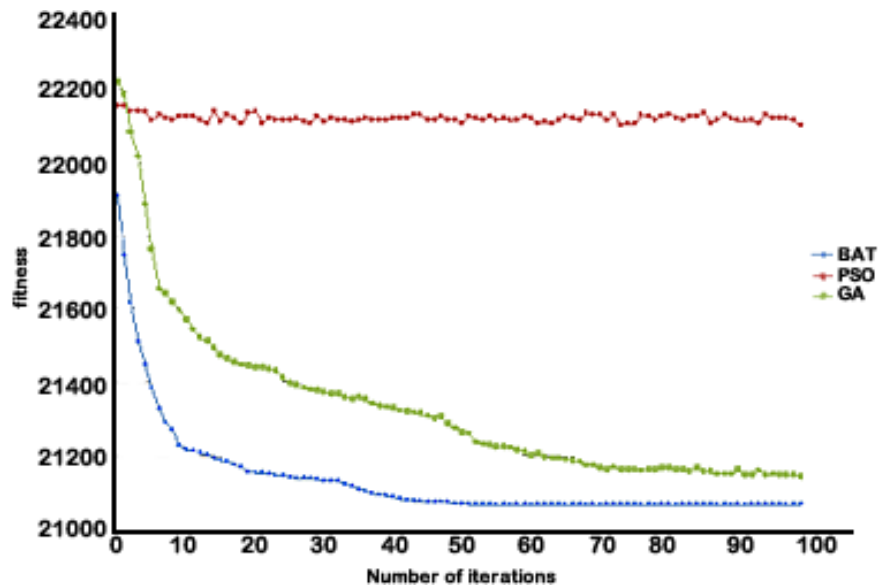


Figura 24. Convergencia de PSO, GA y BA.

### 5.13.2 Localización y dimensionamiento de fuentes de energía renovable y capacitores

Las Figuras 25 y 26 muestran la reducción de la función objetivo en los sistemas de distribución de 33 y 69 nodos, respectivamente. Las pruebas realizadas consistieron en la evaluación de la función objetivo considerando un caso base sin agregar generadores, un caso agregando generación solar fotovoltaica y capacitores, un caso agregando turbinas eólicas y capacitores y un caso de generadores híbridos y capacitores.

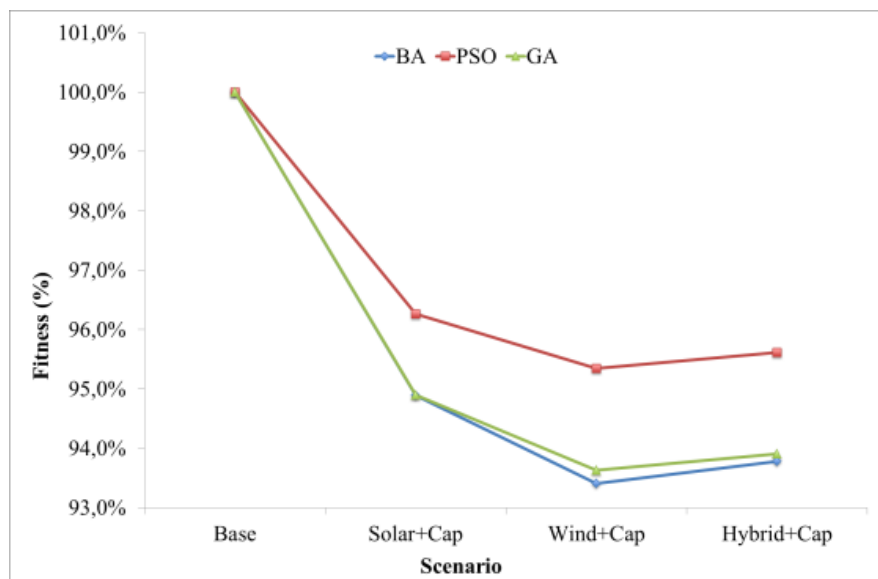


Figure 25. Función objetivo del sistema de distribución de 33 nodos.



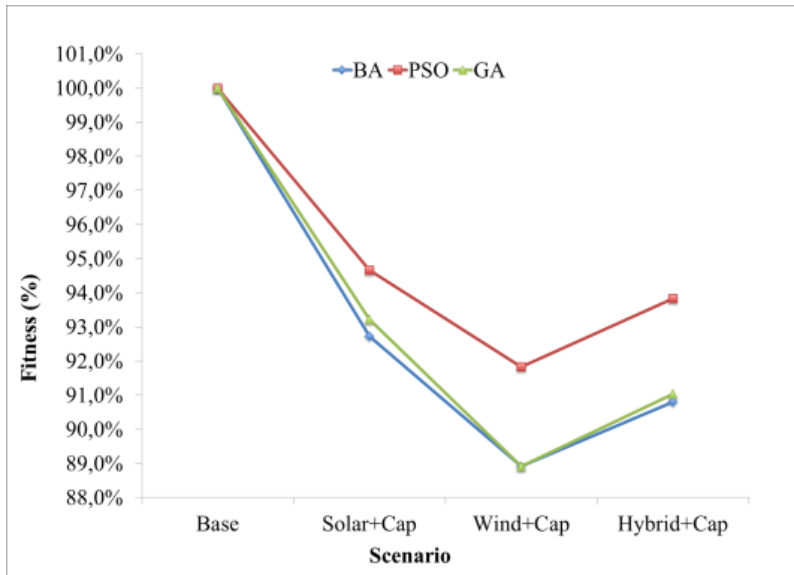


Figura 26. Función objetivo del sistema de distribución de 69 nodos.

Desde la perspectiva de los algoritmos, los resultados muestran que BA obtiene los mejores resultados en todos los escenarios evaluados, sin embargo, GA obtiene resultados cercanos a la mejor solución encontrada. Por otro lado, PSO no encuentra buenos resultados para ninguno de los escenarios evaluados.

Desde la perspectiva de las fuentes, los resultados muestran que la función objetivo se reduce de acuerdo con la fuente de energía renovable usada para compensar la potencia activa. La generación eólica fue la mejor tecnología desde la perspectiva de la reducción de pérdidas técnicas y costos de generación debido a la cantidad de potencia que puede ser suministrada durante el día. La generación solar obtuvo una menor reducción de las pérdidas técnicas debido a los costos de la tecnología, que no permite una gran reducción de la función objetivo. La generación híbrida ofrece una Buena reducción de la función objetivo para todos los sistemas de distribución.

La Tabla 8 muestra los resultados para fitness, costos de generación y pérdidas técnicas para los tres algoritmos usados para la solución del problema. La prueba consistió en la ubicación de generadores en cinco nodos de la red de distribución

radial de acuerdo a la máxima compensación de pérdidas comerciales para determinar su impacto en las pérdidas técnicas y los costos de generación.

En esta tabla, el término PV representa los paneles, WT las turbinas eólicas y Hybrid las combinaciones de fuentes (PV y WT). Además,  $P_{loss}$  representa las pérdidas técnicas y *Cap.* los capacitores. También tenemos que PV+Cap representa la instalación de paneles y capacitores, WT+Cap la instalación de turbinas y capacitores y Hybrid+Cap la instalación de paneles, turbinas y capacitores. Finalmente, el fitness, los costos de generación y las pérdidas de potencia son expresadas en porcentajes de acuerdo al caso base; en otras palabras, el máximo valor ocurre cuando no se instala generación distribuida.

Los resultados obtenidos en el presente estudio están limitados a las tecnologías de generación convencionales y no convencionales disponibles en Colombia en el año 2015; sin embargo, la disminución de los costos de la tecnología ofrecerá mejores opciones para optimizar los costos de generación y eficiencia energética.

### **5.13.3 Efectos del número de fuentes**

La Figura 27 muestra el fitness del problema objeto de estudio para diferentes escenarios de ubicación de generadores y capacitores en los sistemas radiales de distribución de 33 y 69 nodos. En esta figura se observa que cuando el número de fuentes se incrementa, el fitness decrece. Esto es más evidente para un número bajo de generadores y capacitores por la importancia de compensar grandes pérdidas comerciales, particularmente para nodos ubicados lejos de la fuente principal. Por lo tanto, estos datos nos permiten afirmar que mientras la ubicación de fuentes renovables se incrementa, las pérdidas técnicas decrecen significativamente, y por lo tanto mejora la eficiencia energética.

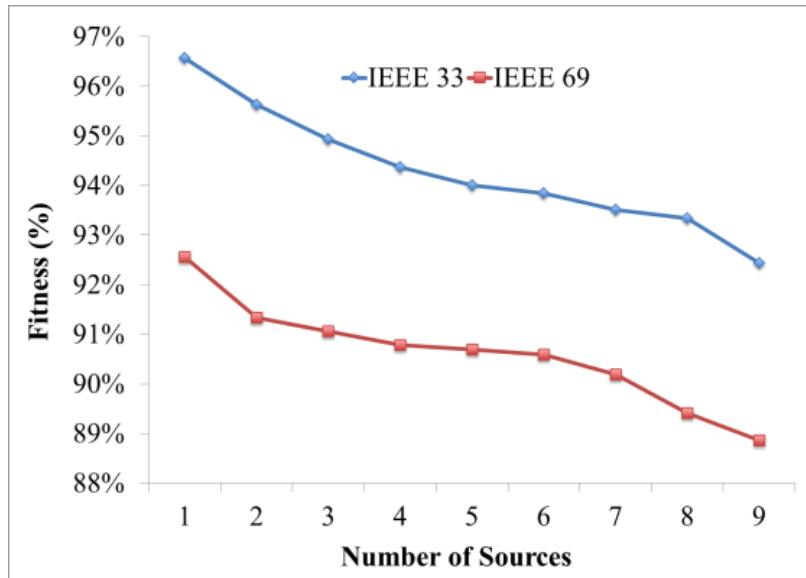


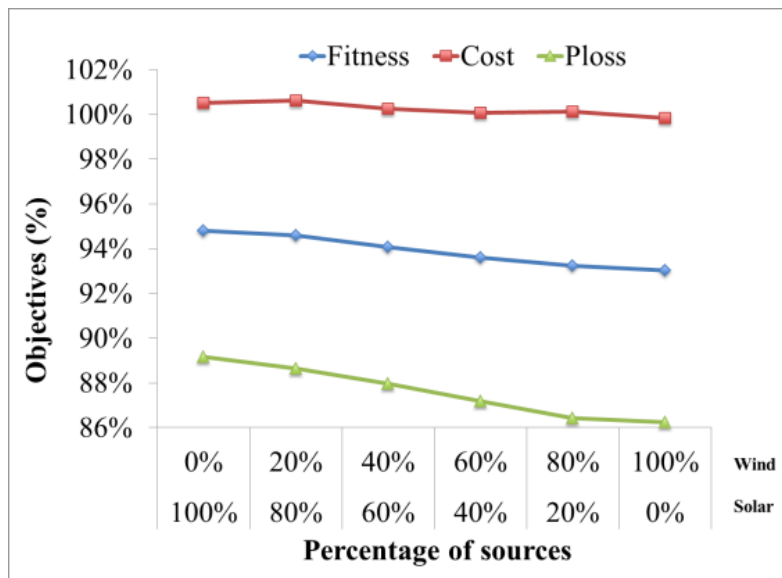
Figura 27. Reducción del fitness de acuerdo al número de fuentes localizadas.

Tabla 9. Fitness, costos de generación y pérdidas técnicas.

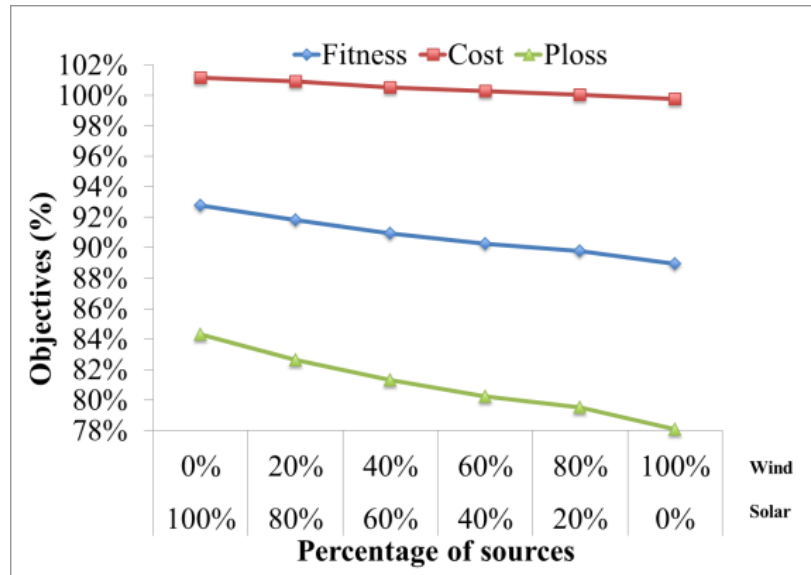
Caso	Algoritmo	Fuente	Fitness	Costo de Generation	Ploss	Nodos donde localizar PV y WT	PV (kW)	WT (kW)	Nodos donde localizar Cap.	Cap. (kVar)
33-nodos	BA	PV+Cap	94.9%	100.4%	89.4%	30,14,33,8,17	102	0	32,31,8,18,30	145
		WT+Cap	93.4%	99.9%	87.0%	8,31,28,30,32	0	129	30,7,25,4,29	167
		Hybrid+Cap	93.8%	100.2%	87.4%	32,31,14,30,29	67	60	29,25,30,32,31	166
	PSO	PV+Cap	96.3%	100.6%	91.9%	25,31,8,30,28	129	0	30,27,31,15,33	102
		WT+Cap	95.3%	99.9%	90.8%	24,20,30,10,32	0	86	27,30,32,29,22	107
		Hybrid+Cap	95.6%	100.2%	91.0%	26,27,24,30,29	57	64	30,20,11,23,32	106
	GA	PV+Cap	94.9%	100.5%	89.3%	30,32,8,18,14	119	0	30,31,18,32,29	135
		WT+Cap	93.6%	99.8%	87.5%	30,31,32,14,15	0	110	30,32,18,33,29	127
		Hybrid+Cap	93.9%	100.2%	87.7%	18,32,31,30,8	62	64	30,25,18,32,31	160
69-nodos	BA	PV+Cap	92.7%	101.2%	84.2%	59,33,61,64,68	256	0	64,11,61,6,10	186
		WT+Cap	88.9%	99.7%	78.0%	59,65,61,14,64	0	261	17,61,64,59,10	186
		Hybrid+Cap	90.8%	100.5%	81.0%	64,12,23,51,61	139	134	16,64,59,41,61	182
	PSO	PV+Cap	94.7%	100.6%	88.7%	61,59,46,68,21	141	0	33,8,61,20,22	141
		WT+Cap	91.8%	99.8%	83.8%	21,40,59,61,45	0	201	35,50,27,61,17	126
		Hybrid+Cap	93.8%	99.8%	87.8%	7,61,22,45,27	9	89	61,59,29,17,20	143
	GA	PV+Cap	93.2%	101.2%	85.2%	62,64,61,26,65	250	0	61,11,59,65,25	159
		WT+Cap	88.9%	99.7%	78.0%	61,21,66,59,64	0	268	61,64,62,11,65	190
		Hybrid+Cap	91.0%	100.6%	81.4%	62,64,59,24,61	156	102	64,25,21,61,17	189

### 5.13.4 Compensación

La Figura 28 muestra la reducción de la función objetivo para diferentes porcentajes de recursos híbridos para el sistema radial de distribución de 33 nodos (Figura 28a) y 69 nodos (Figura 28b). El porcentaje de las fuentes está de acuerdo a la máxima potencia compensada en cada nodo. La prueba considera el cambio del porcentaje de fuentes (paneles y turbinas) y considerando capacitores, para identificar los efectos sobre las funciones objetivo del problema (fitness, costo de generación y pérdidas técnicas).



(a)



(b)

Figura 28. Reducción del fitness con porcentaje de compensación para el sistema radial de distribución de (a) 33 nodos y (b) 69 nodos.

La Figura 28 muestra que la reducción de pérdidas técnicas es mayor cuando la compensación se consigue con un bajo porcentaje de recursos solares y un alto porcentaje de recursos eólicos. Las pérdidas técnicas disminuyeron para la generación usando paneles fotovoltaicos debido a los recursos disponibles durante el día, pero los costos de generación se incrementaron ligeramente. Las turbinas eólicas ayudan a reducir las pérdidas técnicas y los costos de generación, haciendo de esta la mejor opción evaluada. Esto implica que la compensación es mejor cuando la generación híbrida tiene un mayor porcentaje de generación eólica, aunque en los resultados, los costos de generación se mantienen cerca del valor inicial o el caso base.

## 5.14 Conclusiones

En esta sección presentamos la localización y dimensionamiento de fuentes renovables y capacitores en sistemas de distribución radial con pérdidas comerciales. Los resultados muestran que la compensación en nodos con

considerables valores de pérdidas comerciales, ayuda a reducir las pérdidas técnicas y los costos de generación.

La aplicación de este método resultó en una reducción de las pérdidas técnicas para la mayoría de los casos evaluados. Por otra parte, los resultados relacionados con los costos de generación no fueron uniformes; en algunos casos se incrementó y en otros decreció, pero todos los valores están cercanos al caso base. Por ejemplo, en el sistema radial de distribución de 33 nodos, el uso de paneles redujo las pérdidas técnicas hasta un 10.7% e incrementó los costos de generación hasta un 0.5%.

Además, el uso de turbinas eólicas redujo las pérdidas técnicas hasta en un 13% y redujo los costos de generación hasta en un 0.1%. En el mismo sistema, el uso de generadores híbridos redujo las pérdidas técnicas hasta en un 12.6% e incrementó los costos de generación hasta en un 0.2%. Cuando se aplicó el mismo método en el sistema radial de distribución de 69 nodos, el uso de paneles redujo las pérdidas técnicas hasta en un 15.8% e incrementó los costos de generación hasta en un 1.2%. Adicionalmente, el uso de turbinas eólicas redujo las pérdidas técnicas hasta en un 22% y redujo el costo de generación hasta en un 0.3%. Finalmente, en el mismo sistema, el uso de generación híbrida redujo las pérdidas técnicas hasta en un 19% e incrementa los costos de generación hasta en un 0.5%. Todos estos resultados muestran que la instalación de fuentes de energía renovable y capacitores en sistemas de distribución con pérdidas comerciales es una buena opción para mejorar la eficiencia energética.

Cuando se evaluaron las mejores soluciones usando generación híbrida, los resultados mostraron que la función objetivo se redujo hasta en un 6.85%, pero el mejor costo de generación resultó del uso de más generación eólica que generación solar. De los tres algoritmos metaheurísticos utilizados en esta investigación para encontrar la ubicación de los paneles fotovoltaicos, turbinas eólicas y capacitores (PSO, GA, y BA), el algoritmo BA convergió más rápido que los otros dos y podría encontrar mejores soluciones. Los resultados mostraron que BA obtuvo un

promedio de fitness de 92,42% para el sistema de distribución radial de 33 nodos y 88,9% para el sistema de distribución radial de 69 nodos. Los resultados obtenidos con GA estaban cerca de los mejores resultados, pero GA requiere un mayor número de iteraciones para encontrar las soluciones reportados.

En trabajos futuros, estaremos investigando nuevos métodos que reduzcan los efectos de las pérdidas comerciales en la calidad de la energía, la fiabilidad y la estabilidad. Vamos a considerar nuevos modelos para mitigar estos efectos mediante el uso de smart grids.



## **6. IMPACTO VISUAL EN LA LOCALIZACIÓN DE GENERACIÓN RENOVABLE DISTRIBUIDA**

La utilización de generación distribuida en las redes de distribución tiene importantes beneficios técnicos y económicos como son la disminución de las pérdidas, la reducción de los costos de generación, la mejora de los perfiles de tensión, entre otros. Sin embargo, una inadecuada localización y dimensionamiento de los generadores distribuidos puede ocasionar efectos negativos en el desempeño del sistema [14].

Para obtener una adecuada ubicación de la generación distribuida han sido usadas múltiples técnicas entre las que se destacan: métodos analíticos [81], [133], flujo de potencia óptimo [134], colonia de hormigas [19], cúmulo de partículas [47], [88], [89], recocido simulado [29], [43], [44], algoritmos evolutivos [27], [38], [39], [90] y algoritmo de murciélagos [132], entre otros.

Las funciones objetivo planteadas en los estudios relacionados con este tema buscan incorporar aspectos técnicos, económicos, sociales y ambientales en el proceso de planificación de la generación distribuida. Entre las funciones objetivo de carácter técnico se destacan: pérdidas de potencia [20]–[22], mejora del perfil de tensión [23]–[25] y fiabilidad del sistema [19], [135]. Con respecto a funciones de tipo económico tenemos: costo de pérdidas [20], [23], [27], costo de energía adquirida [27] y costo de la energía no suministrada [27], [28] entre otros.

Con respecto a los aspectos ambientales y sociales, solo se encuentran reportadas en la literatura especializada funciones objetivos que involucran emisiones [22], [29]. A pesar de los múltiples trabajos reportados en la literatura, el tema objeto de estudio del presente trabajo, sigue siendo un problema sin resolver [17] debido a que es altamente combinatorio y sus funciones objetivo no son diferenciables, por lo que la programación lineal y no lineal suelen tener problemas para resolverlo [19].

## **6.1 Impacto visual de la generación distribuida**

El paisaje es un recurso importante para las comunidades y un usual factor de rechazo por parte de la opinión pública frente a proyectos de generación eléctrica cuando sufre afectaciones negativas. El paisaje debe entenderse como una relación entre las personas y los lugares y no debe limitarse al paisaje rural [136]. Sin embargo la satisfacción de las necesidades energéticas de una población creciente es un factor que modifica el paisaje [136].

La utilización de generación distribuida renovable GDR implica la ubicación de pequeños generadores eléctricos, lo que ocasionaría potenciales impactos negativos en el paisaje urbano. Esto se debe entre otras cosas al hecho de que la generación de energía a partir de fuentes renovables requiere un uso significativamente mayor del territorio en comparación con las fuentes convencionales [137].

A pesar de todo lo anterior, la revisión de la literatura especializada muestra que el impacto visual no ha sido usado como criterio de decisión en el problema de ubicación y dimensionamiento de GDR, por lo que el presente trabajo muestra una propuesta para tal fin, de tal manera que se contribuya en la minimización de los efectos negativos sobre el paisaje urbano.

Para realizar la medición de la magnitud del impacto visual sobre el paisaje urbano, se proponen los conceptos descritos a continuación y que al igual que otros como the Zone of Visual Influence (ZVI) o the Zone of Theoretical Visibility (ZTV), están basados en el principio de intervisibilidad [136].

### **6.1.1 Zona de impacto visual del sistema Z/VS**

Es la zona de impacto visual agregada de todos los generadores renovables ubicados en los distintos nodos del sistema de distribución, como se muestra en (92).

### 6.1.2 Zona de impacto visual del nodo $i$ $ZIVN_i$

Es la zona de impacto visual del generador renovable ubicado en el nodo  $i$ , la cual es calculada sumando el área de las cuatro caras más visibles del paralelepípedo más pequeño que contiene al generador, según lo descrito en (93). Cabe resaltar que se excluyen las caras, superior e inferior del anteriormente mencionado paralelepípedo.

$$ZIVS = \sum_{i=1}^n ZIVN_i \quad (92)$$

$$ZIVN_i = 2h_i(a_i + b_i)(P_i + Q_i) \quad (93)$$

Donde  $h_i$ ,  $a_i$  y  $b_i$  son el alto, ancho y largo respectivamente del generador ubicado en el nodo  $i$ , como se observa en las Figuras 29 y 30.

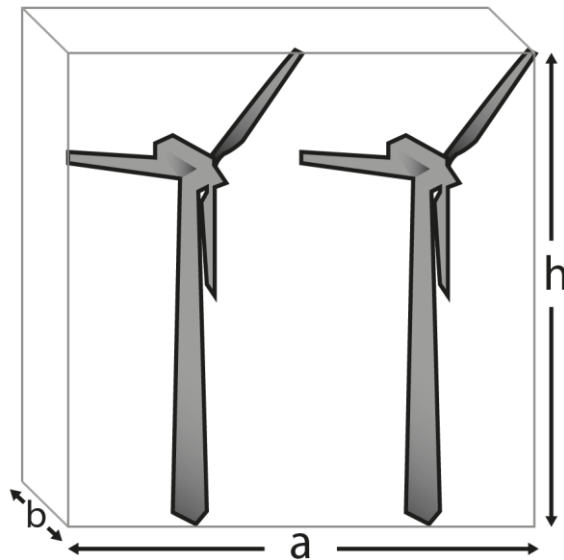


Figura 29. Paralelepípedo que contiene a un conjunto de aerogeneradores.

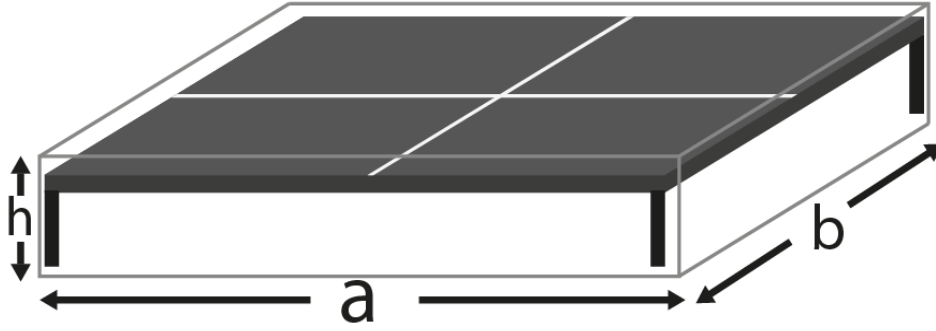


Figura 30. Paralelepípedo que contiene a un conjunto de paneles solares.

## 6.2 Formulación del problema

Las variables de decisión del problema son:

$P_i$  = Potencia activa inyectada en el nodo  $i$

$P_j$  = Potencia activa inyectada en el nodo  $j$

$Q_i$  = Potencia reactiva inyectada en el nodo  $i$

$Q_j$  = Potencia reactiva inyectada en el nodo  $j$

En el presente estudio se usó una modelación multiobjetivo del problema de localización y dimensionamiento de GDR como se muestra en (94) y (95).

$$z_1 = \text{Min } P_{Losses} \quad (94)$$

$$z_2 = \text{Min } ZIVS \quad (95)$$

donde  $P_{Losses}$  representa las pérdidas eléctricas del sistema de distribución y  $ZIVS$  representa el impacto visual de la generación distribuida renovable.

Las pérdidas del sistema pueden ser calculadas como aparece en (96)[96].

$$P_{Losses} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n A_{ij}(P_i P_j + Q_i Q_j) + B_{ij}(Q_i P_j + P_i Q_j) \quad (96)$$

Donde  $P_i$  y  $Q_i$  son las potencias activas y reactivas inyectadas en la línea  $i$ .  $P_j$  y  $Q_j$  son las potencias activas y reactivas inyectadas en la línea  $j$ . Los parámetros  $A_{ij}$  y  $B_{ij}$  están definidos en (97) y (98).

$$A_{ij} = \frac{R_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j)}{V_i V_j} \quad (97)$$

$$B_{ij} = \frac{R_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)}{V_i V_j} \quad (98)$$

Donde  $R_{ij}$  es la resistencia de la línea entre los nodos  $i$  y  $j$ .  $V_i$  y  $\delta_i$  son la magnitud y el ángulo de la tensión del nodo  $i$ .  $V_j$  y  $\delta_j$  son la magnitud y el ángulo de la tensión del nodo  $j$ .

El problema está sujeto al balance de potencia, como se muestra en (99).

$$P_{Slack} + \sum_{i=1}^n P_{RDGi} = \sum_{i=1}^n P_{Di} + P_{Losses} \quad (99)$$

Donde  $PSlack$  es la potencia activa suministrada por el nodo slack,  $PRDGi$  es la potencia activa suministrada por la GDR,  $PDi$  es la demanda de potencia activa del nodo  $i$ , y  $PLosses$  son las pérdidas de potencia activa de la red.

De igual manera tenemos una restricción de balance de potencia reactiva, como se muestra en (100).

$$Q_{Slack} + \sum_{i=1}^n Q_{RDGi} = \sum_{i=1}^n Q_{Di} + Q_{Losses} \quad (100)$$

Donde  $QSlack$  es la potencia reactiva del nodo slack,  $QRDGi$  es la potencia reactiva de la GDR ubicada en el nodo  $i$ ,  $QDi$  es la potencia reactiva de la carga ubicada en el nodo  $i$ , y  $QLosses$  son las pérdidas de potencia reactiva de la red.

La magnitud de la tensión en cada nodo se mantiene entre un límite mínimo y un máximo, como se muestra en (101).

$$|V_i|^{min} \leq |V_i| \leq |V_i|^{max} \quad (101)$$

Donde  $|V_i|$  es la tensión del nodo  $i$ ,  $|V_i|^{min}$  es la tensión mínima del nodo  $i$ , y  $|V_i|^{max}$  es la tensión máxima del nodo  $i$ .

La GDR ubicada en cada nodo tiene limitaciones mínima y máxima con respecto a la potencia activa y reactiva, como se muestra en (102) y (103).

$$P_{RDGi}^{min} \leq P_{RDGi} \leq P_{RDGi}^{max} \quad (102)$$

$$Q_{RDGi}^{min} \leq Q_{RDGi} \leq Q_{RDGi}^{max} \quad (103)$$

Donde  $P_{RDGi}$  es la potencia activa de la GDR,  $P_{RDGi}^{min}$  es la mínima potencia activa de la GDR ubicada en el nodo  $i$ , y  $P_{RDGi}^{max}$  es la máxima potencia activa de la GDR ubicada en el nodo  $i$ .  $Q_{RDGi}$  es la potencia reactiva de la GDR ubicada en el nodo  $i$ ,  $Q_{RDGi}^{min}$  es la mínima potencia reactiva de la GDR ubicada en el nodo  $i$ , y  $Q_{RDGi}^{max}$  es la máxima potencia reactiva de la GDR ubicada en el nodo  $i$ .

La corriente que fluye por las líneas de la red está definida en (104) y (105).

$$i_{ij} \leq i_{ij}^{max} \quad (104)$$

$$i_{ji} \leq i_{ji}^{max} \quad (105)$$

Donde  $i_{ij}$  es la corriente que circula del nodo  $i$  al nodo  $j$ , y  $i_{ij}^{max}$  es la corriente máxima que puede circular del nodo  $i$  al nodo  $j$ .  $i_{ji}$  es la corriente que circula del nodo  $j$  al nodo  $i$ , y  $i_{ji}^{max}$  es la corriente máxima que puede circular del nodo  $j$  al nodo  $i$ .

$$P_i, P_j, Q_i, Q_j, P_{RDGi}, P_{Di}, Q_{RDGi}, Q_{Di}, P_{Li}, Q_{Li}, |V_i|, i_{ij}, P_{Slack}, P_{Losses}, Q_{Slack}, Q_{Losses} \in \{\mathbb{R}^+\} \cup \{0\} \quad (106)$$

$$i, j, N_{Pi}, N_{Wi} \in \{N\}, \text{ y son los \u00edndices que representan los nodos de la red de distribuci\u00f3n} \quad (107)$$

### 6.3 Algoritmos

En el presente estudio se usaron dos algoritmos metaheur\u00edsticos para la soluci\u00f3n del problema de localizaci\u00f3n y dimensionamiento de generaci\u00f3n distribuida renovable, non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II) y Non-dominated Sorting Bat-inspired Algorithm (NSBA o BAT).

#### 6.3.1 Non-dominated Sorting Bat-inspired Algorithm (NSBA o BAT)

Este algoritmo, propuesto por los autores del presente estudio, adapta a the bat-inspired algorithm BA [97] para la soluci\u00f3n de problemas de optimizaci\u00f3n multiobjetivo basados en frentes de pareto. El algoritmo propuesto se describe a continuaci\u00f3n:

Pseudoc\u00f3digo

Inicializar la poblaci\u00f3n de murci\u00e9lagos y sus velocidades.

Definir la frecuencia  $f_i$ , tasa de pulso  $r_i$ , y la intensidad  $A_i$ .

Evaluar la funci\u00f3n objetivo de cada murci\u00e9lago  $i$  usando the fast non-dominated sorting algorithm con crowding distance.

Jerarquizar las soluciones y seleccionar la mejor posici\u00f3n  $F_{best}$

Mientras  $iter < iter^{max}$

Generar nuevas soluciones  $x_{new}$  mediante el ajuste de la frecuencia y la velocidad de los murci\u00e9lagos

Si  $rand > r_i$   
     Generar solución cerca de la mejor solución encontrada  
 Fin si  
 Generar nuevas soluciones con vuelos aleatorios de los murciélagos  
 Calcular los nuevos valores de la función objetivo  $F_{new}(x_{new})$ , usando the fast non-dominated sorting algorithms con crowding distance.  
 Si ( $F_{new} < F_{best}$  y  $rand < A_i$ )  
     Actualizar solución  
 Fin si  
 Incrementar  $r_i$  y reducir  $A_i$   
 Jerarquizar las soluciones y seleccionar la mejor posición  $F_{best}$   
 Fin mientras

### Fast non-dominated Sorting Algorithm

The fast non-dominated-sorting algorithm ordena y clasifica las soluciones usando como criterio el principio de dominancia de Pareto, como se describe en [138].

Pseudocódigo

Para cada  $p \in P$

$S_p = \emptyset$

$N_p = 0$

Para cada  $q \in P$

    Si ( $p < q$ ) entonces

$S_p = S_p \cup \{q\}$

    Sino si ( $q < p$ ) entonces

$N_p = N_p + 1$

    Fin si

Si  $N_p = 0$  entonces

$p_{rank} = 1$

$F_1 = F_1 \cup \{p\}$

Fin si



$i=1$

Mientras  $F_i \neq \emptyset$

$Q=\emptyset$

Para cada  $p \in F_i$

Para cada  $q \in S_p$

$Nq=Nq-1$

Si  $Nq=0$  entonces

$q_{rank}=i+1$

$Q=Q \cup \{q\}$

Fin para

Fin para

$i=i+1$

$F_i=Q$

Fin para

Fin para

Este algoritmo usa el criterio de dominancia de Pareto para identificar las soluciones no dominadas e incluirlas en un frente de Pareto, luego elimina estas soluciones de la población y repite el proceso identificando el siguiente frente hasta clasificar todas las soluciones. El orden en que son encontrados los frentes de Pareto es la medida de su calidad, la cual es asignada como ranking siendo el primer frente encontrado F1, el de mejor calidad.

### **Crowding-distance Assignment Parameter**

The crowding-distance-assignment parameter calcula la distancia entre una solución particular y sus soluciones vecinas más cercanas, siendo dicho parámetro una medida de la diversidad que la solución particular aporta al frente de Pareto estudiado, como se establece en [138].

Pseudocódigo

$l = |I|$

Para cada  $i$ , set  $I[i]_{distance} = 0$

Para cada objetivo  $m$

$l = \text{ordenar}(l, m)$

$I[1]_{distancia} = I[l]_{distancia} = \infty$

Para  $i = 2$  hasta  $(l - 1)$

$$I[i]_{distancia} = I[i]_{distancia} + (I[i + 1].m - I[i - 1].m) / (f_m^{max} - f_m^{min})$$

Fin para

Fin para

Fin para

Este parámetro se calcula como el perímetro del paralelepípedo en cuyos vértices están las dos soluciones vecinas, la anterior y la posterior, de una solución particular. Si la solución particular es diferente del resto de soluciones, este parámetro será mayor y en consecuencia su contribución a la diversidad del frente de Pareto estudiado también será mayor.

### 6.3.2 Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II)

Este algoritmo fue propuesto por [138] y ha sido usado para la solución del problema de localización y dimensionamiento de generación distribuida [42], [139]. NSGA-II se describe a continuación:

Pseudocódigo

$$R_t = P_t \cup Q_t$$

$F = \text{fast-non-dominated-sort}(R_t)$

$$P_{t+1} = \emptyset \text{ y } i = 1$$

Hasta que  $P_{t+1} + F_i \leq N$

$\text{crowding-distance-assignment}(F_i)$

$$P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i$$

$i = i + 1$

$Ordenar(F_i, <_n)$

$P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i[1:(N - P_{t+1})]$

$Q_{t+1} = \text{construir-nueva-pob}(P_{t+1})$

$t=t+1$

Fin hasta que

## 6.4 Simulaciones

Para evaluar la solución del modelo matemático propuesto se realizaron veinte repeticiones con los algoritmos y casos de prueba seleccionados. Para la estimación de los frentes de Pareto verdaderos se realizó lo planteado en [140].

### 6.4.1 Sistema de distribución de 33 nodos

El sistema de distribución de la Figura 31 contiene 33 nodos, donde el nodo 1 es el slack y los restantes 32 son nodos de carga. La potencia activa y reactiva consumida es de 3715 kW y 2300 kVAr, respectivamente. Los límites de tensión definidos para los experimentos son  $V_{Min}=0.9$  p.u. y  $V_{Max}=1.1$  p.u.

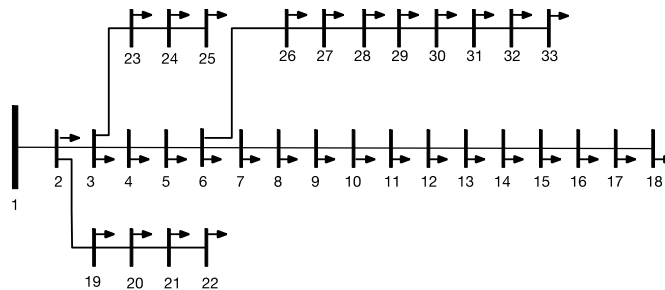


Figura 31. Sistema de distribución de 33 nodos.

### 6.4.2 Sistema de distribución de 69 nodos

La Figura 32 muestra el sistema de distribución que contiene 69 nodos, de los cuales 68 nodos son considerados posibles localizaciones de generación

distribuida. Este sistema de distribución considera una carga total de 4014 kW y 2845 kVAr y una generación total de 4265 KW y 2957 KVAR. Los límites de tensión de los nodos de carga son  $V_{Min}=0.9$  p.u. y  $V_{Max}=1.1$  p.u.

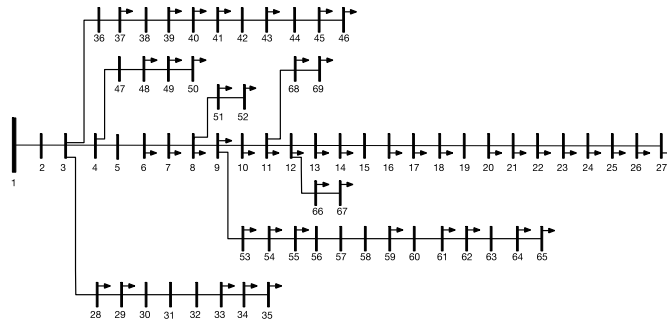


Figura 32. Sistema de distribución de 69 nodos

### 6.4.3 Escenarios

La Tabla 10 muestra los escenarios usados para evaluar los algoritmos seleccionados en cada uno de los casos de prueba.

Tabla 10. Casos para los sistemas de distribución.

Escenario	Sistema	Tipo de fuente
1	33 nodos	Solar
2	33 nodos	Eólica
3	33 nodos	Híbrida
4	69 nodos	Solar
5	69 nodos	Eólica
6	69 nodos	Híbrida

### 6.5 Resultados

La Tabla 10 muestra el modelo de carga usado en la presente sección, el cual fue calculado con base en los datos de demanda en la ciudad de Riohacha, Colombia [141]. Para lo anterior se usó la distribución beta, debido a su amplia utilización en

la modelación de esta variable [142]. La función de densidad de probabilidad de la carga se muestra en (108), como sigue:

$$f_l(l) = \frac{\Gamma(\alpha^t + \beta^t)}{\Gamma(\alpha^t)\Gamma(\beta^t)} \left(\frac{l}{l_{max}^t}\right)^{(\alpha^t-1)} \left(1 - \frac{l}{l_{max}^t}\right)^{(\beta^t-1)} \quad (108)$$

Donde  $f_l(l)$  es la distribución beta para la carga durante el periodo  $t$  con parámetros  $\alpha^t$  y  $\beta^t$ ,  $l_{max}$  es la carga máxima durante el periodo  $t$  y  $\Gamma$  denota la función gamma.

Los datos mostrados en la Tabla 11, fueron obtenidos al realizar una prueba de Kolmogorov-Smirnov para evaluar la bondad del ajuste de los datos frente a la distribución teórica.

Tabla 11. Modelo de carga.

Hora	Alfa	Beta	Valor esperado	%
0	13.3722	76.837	0.148235435	0.37044077
1	7.90072	50.7725	0.134656322	0.33650653
2	6.459	43.1315	0.130246721	0.32548692
3	6.14029	41.0264	0.130182762	0.32532709
4	3.4241	19.7313	0.147874794	0.36953953
5	2.91999	13.542	0.177377705	0.44326738
6	3.34671	13.5238	0.198376338	0.49574303
7	4.08718	12.881	0.240873211	0.60194283
8	2.34586	7.17067	0.246503715	0.61601348
9	1.94798	5.00353	0.280224009	0.70028059
10	3.40432	8.31232	0.290554289	0.72609599
11	2.7656	5.05806	0.353491844	0.88337711
12	1.44052	2.36419	0.378614927	0.94615977
13	2.7227	6.8525	0.284349152	0.71058933
14	3.28288	13.1494	0.19978238	0.49925673
15	2.9411	12.1401	0.195017638	0.48734963
16	3.66092	15.6315	0.189759501	0.47420953
17	3.39146	12.5768	0.212387574	0.53075715
18	2.56456	8.49897	0.23180305	0.57927648
19	2.59231	3.88588	0.400159612	1
20	3.0729	4.97534	0.381810185	0.95414473
21	4.69318	9.45252	0.33177432	0.82910496
22	6.32753	17.9934	0.260168094	0.6501608
23	15.3353	64.1713	0.192880843	0.48200977

El modelo de radiación solar fue calculado con base en datos de la estación meteorológica ubicada en el Aeropuerto Almirante José Prudencio Padilla de la ciudad de Riohacha, Colombia [121]. Para el diseño del modelo se usó también la distribución beta, según lo usual en este tipo de estudios [21]. La función de densidad de probabilidad de la radiación solar se muestra en (109), como sigue:

$$f_s(s) = \frac{\Gamma(\alpha^t + \beta^t)}{\Gamma(\alpha^t)\Gamma(\beta^t)} \left(\frac{s}{s_{max}^t}\right)^{(\alpha^t-1)} \left(1 - \frac{s}{s_{max}^t}\right)^{(\beta^t-1)} \quad (109)$$

Donde  $f_s(s)$  es la distribución beta para la radiación solar durante el periodo  $t$  con parámetros  $\alpha^t$  y  $\beta^t$ ;  $s_{max}^t$  es la radiación solar máxima durante el periodo  $t$  y  $\Gamma$  denota la función gamma.

Los datos mostrados en la Tabla 12, fueron obtenidos al realizar una prueba de Kolmogorov-Smirnov para evaluar la bondad del ajuste de los datos frente a la distribución teórica.

Tabla 12. Modelo de radiación solar.

Mes	Alfa	Beta	Valor esperado (normalizado)	Promedio mensual Valor esperado (W*h/m2)	Promedio diario Valor esperado (W*h/m2)
Enero	49.1046	35.0756	0.583327196	4825.643276	160.8547759
Febrero	29.869	17.6908	0.628030395	5195.455787	173.1818596
Marzo	28.9301	17.5034	0.623043708	5154.202822	171.8067607
Abril	57.329	34.3142	0.625567418	5175.080515	172.5026838
Mayo	51.9888	34.8112	0.598949309	4954.879055	165.1626352
Junio	3.87616	1.68795	0.69663612	5763.004762	192.1001587
Julio	23.1693	10.8145	0.681774846	5640.063113	188.0021038
Agosto	18.9844	9.49165	0.666679543	5515.185435	183.8395145
Septiembre	23.1893	10.7858	0.682538094	5646.377176	188.2125725
Octubre	21.298	17.0439	0.555475863	4595.239831	153.174661
Noviembre	59.4956	46.3056	0.562333887	4651.973641	155.065788
Diciembre	41.6862	33.1024	0.557387088	4611.050668	153.7016889

La velocidad del viento fue modelada basado en los datos obtenidos de la estación meteorológica ubicada en el Aeropuerto Almirante José Prudencio Padilla de la ciudad de Riohacha, Colombia [121]. Para el diseño del modelo se usó la distribución Weibull, según lo usual en este tipo de estudios [21]. La función de densidad de probabilidad de la velocidad del viento se muestra en (110), como sigue:

$$f_v(v) = \frac{k^t}{c^t} \left(\frac{v}{c}\right)^{k^t-1} e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^{k^t}} \quad (110)$$

Donde  $f_v(v)$  es la velocidad en el periodo  $t$ ,  $c^t$  y  $k^t$  son los parámetros de escala y forma respectivamente.

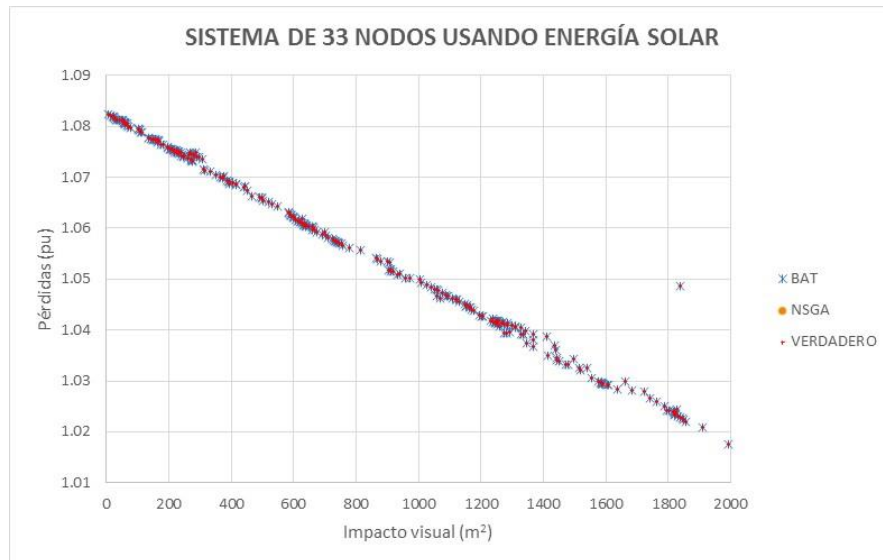
Los datos mostrados en la Tabla 13, fueron obtenidos al realizar una prueba de Kolmogorov-Smirnov para evaluar la bondad del ajuste de los datos frente a la distribución teórica.

Tabla 13. Modelo de velocidad del viento.

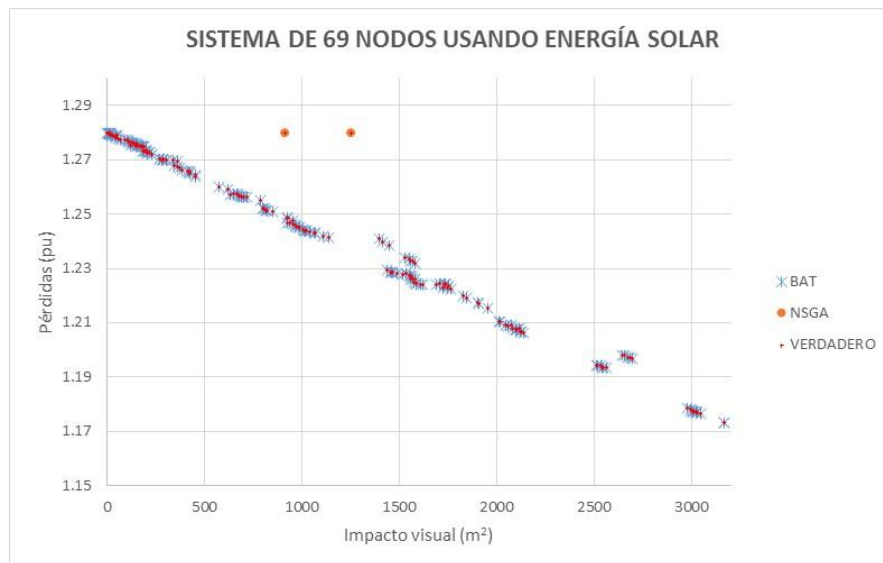
	<b>Mes</b>	<b>Valor esperado (metros/segundo)</b>
1	Enero	3.73700738
2	Febrero	3.67908271
3	Marzo	3.86187522
4	Abril	3.08372065
5	Mayo	2.48124453
6	Junio	3.98164275
7	Julio	3.79593975
8	Agosto	2.62339058
9	Septiembre	2.37715132
10	Octubre	2.3573786
11	Noviembre	2.82058912
12	Diciembre	3.78373828

## Frentes de Pareto

Las Figuras 33(a) y 34(b) muestran los frentes de Pareto obtenidos para la ubicación de paneles solares fotovoltaicos en los sistemas de distribución de 33 nodos y 69 nodos, respectivamente.



a)



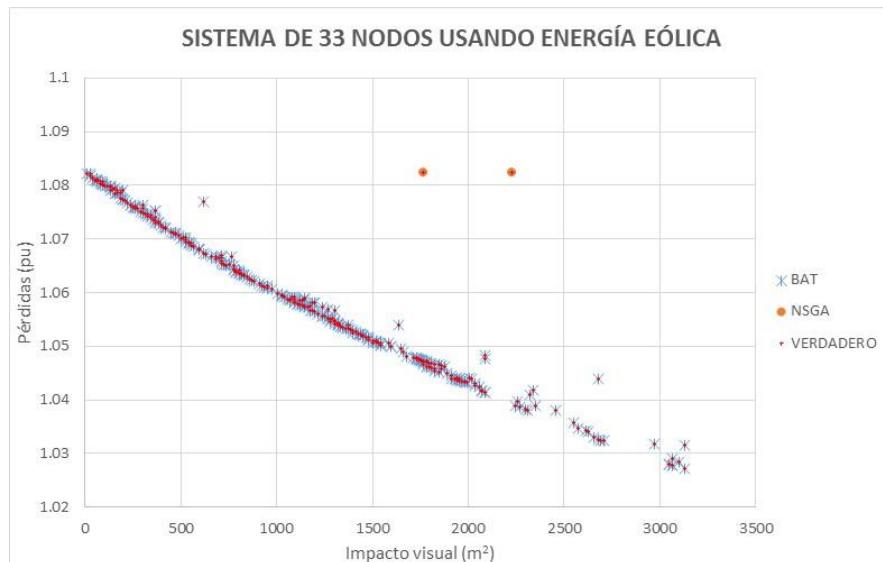
b)

Figura 33. Frentes de Pareto para paneles de los sistemas de distribución de (a) 33 nodos y (b) 69 nodos.

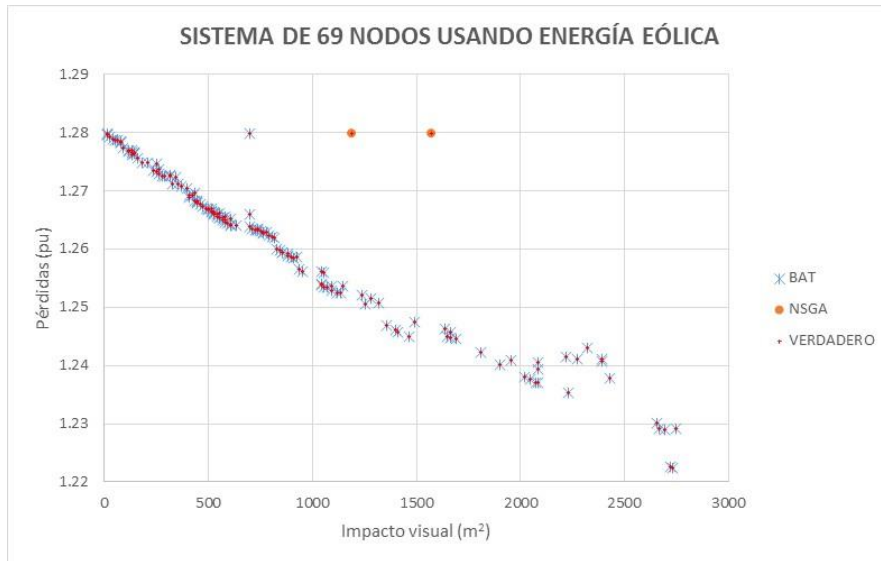


BAT obtiene frentes de Pareto con gran número de puntos bien distribuidos y con un mejor aspecto que los obtenidos con NSGA-II para ambos casos de estudio. El número de puntos contenidos en los frentes de Pareto para el caso de 33 nodos es más grande que los obtenidos para el caso de 69 nodos, esto tal vez debido a que el espacio de soluciones factibles del segundo caso es mayor. NSGA-II presentó grandes dificultades para encontrar un buen frente de Pareto para ambos casos de estudio, siendo más evidente en el caso de 69 nodos.

Para los casos donde se usó generación eólica, las Figuras 34(a) y 34(b) muestran los frentes de Pareto obtenidos en los sistemas de distribución de 33 nodos y 69 nodos, respectivamente.



a)

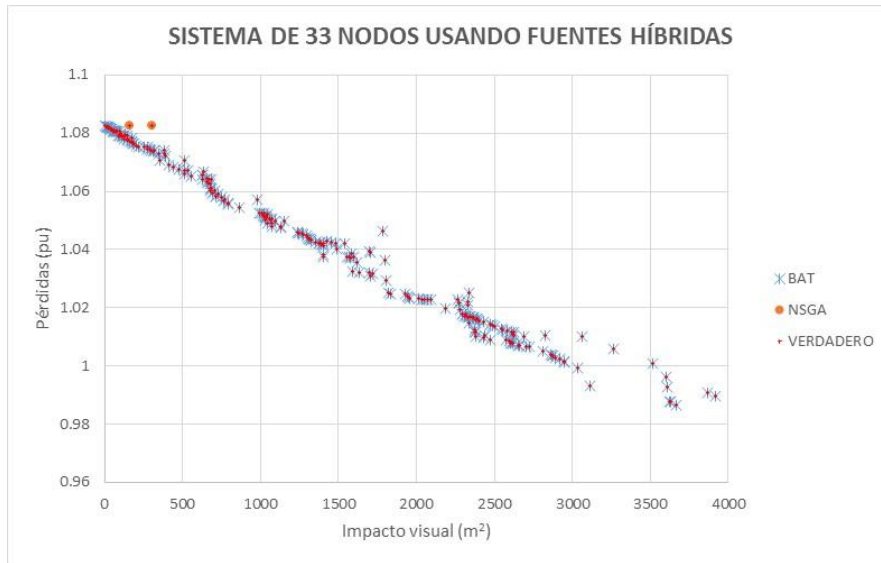


b)

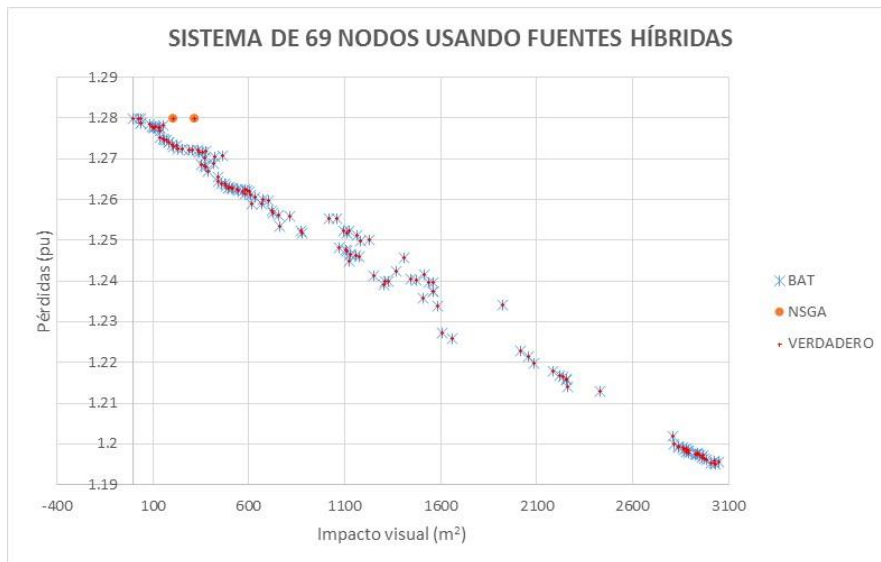
Figura 34. Frentes de Pareto para generación eólica de los sistemas de distribución de (a) 33 nodos y (b) 69 nodos.

De manera similar al anterior caso, BAT obtiene frentes de Pareto con gran número de puntos bien distribuidos y con un mejor aspecto que los obtenidos con NSGA-II para ambos casos de estudio. NSGA-II, nuevamente, presentó grandes dificultades para encontrar un buen frente de Pareto para ambos casos de estudio, siendo más evidente en el caso de 69 nodos. Sin embargo, para el caso de la generación eólica se nota que los algoritmos tienen dificultades para encontrar soluciones con bajo nivel de pérdidas y alto impacto visual, tanto para el caso de 33 nodos como para el de 69 nodos.

Las Figuras 35(a) y 35(b) muestran los frentes de Pareto obtenidos para la ubicación de generación híbrida en los sistemas de distribución de 33 nodos y 69 nodos, respectivamente.



a)



b)

Figura 35. Frentes de Pareto para generación híbrida de los sistemas de distribución de (a) 33 nodos y (b) 69 nodos.

Nuevamente, BAT obtiene frentes de Pareto de mejor calidad que los obtenidos con NSGA-II para ambos casos de estudio. Sin embargo, cómo en el caso de la generación eólica, en este caso se nota que los algoritmos tienen dificultades para

encontrar soluciones con bajo nivel de pérdidas y alto impacto visual, tanto para el caso de 33 nodos cómo para el de 69 nodos.

La Tabla 14 muestra las evaluación de los frentes de Pareto obtenidos por BAT y NSGA-II usando métricas que consideran la tasa de error [143], cobertura [144], y dispersión [145].

Tabla 14. Métricas de evaluación de los frentes de Pareto.

Tipo de generación	Caso	Algoritmo	Tase de error	Cobertura	Dispersión
Solar	33 nodos	BAT	0	0	774.0885
		NSGA-II	0.0435	1	23467.0
	69 nodos	BAT	0	0	13098.0
		NSGA-II	0.0357	1	35848.0
Eólica	33 nodos	BAT	0	0	446.4443
		NSGA-II	0.0500	0.8000	45040.0
	69 nodos	BAT	0	0	901.0065
		NSGA-II	0.0370	1	30687.0
Híbrida	33 nodos	BAT	0	0	838.8958
		NSGA-II	0.0323	1	1088.6
	69 nodos	BAT	0	0	1944.5
		NSGA-II	0.0588	1	1266.3

En todos los casos evaluados BAT obtuvo una tasa de error del 0%, lo que implica que el 100% de las soluciones encontradas con este algoritmo son parte de los frentes de Pareto verdaderos. Por otro lado, la tasa de error de NSGA-II, fue en promedio de 4.28%.

También se observa que BAT obtuvo una cobertura del 0% en todos los casos evaluados, lo que significa que ninguna de las soluciones contenidas en sus frentes de Pareto están dominadas por las soluciones obtenidas por NSGA-II. La cobertura promedio de NSGA-II es de 96.6%.

Otro aspecto relevante es que en la gran mayoría de los casos la dispersión de las soluciones contenidas en los frentes de Pareto de BAT son mucho más bajas que la dispersión en los frentes de Pareto obtenidos por NSGA-II.

## **6.6 Conclusiones**

El modelo planteado en esta sección, permite incorporar el impacto visual en el proceso de planificación de la generación renovable distribuida, desde una perspectiva multiobjetivo. Esto permite al planificador considerar variables técnicas y ambientales de manera simultánea, haciendo que su análisis sea más integral.

El experimento realizado muestra que la formulación proporciona un espacio factible de soluciones debidamente acotado y en el cual es posible encontrar soluciones óptimas.

En cuanto a los métodos de solución, los datos obtenidos muestran que el algoritmo BAT híbrido propuesto obtuvo frentes de Pareto de mejor calidad frente a los resultados de NSGA-II. Esto permite afirmar que el algoritmo propuesto en esta sección es una buena alternativa para la solución del problema de ubicación y dimensionamiento de generación renovable distribuida.

## **7. CONSIDERACIONES FINALES**

### **7.1 Metodología de implantación**

Los modelos y algoritmos propuestos en el presente trabajo serían de utilidad para varios de los actores involucrados en el diseño, operación y control de los sistemas de distribución de energía eléctrica, entre los que destacan los planificadores y operadores del sistema de distribución.

Para el uso, por parte de sus posibles beneficiarios, del modelo planteado en este trabajo, proponemos las etapas que se describen a continuación y que tienen como objetivo el contribuir al logro de una implementación exitosa del mismo, como se observa en la Figura 36.

#### **7.1.1 Determinación de parámetros**

La obtención de los datos de entrada para la aplicación del modelo es de gran importancia para la generación de resultados de buena calidad, por ello se definen claramente los parámetros requeridos.

La información sobre disponibilidad de recursos naturales, radiación solar y velocidad del viento, y carga demandada, son necesarias para la determinación de una solución adecuada para el problema de ubicación y dimensionamiento de GRD. Con respecto a los recursos naturales y la carga es necesario realizar las estimaciones necesarias usando los métodos adecuados para tal fin.

Otros parámetros importantes son las características de la red de distribución, lo cual incluye elementos y sus respectivos modelos, parámetros de la red, topología y demás variables que permitan describir la operación de la misma.

### **7.1.2 Cálculo de soluciones**

Los parámetros deben ser incorporados al modelo a través de la aplicación informática diseñada para tal fin, se deben escoger las opciones de solución entre las que se encuentran el tipo de solución, mono objetivo o multiobjetivo, los objetivos que se desean optimizar y los métodos de solución preferidos. Luego se ejecuta la aplicación informática para que los algoritmos seleccionados resuelvan el problema y entreguen soluciones para el mismo.

### **7.1.3 Análisis y evaluación de resultados**

Las soluciones al problema encontradas por los algoritmos deben ser analizadas para determinar su viabilidad y los posibles efectos de las mismas en el desempeño de la red de distribución. También es importante realizar un análisis de sensibilidad para determinar el impacto que las variaciones de los parámetros del modelo, tienen sobre el desempeño del sistema.

Cabe resaltar, que los potenciales beneficios derivados de la utilización de los modelos y algoritmos propuestos en el presente trabajo se relacionan con mejoras en la eficiencia y confiabilidad de las redes de distribución de energía eléctrica, mediante el uso de GRD. Estas mejoras se producen por aspectos como la disminución de las pérdidas de potencia, la mejora de los perfiles de tensión y mejora de la confiabilidad del sistema, entre otras.

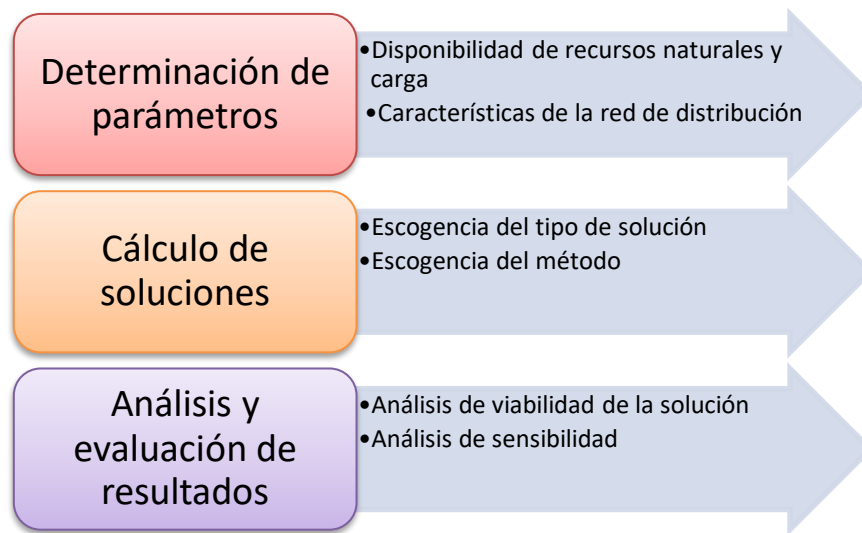


Figura 36. Metodología de implantación del modelo propuesto.

## 7.2 Conclusiones generales

El trabajo desarrollado pretende contribuir a la inclusión de variables sociales y ambientales en la modelación matemática del problema de ubicación y dimensionamiento de GD, con el fin de proporcionar herramientas que permitan obtener soluciones de mejor calidad y más integrales al considerar la complejidad de ubicar fuentes de generación en el ámbito de redes de distribución eléctrica.

Es por ello que se realizó una revisión de los principales impactos sociales y ambientales de la generación renovable con el fin de identificar posibles variables candidatas a ser incorporadas en la modelación matemática del problema objeto de estudio.

En el presente trabajo se proponen dos modelaciones matemáticas del problema objeto de estudio las cuales consideran aspectos como las pérdidas comerciales y el impacto visual. También se proponen tres algoritmos metaheurísticos que brindan soluciones de buena calidad para los modelos propuestos.



Por lo tanto, el modelo propuesto en la presente tesis tiene como objetivo mejorar las herramientas disponibles para los planificadores de sistemas de distribución eléctrica y contribuir al uso de las energías renovables, esto al fortalecer las perspectivas ambiental y social en los modelos de planeación de este tipo de sistemas eléctricos.

Las pérdidas comerciales y el impacto visual fueron consideradas en los modelos de planificación de GDR propuestos en el presente trabajo, con el objetivo de dotar a los planificadores de este tipo de sistemas eléctricos, de metodologías que brinden soluciones más integrales al considerar una mayor cantidad de los aspectos involucrados en la ubicación y dimensionamiento de generadores renovables en redes de distribución.

Los modelos propuestos buscan brindar herramientas a los planificadores y a los operadores del sistema de distribución que les permitan planificar y gestionar los proyectos de instalación de GRD, mejorando la aceptación de los mismos por parte de las comunidades afectadas y haciéndolos sostenibles.

Cabe resaltar que el presente trabajo aporta los datos que comprueban que los modelos planteados son adecuados para la planificación de la GDR y que permiten la obtención de espacios de soluciones factibles acotados en los que es posible usar como método de solución la aplicación de algoritmos de optimización basados en inteligencia artificial.

Con respecto a las posibles aplicaciones de los resultados del presente trabajo, se destaca la posibilidad de que los modelos propuestos sirvan como métodos para la mejora de la eficiencia y sostenibilidad de los sistemas de distribución eléctrica permitiendo a los operadores del sistema de distribución contar con alternativa técnicas para la mejora del desempeño de este tipo de redes.

Otra aplicación potencial de los modelos propuestos es la mejora de los modelos de planificación de sistemas de distribución eléctrica al ampliar las variables y criterios usados para optimizar el desempeño de la red. Las innovaciones propuestas en el presente trabajo permitirán que los modelos de planificación consideren no solo variables técnicas y económicas, sino variables ambientales y sociales, permitiendo la obtención de soluciones más holísticas y apoyando el diseño de redes sostenibles.

Con respecto a los algoritmos propuestos, el diseño de un método de solución basado en BA para la solución del problema de ubicación de GD mostró buenos resultados en las pruebas realizadas en el presente trabajo. Sin embargo, es importante resaltar que el algoritmo propuesto obtuvo mejores resultados en problemas de mediano tamaño que en los de gran tamaño, presentando en este caso, convergencia prematura.

Otro de los aportes relevantes del presente trabajo fue la propuesta de un algoritmo basado en una modificación de WCA, donde el proceso de condensación fue reubicado para evaluar los ríos y arroyos de manera continua, lo que produjo mejoras en el desempeño de este método de solución. Los datos obtenidos en el presente trabajo muestran que el algoritmo propuesto obtiene soluciones de buena calidad para el problema objeto de estudio en problemas de tamaño mediano y grande.

Con respecto a métodos de solución del problema objeto de estudio del presente trabajo desde una perspectiva multiobjetivo, se propuso un algoritmo híbrido denominado NSBA. Para el diseño de este algoritmo se tomaron los operadores de BA y se agregó el ordenamiento no dominado de NSGA-II para obtener un algoritmo basado en frentes de Pareto para la solución del problema de ubicación y dimensionamiento de GRD. Las pruebas realizadas muestran que el algoritmo propuesto obtiene soluciones de buena calidad para el problema estudiado.

Por último, como principales aportes a la comunidad científica, esperamos que los resultados del presente trabajo contribuyan al aumento del uso de las energías renovables en el ámbito de sistemas de distribución, como una estrategia que permita la sostenibilidad de la generación eléctrica que nuestros países y el mundo requieren para la satisfacción de su demanda y el consecuente desarrollo económico y social.

De manera más general el presente trabajo permite vislumbrar las grandes aplicaciones de la optimización, área usual de estudio de la Ingeniería Industrial y las Matemáticas Aplicadas, en la planificación de sistemas eléctricos que involucran fuentes renovables, abriendo espacio a futuros trabajos de investigación.

### **7.3 Trabajos futuros**

Con el fin de dar continuidad y profundizar en las temáticas tratadas en el presente trabajo de investigación, es necesario que se siga trabajando sobre múltiples impactos sociales y ambientales derivados de la operación de los generadores renovables, como son: las vibraciones, ruidos, el trabajo de calidad generado en las comunidades aledañas, impuestos locales pagados, impacto sobre los ecosistemas, etc. También, es necesario considerar otras formas de generación como son: celdas de hidrógeno, micro generación hidráulica, geotérmica, etc.

Otro aspecto poco estudiado es la inclusión en los modelos de planificación de GRD de la cogeneración por parte de usuarios residenciales o industriales y sus efectos sobre el desempeño de la red, considerando además no solo planificación sino operación y control del sistema.

Un potencial beneficio de la utilización de GRD es la mejora en la confiabilidad del sistema de distribución debido a la generación en el interior de la red, sin embargo, el alcance del presente trabajo no lo incluye. Por esta razón es necesaria la

realización de trabajos que estudien los efectos de la GRD en la confiabilidad de la red de distribución.

Por último, es necesario evaluar la aplicación de la computación en paralelo en la solución del problema de ubicación y dimensionamiento de GRD en sistemas de distribución eléctrica.

#### **7.4 Alcance y limitaciones del estudio**

El alcance del presente trabajo es exploratorio y correlacional ya que se realizaron propuestas de inclusión de nuevas variables ambientales y sociales en el problema objeto de estudio, como son el impacto visual y las pérdidas comerciales. Además, se propusieron y evaluaron nuevos algoritmos metaheurísticos para la solución del problema de ubicación de generación renovable distribuida.

En el desarrollo de la presente tesis se presentaron limitaciones en el acceso a información sobre las características en el sistema de distribución eléctrica de la ciudad de Riohacha, Colombia lo que disminuyó la capacidad del estudio de caso de evaluar el modelo propuesto en ambientes reales.

Por otro lado, las limitaciones de tiempo y de recursos no permitieron el estudio de otras variables ambientales y sociales que están relacionadas con la operación de la generación eléctrica renovable y que podrían haberse incluido en los modelos propuestos. Esto requerirá estudios posteriores en los que se amplíen los modelos propuestos en el presente trabajo.

De igual manera, las limitaciones de tiempo y de recursos no permitieron evaluar el efecto de la instalación de condensadores de manera simultánea a la generación renovable distribuida, lo que amerita estudios posteriores.

## BIBLIOGRAFÍA

- [1] S. Ramirez Castaño, *Redes de Distribución de Energía*, Tercera ed. Manizales, Colombia: Centro de Publicaciones, Universidad Nacional de Colombia, 2004.
- [2] R. Jimenez Gutierrez and H. Cardozo Hernández, “EVALUACIÓN DE ESQUEMAS DE PROTECCIÓN INTEGRAL EN REDES DE DISTRIBUCIÓN RADIAL DE MEDIA TENSIÓN CON GENERACIÓN DISTRIBUIDA,” Universidad de la Salle, 2015.
- [3] J. M. Mantilla, C. A. Duque, and C. H. Galeano, “Análisis del esquema de generación distribuida como una opción para el sistema eléctrico colombiano,” *Rev. Fac. Ing. Univ. Antioquia*, no. 44, pp. 97–110, 2008.
- [4] R. Quijano H, S. Botero B, and J. Domínguez B, “MODERGIS application: Integrated simulation platform to promote and develop renewable sustainable energy plans, Colombian case study,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 16, no. 7, pp. 5176–5187, 2012.
- [5] Instituto Colombiano para el Desarrollo de la Ciencia y la Tecnología “Francisco José de Caldas” Colciencias, *PLAN ESTRATÉGICO PROGRAMA NACIONAL DE INVESTIGACIONES EN ENERGÍA Y MINERÍA*. 2005.
- [6] D. van der Horst, “NIMBY or not? Exploring the relevance of location and the politics of voiced opinions in renewable energy siting controversies,” *Energy Policy*, vol. 35, no. 5, pp. 2705–2714, May 2007.
- [7] L. and T. Enviromental Justice Organisations, “Enviromental Justice Atlas,” 2014. [Online]. Available: <http://www.ejatlas.org/>. [Accessed: 22-Apr-2014].
- [8] ANTONIO RUIZ CORONADO, “En Saltillo, protestan en contra de extracción del gas Shale,” *Vanguardia*, 2014.
- [9] Patricio Gutiérrez, “BRASIL: BLOQUEAN CARRETERA TRANSAMAZÓNICA EN PROTESTA CONTRA HIDROELÉCTRICA,” *La Nación*, 2014.
- [10] ZENAIDA ZEA OLIVERA, “Hidroeléctrica del Inambari nuevamente en agenda,” *Los Andes*, 2014.
- [11] T. Ackermann, G. Andersson, and L. Söder, “Distributed generation: a definition,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 57, no. 3, pp. 195–204, 2001.
- [12] T. E. Hoff, H. J. Wenger, and B. K. Farmer, “Distributed generation: An alternative to electric utility investments in system capacity,” *Energy Policy*, vol. 24, no. 2, pp. 137–147, 1996.
- [13] J. A. P. Lopes, N. Hatziargyriou, J. Mutale, P. Djapic, and N. Jenkins, “Integrating distributed generation into electric power systems: A review of drivers, challenges and opportunities,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 77, no. 9, pp. 1189–1203, 2007.
- [14] A. C. Rueda-Medina, J. F. Franco, M. J. Rider, A. Padilha-Feltrin, and R. Romero, “A mixed-integer linear programming approach for optimal type, size and allocation of distributed generation in radial distribution systems,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 97, pp. 133–143, 2013.
- [15] A. T. Davda and B. R. Parekh, “System impact analysis of Renewable Distributed

Generation on an existing Radial Distribution Network,” in *2012 IEEE Electrical Power and Energy Conference*, 2012, pp. 128–132.

- [16] C. Ponce Corral, “PLANIFICACIÓN ÓPTIMA DE LA GENERACIÓN DISTRIBUÍDA EN REDES DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA,” Universidad de Zaragoza, 2010.
- [17] W.-S. Tan, M. Y. Hassan, M. S. Majid, and H. Abdul Rahman, “Optimal distributed renewable generation planning: A review of different approaches,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 18, pp. 626–645, 2013.
- [18] R. Sanhueza, I. Harnish, H. Diaz, and R. Guirriman, “Aplicación de algoritmos genéticos al problema de planificación de sistemas eléctricos de distribución,” *Rev. Fac. Ing. U.T.A.*, vol. 6, 1999.
- [19] L. Wang and C. Singh, “Reliability-Constrained Optimum Placement of Reclosers and Distributed Generators in Distribution Networks Using an Ant Colony System Algorithm,” *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Part C (Applications Rev.)*, vol. 38, no. 6, pp. 757–764, Nov. 2008.
- [20] A. Silvestri, A. Berizzi, and S. Buonanno, “Distributed generation planning using genetic algorithms,” in *PowerTech Budapest 99. Abstract Records. (Cat. No.99EX376)*, 1999, p. 257.
- [21] D. K. Khatod, V. Pant, and J. Sharma, “Evolutionary Programming Based Optimal Placement of Renewable Distributed Generators,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 2, pp. 683–695, May 2013.
- [22] A. Alarcon-Rodriguez, E. Haesen, G. Ault, J. Driesen, and R. Belmans, “Multi-objective planning framework for stochastic and controllable distributed energy resources,” *IET Renew. Power Gener.*, vol. 3, no. 2, pp. 227–238, Jun. 2009.
- [23] G. Carpinelli, G. Celli, S. Mocci, F. Pilo, and A. Russo, “Optimisation of embedded generation sizing and siting by using a double trade-off method,” *IEE Proc. - Gener. Transm. Distrib.*, vol. 152, no. 4, pp. 503–513, Jul. 2005.
- [24] A. A. Abou El-Ela, S. M. Allam, and M. M. Shatla, “Maximal optimal benefits of distributed generation using genetic algorithms,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 80, no. 7, pp. 869–877, 2010.
- [25] D. Singh, D. Singh, and K. S. Verma, “Multiobjective Optimization for DG Planning With Load Models,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 24, no. 1, pp. 427–436, Feb. 2009.
- [26] M. Mohammadi and M. A. Nasab, “PSO Based Multiobjective Approach for Optimal Sizing and Placement of Distributed Generation,” *Res. J. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 2, no. 8, pp. 832–837, 2011.
- [27] G. Celli, E. Ghiani, S. Mocci, and F. Pilo, “A Multiobjective Evolutionary Algorithm for the Sizing and Siting of Distributed Generation,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 20, no. 2, pp. 750–757, May 2005.
- [28] A. Hajizadeh and E. Hajizadeh, “PSO-Based Planning of Distribution Systems with Distributed Generations,” in *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2008.
- [29] T. Sutthibun and P. Bhasaputra, “Multi-objective optimal distributed generation

placement using simulated annealing,” in *Internacional Conference on Electrical Engineering/Electronics Computer Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)*, 2010, pp. 810–813.

- [30] H. L. Willis, “Analytical methods and rules of thumb for modeling DG-distribution interaction,” in *2000 Power Engineering Society Summer Meeting (Cat. No.00CH37134)*, 2000, vol. 3, pp. 1643–1644.
- [31] N. Acharya, P. Mahat, and N. Mithulananthan, “An analytical approach for DG allocation in primary distribution network,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 28, no. 10, pp. 669–678, 2006.
- [32] T. Gözel and M. H. Hocaoglu, “An analytical method for the sizing and siting of distributed generators in radial systems,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 79, no. 6, pp. 912–918, 2009.
- [33] W. El-Khattam, Y. G. Hegazy, and M. M. A. Salama, “An Integrated Distributed Generation Optimization Model for Distribution System Planning,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 20, no. 2, pp. 1158–1165, May 2005.
- [34] A. Kumar and W. Gao, “Optimal distributed generation location using mixed integer non-linear programming in hybrid electricity markets,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 4, no. 2, p. 281, Feb. 2010.
- [35] J. O. Kim, S. K. Park, K. W. Park, and C. Singh, “Dispersed generation planning using improved Hereford Ranch algorithm,” in *1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence (Cat. No.98TH8360)*, 1998, pp. 678–683.
- [36] N. Mithulananthan, T. Oo, and L. Van Phu, “Distributed generator placement in power distribution system using genetic algorithm to reduce losses,” *Thammasat Int. J. Sci. Technol.*, vol. 9, no. 3, pp. 55–62, Jul. 2004.
- [37] R. K. Singh and S. K. Goswami, “Optimum Siting and Sizing of Distributed Generations in Radial and Networked Systems,” *Electr. Power Components Syst.*, vol. 37, no. 2, pp. 127–145, Jan. 2009.
- [38] C. L. T. Borges and D. M. Falcão, “Optimal distributed generation allocation for reliability, losses, and voltage improvement,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 28, no. 6, pp. 413–420, 2006.
- [39] J.-H. Teng, T.-S. Luor, and Y.-H. Liu, “Strategic distributed generator placements for service reliability improvements,” in *IEEE Power Engineering Society Summer Meeting*, 2002, vol. 2, pp. 719–724.
- [40] V. Kumar, H. C. R. Kumar, I. Gupta, and H. O. Gupta, “DG Integrated Approach for Service Restoration Under Cold Load Pickup,” *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 25, no. 1, pp. 398–406, Jan. 2010.
- [41] L. F. Ochoa, A. Padilha-Feltrin, and G. P. Harrison, “Time-Series-Based Maximization of Distributed Wind Power Generation Integration,” *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 23, no. 3, pp. 968–974, Sep. 2008.
- [42] M. Moeini-Aghtaie, P. Dehghanian, and S. H. Hosseini, “Optimal Distributed Generation placement in a restructured environment via a multi-objective optimization

- approach,” in *2011 16th Conference on Electrical Power Distribution Networks (EPDC)*, 2011, pp. 1–6.
- [43] N. Ghadimi and R. Ghadimi, “Optimal Allocation of Distributed Generation and Capacitor Banks in Order to Loss Reduction in Reconfigured System,” *Res. J. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 4, no. 9, pp. 1099–1104, 2012.
- [44] A. I. Aly, Y. G. Hegazy, and M. A. Alsharkawy, “A simulated annealing algorithm for multi-objective distributed generation planning,” in *IEEE PES General Meeting*, 2010, pp. 1–7.
- [45] M. P. LALITHA, V. C. V. REDDY, and V. USHA, “Optimal DG placement for minimum real power loss in radial distribution systems using PSO,” *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 13, no. 2, pp. 107–116, 2010.
- [46] S. Kansal, B. B. R. Sai, B. Tyagi, and V. Kumar, “Optimal placement of distributed generation in distribution networks,” *Int. J. Eng. Sci. Technol.*, vol. 3, no. 3, pp. 47–55, 2011.
- [47] A. Hajizadeh and E. Hajizadeh, “PSO-Based Planning of Distribution Systems with Distributed Generations,” in *World Academy of Science, Engineering and Technology* 21, 2008, pp. 598–603.
- [48] M. Mohammad and M. A. Nasab, “PSO Based Multiobjective Approach for Optimal Sizing and Placement of Distributed Generation,” *Res. J. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 2, no. 8, pp. 823–837, 2011.
- [49] G. Zareiegovar, R. R. Fesaghandis, and M. J. Azad, “Optimal DG location and sizing in distribution system to minimize losses, improve voltage stability, and voltage profile,” in *2012 Proceedings of 17th Conference on Electrical Power Distribution Networks (EPDC)*, 2012, pp. 1–6.
- [50] A. M. El-Zonkoly, “Optimal placement of multi-distributed generation units including different load models using particle swarm optimization,” *Swarm Evol. Comput.*, vol. 1, no. 1, pp. 50–59, 2011.
- [51] K. Nara, Y. Hayashi, K. Ikeda, and T. Ashizawa, “Application of tabu search to optimal placement of distributed generators,” in *2001 IEEE Power Engineering Society Winter Meeting. Conference Proceedings (Cat. No.01CH37194)*, 2001, vol. 2, pp. 918–923.
- [52] B. Sookananta, P. Utaton, and R. Khongsila, “Determination of the optimal location and sizing of Distributed Generation using Ant Colony Search,” in *2010 International Conference on Electrical Engineering/Electronics Computer Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)*, 2010, pp. 814–817.
- [53] F. S. Abu-Mouti and M. E. El-Hawary, “Optimal Distributed Generation Allocation and Sizing in Distribution Systems via Artificial Bee Colony Algorithm,” *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 26, no. 4, pp. 2090–2101, Oct. 2011.
- [54] M. Lalitha, N. Reddy, and V. Reddy, “Optimal DG placement for maximum loss reduction in radial distribution system using ABC Algorithm,” *Int. J. Rev. Comput.*, vol. 3, pp. 44–52, 2010.
- [55] I. Hussain and A. K. Roy, “Optimal distributed generation allocation in distribution



- systems employing modified artificial bee colony algorithm to reduce losses and improve voltage profile,” in *2012 International Conference on Advances in Engineering, Science and Management (ICAESM)*, 2012, pp. 565–570.
- [56] M. Shirdel and A. Javidaneh, “Applying BCO algorithm to solve the optimal DG placement and sizing problem,” in *2011 5th International Power Engineering and Optimization Conference*, 2011, pp. 71–76.
- [57] Z. Moravej and A. Akhlaghi, “A novel approach based on cuckoo search for DG allocation in distribution network,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 44, no. 1, pp. 672–679, 2013.
- [58] M. Mokhtari Fard, R. Noroozian, and S. Molaei, “Determining the optimal placement and capacity of DG in intelligent distribution networks under uncertainty demands by COA,” in *2nd Iranian Conference on Smart Grids (ICSG)*, 2012, pp. 1–8.
- [59] M. H. Sulaiman, M. W. Mustafa, A. Azmi, O. Aliman, and S. R. Abdul Rahim, “Optimal allocation and sizing of Distributed Generation in distribution system via Firefly Algorithm,” in *2012 IEEE International Power Engineering and Optimization Conference*, 2012, pp. 84–89.
- [60] S. Saravanamutthukumaran and N. Kumarappan, “Sizing and siting of Distribution Generator for different loads using firefly algorithm,” in *2012 International Conference on Advances in Engineering, Science and Management (ICAESM)*, 2012, pp. 800–803.
- [61] A. Soroudi and M. Ehsan, “Imperialist competition algorithm for distributed generation connections,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 6, no. 1, pp. 21–29, Jan. 2012.
- [62] R. Jahani, A. Hosseinzadeh, A. Gharegozi, and M. M. Abadi, “ICA-based Allocation of DGs in a Distribution System,” *Am. J. Sci. Res.*, no. 33, pp. 64–75, 2011.
- [63] M. Gandomkar, M. Vakilian, and M. Ehsan, “A Genetic-Based Tabu Search Algorithm for Optimal DG Allocation in Distribution Networks,” *Electr. Power Components Syst.*, vol. 33, no. 12, pp. 1351–1362, Dec. 2005.
- [64] G. P. Harrison, A. Piccolo, P. Siano, and A. R. Wallace, “Hybrid GA and OPF evaluation of network capacity for distributed generation connections,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 78, no. 3, pp. 392–398, 2008.
- [65] M. H. Moradi and M. Abedini, “A combination of genetic algorithm and particle swarm optimization for optimal DG location and sizing in distribution systems,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 34, no. 1, pp. 66–74, 2012.
- [66] Ö. Güler, “Wind energy status in electrical energy production of Turkey,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 13, no. 2, pp. 473–478, Feb. 2009.
- [67] U. S. E. I. Administration, “INTERNATIONAL ENERGY OUTLOOK 2013,” 2014. [Online]. Available: <http://www.eia.gov/forecasts/ieo/index.cfm>. [Accessed: 01-Dec-2014].
- [68] O. V. Marchenko and S. V. Solomin, “Efficiency of wind energy utilization for electricity and heat supply in northern regions of Russia,” *Renew. Energy*, vol. 29, no. 11, pp. 1793–1809, Sep. 2004.

- [69] F. Dincer, "The analysis on wind energy electricity generation status, potential and policies in the world," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 15, no. 9, pp. 5135–5142, Dec. 2011.
- [70] World Wind Energy Association, "World Wind Energy Association," 2014. [Online]. Available: <http://www.wwindea.org>. [Accessed: 22-Apr-2014].
- [71] BP - British Petroleum, "Statistical review of world energy 2013 workbook," 2014.
- [72] XM S.A. E.S.P, "XM," 2014. [Online]. Available: <http://www.xm.com.co/>.
- [73] Consorcio Energético Corpoema, "Plan de Desarrollo para las Fuentes No Convencionales de Energía en Colombia (PDFNCE)," Bogotá, 2010.
- [74] P. Linares Llamas, "Integración de criterios medioambientales en procesos de decisión: una aproximación multicriterio a la planificación integrada de recursos eléctricos," Universidad Politécnica de Madrid, 1999.
- [75] R. Wüstenhagen, M. Wolsink, and M. J. Bürer, "Social acceptance of renewable energy innovation: An introduction to the concept," *Energy Policy*, vol. 35, no. 5, pp. 2683–2691, May 2007.
- [76] N. Dalkey, B. Brown, and S. Cochran, "The Delphi Method III: Use of self ratings to improve group estimates," New York, 1969.
- [77] R. Hernández Sampieri, C. Fernández Collado, and M. Baptista Lucio, *Metodología de la investigación*, 5th ed. Ciudad de México: McGRAW-HILL / INTERAMERICANA EDITORES, S.A. DE C.V., 2010.
- [78] L. Ramesh and S. Chowdhury, "Minimization of power Loss in distribution networks by different techniques," *Int. J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 2, pp. 521–527, 2009.
- [79] Y. M. Atwa, E. F. El-Saadany, M. M. A. Salama, and R. Seethapathy, "Optimal Renewable Resources Mix for Distribution System Energy Loss Minimization," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 25, no. 1, pp. 360–370, Feb. 2010.
- [80] D. Q. Hung, N. Mithulananthan, and R. C. Bansal, "Analytical strategies for renewable distributed generation integration considering energy loss minimization," *Appl. Energy*, vol. 105, pp. 75–85, 2013.
- [81] D. Q. Hung, N. Mithulananthan, and R. C. Bansal, "Analytical Expressions for DG Allocation in Primary Distribution Networks," *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 25, no. 3, pp. 814–820, Sep. 2010.
- [82] D. D. Wu, M. Junjie, W. Yulong, and L. Yang, "Size and Location of Distributed Generation in Distribution System Based on Immune Algorithm," *Syst. Eng. Procedia*, vol. 4, pp. 124–132, 2012.
- [83] D. Zhang, Z. Fu, and L. Zhang, "Joint Optimization for Power Loss Reduction in Distribution Systems," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 23, no. 1, pp. 161–169, Feb. 2008.
- [84] G. Naik, D. K. Khatod, and M. P. Sharma, "Optimal Allocation of Distributed Generation in Distribution System for Loss Reduction," in *International Proceedings of Computer Science and Information Technology IPCSIT*, 2012.
- [85] A. K. Singh and S. K. Parida, "Selection of load buses for DG placement based on

- loss reduction and voltage improvement sensitivity,” in *2011 International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives*, 2011, pp. 1–6.
- [86] Y.-K. Wu, C.-Y. Lee, L.-C. Liu, and S.-H. Tsai, “Study of Reconfiguration for the Distribution System With Distributed Generators,” *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 25, no. 3, pp. 1678–1685, Jul. 2010.
- [87] R. S. Rao, K. Ravindra, K. Satish, and S. V. L. Narasimham, “Power Loss Minimization in Distribution System Using Network Reconfiguration in the Presence of Distributed Generation,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 1, pp. 317–325, Feb. 2013.
- [88] M. P. Lalitha, V. C. V. Reddy, and V. Usha, “Optimal DG placement for minimum real power loss in radial distribution systems using PSO,” *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 13, no. 2, pp. 107–116, 2010.
- [89] S. Kansal, B. B. R. Sai, B. Tyagi, and V. Kumar, “Optimal placement of distributed generation in distribution networks,” *Int. J. Eng. Sci. Technol.*, vol. 3, no. 3, pp. 47–55, 2011.
- [90] M. F. Shaaban, Y. M. Atwa, and E. F. El-Saadany, “DG Allocation for Benefit Maximization in Distribution Networks,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 2, pp. 1–1, May 2012.
- [91] J. E. Candelo and H. E. Hernández, “Location and Size of Distributed Generation to Reduce Power Losses using a Bat-inspired Algorithm,” in *VII Simposio Internacional sobre Calidad de la Energía Eléctrica*, 2013.
- [92] J. E. Candelo and H. E. Hernández, “Distributed Generation Placement in Radial Distribution Networks using a Bat-inspired Algorithm,” *DYNA*, vol. 82, no. 192, pp. 60–67, 2015.
- [93] A. Parizad, A. H. Khazali, and M. Kalantar, “Sitting and sizing of distributed generation through Harmony Search Algorithm for improve voltage profile and reduction of THD and losses,” in *CCECE 2010*, 2010, pp. 1–7.
- [94] K. S. Rao and M. N. Rao, “Multiple distributed generator allocation by Harmony search algorithm for loss reduction,” in *2012 International Conference on Emerging Trends in Electrical Engineering and Energy Management (ICETEEEM)*, 2012, pp. 59–64.
- [95] H. Eskandar, A. Sadollah, A. Bahreininejad, and M. Hamdi, “Water cycle algorithm - A novel metaheuristic optimization method for solving constrained engineering optimization problems,” *Comput. Struct.*, vol. 110–111, pp. 151–166, 2012.
- [96] H. Manafi, N. Ghadimi, M. Ojaroudi, and P. Farhadi, “Optimal Placement of Distributed Generations in Radial Distribution Systems Using Various PSO and DE Algorithms,” *Elektron. IR ELEKTROTEHNIKA*, vol. 19, no. 10, pp. 53–57, 2013.
- [97] X.-S. Yang, “A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm,” in *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO 2010) SE - 6*, vol. 284, J. González, D. Pelta, C. Cruz, G. Terrazas, and N. Krasnogor, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2010, pp. 65–74.
- [98] J. D. Altringham, *Bats: Biology and Behaviour*. Oxford University Press, 1997.

- [99] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," in *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*, 1995, vol. 4, pp. 1942–1948.
- [100] Zong Woo Geem, Joong Hoon Kim, and G. V. Loganathan, "A New Heuristic Optimization Algorithm: Harmony Search," *SIMULATION*, vol. 76, pp. 60–68, 2001.
- [101] S. A. Taher and S. A. Afsari, "Optimal location and sizing of UPQC in distribution networks using differential evolution algorithm," *Math. Probl. Eng.*, vol. 2012, 2012.
- [102] M. E. Baran and F. F. Wu, "Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing," *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 4, no. 2, pp. 1401–1407, Apr. 1989.
- [103] P. Phonrattanasak and N. Leeprechanon, "Optimal Location of Fast Charging Station on Residential Distribution Grid - Volume 3 Number 6 (Dec. 2012) - IJMT," *Int. J. Innov. Manag. Technol.*, vol. 3, no. 6, pp. 675–681, 2012.
- [104] M. Mahdavi, M. Fesanghary, and E. Damangir, "An improved harmony search algorithm for solving optimization problems," *Appl. Math. Comput.*, vol. 188, pp. 1567–1579, 2007.
- [105] W. Buaklee and K. Hongesombut, "Optimal DG allocation in a smart distribution grid using cuckoo search algorithm," *Trans. Electr. Eng. Electron. Commun.*, vol. 11, pp. 16–22, 2013.
- [106] R. Tidball, J. Bluestein, N. Rodriguez, and S. Knoke, "Cost and performance assumptions for modeling electricity generation technologies," *Contract*, no. November, 2010.
- [107] E. Lantz, M. Hand, and R. Wiser, "The Past and Future Cost of Wind Energy," in *2012 World Renewable Energy Forum*, 2012, pp. 1–10.
- [108] M. y E. A. de C. Instituto de Hidrología, "Atlas de Viento y Energía Eólica de Colombia," Bogotá, Colombia, 2010.
- [109] C. Flórez and C. Costa, "Atlas de Radiación Solar de Colombia," Bogotá, Colombia, 2003.
- [110] X.-S. Yang, *Nature-inspired Metaheuristic Algorithms*. Luniver Press, 2010.
- [111] A. Kaveh and S. Talatahari, "A novel heuristic optimization method: Charged system search," *Acta Mech.*, vol. 213, pp. 267–289, 2010.
- [112] R. B. Payne and M. D. Sorensen, *The Cuckoos*. OUP Oxford, 2005.
- [113] X.-S. Yang and S. Deb, "Engineering Optimisation by Cuckoo Search," p. 17, May 2010.
- [114] P. Antmann, "Reducing Technical and Non-Technical Losses in the Power Sector," 2009.
- [115] R. Alves, P. Casanova, E. Quirogas, O. Ravelo, and W. Gimenez, "Reduction of Non-Technical Losses by Modernization and Updating of Measurement Systems," in *2006 IEEE/PES Transmission & Distribution Conference and Exposition: Latin America*, 2006, pp. 1–5.

- [116] J. Nagi, K. S. Yap, S. K. Tiong, S. K. Ahmed, and M. Mohamad, "Nontechnical Loss Detection for Metered Customers in Power Utility Using Support Vector Machines," *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 25, no. 2, pp. 1162–1171, Apr. 2010.
- [117] A. H. Nizar, Z. Y. Dong, M. Jalaluddin, and M. J. Raffles, "Load Profiling Method in Detecting non-Technical Loss Activities in a Power Utility," in *2006 IEEE International Power and Energy Conference*, 2006, pp. 82–87.
- [118] Y. Al-Mahroqi, L. A. Metwally, A. Al-Hinai, and A. Al-Badi, "Reduction of Power Losses in Distribution Systems," in *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2012.
- [119] J. R. Aguero, "Improving the efficiency of power distribution systems through technical and non-technical losses reduction," ... *Distrib. Conf. Expo.* ..., pp. 1–8, 2012.
- [120] Ministerio de Minas y Energía República de Colombia, "Estudio de costos de racionamiento de electricidad y gas natural," Bogotá - Colombia, 2004.
- [121] IDEAM, "IDEAM - Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales," 2014. [Online]. Available: [www.ideam.gov.co](http://www.ideam.gov.co).
- [122] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*. London, England: A Bradford Book, 1992.
- [123] M. Alonso, H. Amaris, and C. Alvarez-Ortega, "Integration of renewable energy sources in smart grids by means of evolutionary optimization algorithms," *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, no. 5, pp. 5513–5522, 2012.
- [124] L. D. Arya, A. Koshti, and S. C. Choube, "Distributed generation planning using differential evolution accounting voltage stability consideration," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 42, no. 1, pp. 196–207, 2012.
- [125] R. K. Singh and S. K. Goswami, "Optimal siting and sizing of distributed generations in radial and networked systems considering different voltage dependent static load models," in *2008 IEEE 2nd International Power and Energy Conference*, 2008, pp. 1535–1540.
- [126] R. K. Singh and S. K. Goswami, "Optimum allocation of distributed generations based on nodal pricing for profit, loss reduction, and voltage improvement including voltage rise issue," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 32, no. 6, pp. 637–644, 2010.
- [127] A. Hadian, M.-R. Haghifam, J. Zohrevand, and E. Akhavan-Rezai, "Probabilistic approach for renewable dg placement in distribution systems with uncertain and time varying loads," in *2009 IEEE Power & Energy Society General Meeting*, 2009, pp. 1–8.
- [128] M. P. Lalitha, V. C. V. Reddy, V. Usha, and N. S. Reddy, "APPLICATION OF FUZZY AND PSO FOR DG PLACEMENT FOR MINIMUM LOSS IN RADIAL DISTRIBUTION SYSTEM," *ARPN J. Eng. Appl. Sci.*, vol. 5, no. 4, pp. 30–37, 2010.
- [129] H. C. Nejad, J. Olamaei, R. Jahani, and H. G. Zadeh, "Optimal Distributed Generation Location in Radial Distribution Systems Using A New Heuristic Method," *Aust. J. Basic Appl. Sci.*, vol. 5, no. 7, pp. 612–621, 2011.

- [130] A. Baziar, "A Novel Self Adaptive Modification Approach Based on Bat Algorithm for Optimal Management of Renewable MG," *J. Intell. Learn. Syst. Appl.*, vol. 5, no. 1, pp. 11–18, Feb. 2013.
- [131] S. Sakthivel, R. Natarajan, and P. Gurusamy, "Application of Bat Optimization Algorithm for Economic Load Dispatch Considering Valve Point Effects," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 67, no. 11, pp. 35–39, 2013.
- [132] J. E. Candelo and H. E. Hernández, "Location and Size of Distributed Generation to Reduce Power Losses using a Bat-inspired Algorithm," in *VII Simposio Internacional sobre Calidad de la Energía Eléctrica SICEL*, 2013.
- [133] C. Wang and M. H. Nehrir, "Analytical Approaches for Optimal Placement of Distributed Generation Sources in Power Systems," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 19, no. 4, pp. 2068–2076, Nov. 2004.
- [134] D. Gautam and N. Mithulananthan, "Optimal DG placement in deregulated electricity market," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 77, no. 12, pp. 1627–1636, 2007.
- [135] M. Mohammadi and M. A. Nasab, "PSO Based Multiobjective Approach for Optimal Sizing and Placement of Distributed Generation," *Res. J. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 2, no. 8, pp. 832–837, 2011.
- [136] Landscape Institute & Environmental Management Assessment, *Guidelines for landscape and visual impact assessment*, 2nd ed. Spon Press, 2002.
- [137] M. Rodrigues, C. Montañés, and N. Fueyo, "A method for the assessment of the visual impact caused by the large-scale deployment of renewable-energy facilities," *Environ. Impact Assess. Rev.*, vol. 30, no. 4, pp. 240–246, Jul. 2010.
- [138] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, 2002.
- [139] W. S. Tan, M. Y. Hassan, and M. S. Majid, "Multi population genetic algorithm for allocation and sizing of distributed generation," in *2012 IEEE International Power Engineering and Optimization Conference*, 2012, pp. 108–113.
- [140] F. Talavera, J. Prieto, J. Crichigno, and B. Barán, "Comparación de algoritmos evolutivos multi-objetivos en un ambiente multicast," in *X Congreso Argentino de Ciencias de la Computación*, 2004, pp. 1–12.
- [141] "Electricaribe." [Online]. Available: <http://www.electricaribe.com/>.
- [142] S. W. Heunis and R. Herman, "A Probabilistic Model for Residential Consumer Loads," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 17, no. 3, pp. 621–625, 2002.
- [143] D. A. Van Veldhuizen, "Multiobjective Evolutionary Algorithms: Classifications, Analyses, and New Innovations," AIR FORCE INSTITUTE OF TECHNOLOGY, 1999.
- [144] E. Zitzler and L. Thiele, "Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 3, no. 4, pp. 257–271, 1999.
- [145] J. R. Schott, "Fault tolerant design using single and multicriteria genetic algorithm

optimization,” Massachusetts Institute of Technology, 1995.

## GLOSARIO

**Alimentadores** Es el circuito eléctrico en media tensión que nace en la subestación de poder y que alimenta un área determinada.

<b>Alta Tensión</b>	De acuerdo a lo establecido en el Reglamento de Instalaciones Eléctricas de Corrientes Fuertes, se consideran en este grupo los sistemas o instalaciones con tensiones superiores a 1kV con un máximo de 220 kV.
<b>Ampere</b>	Es la unidad de medida de la corriente eléctrica.
<b>Baja Tensión</b>	De acuerdo a lo establecido en el Reglamento de Instalaciones Eléctricas de Corrientes Fuertes, se consideran en este grupo los sistemas o instalaciones con tensiones superiores a 100 V con un máximo de 1.000 V.
<b>Calidad de Suministro</b>	Es el conjunto de parámetros físicos y técnicos que, conforme al Reglamento y las normas técnicas pertinentes, debe cumplir el producto electricidad. Dichos parámetros son, entre otros, tensión, frecuencia y disponibilidad.
<b>Calidad de Servicio</b>	Es el conjunto de propiedades y estándares normales que, conforme a la Ley y el Reglamento, son inherentes a la actividad de distribución de electricidad concesionada, y constituyen las condiciones bajo las cuales dicha actividad debe desarrollarse.
<b>Central de Generación Eólica</b>	Es el tipo de central donde se usa la fuerza del viento para mover el eje de los generadores eléctricos.

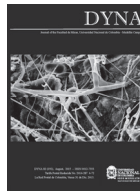


<b>Central de Generación Hidroeléctrica</b>	Es una planta de generación de energía eléctrica basada en el aprovechamiento de la energía producida por las caídas de agua.
<b>Central de Generación Térmica</b>	Es el tipo de central donde se usa una turbina accionada por vapor de agua inyectado a presión para mover el eje de los generadores eléctricos. Se puede producir desde los 5 hasta los 5000 KW y para su funcionamiento se abastece de combustible.
<b>Demanda</b>	Potencia requerida por el Cliente en un instante determinado.
<b>Kilowatt Hora (KWH)</b>	Es la unidad de medida de la energía eléctrica consumida en una hora.
<b>Red de Baja Tensión</b>	Es la instalación que tiene su origen en las subestaciones de distribución, y cuyo objeto es entregar la energía eléctrica a los clientes en niveles de baja tensión, a través de empalmes domiciliarios.
<b>Sistema Eléctrico</b>	Conjunto de instalaciones de centrales eléctricas generadoras, líneas de transmisión, subestaciones primarias y líneas de distribución, interconectadas entre sí, que permite generar, transportar y distribuir energía eléctrica.
<b>Subestación Primaria</b>	Subestación que reduce el voltaje de alta tensión a media tensión a través de un transformador.
<b>Volt</b>	Es la unidad de medida de la tensión eléctrica.
<b>Watt</b>	Es la unidad de medida de la potencia eléctrica.
<b>Transmisión de energía eléctrica</b>	Realiza el transporte de energía desde los generadores hacia los centros de consumo y está compuesta de redes de transmisión y subestaciones de transmisión o barras de base.
<b>Distribución de energía eléctrica</b>	Transporta la energía desde las barras base a los consumidores finales a través de las líneas de

	transmisión de media tensión. Antes de llegar al consumidor final, la energía es transformada a baja tensión.
<b>Subestación eléctrica</b>	Una subestación eléctrica es una instalación destinada a modificar y establecer los niveles de tensión de una infraestructura eléctrica, para facilitar el transporte y distribución de la energía eléctrica. Su equipo principal es el transformador.
<b>Transformador</b>	Se denomina transformador a un dispositivo eléctrico que permite aumentar o disminuir la tensión en un circuito eléctrico de corriente alterna, manteniendo la potencia.
<b>Electricidad solar fotovoltaica</b>	Energía producida cuando se liberan electrones al incidir la radiación solar sobre células fotovoltaicas.
<b>Emisiones</b>	Liberación de contaminantes tanto sólidos como líquidos o gaseosos.
<b>Energías renovables</b>	Energías procedentes de fuentes que aprovechan recursos naturales inagotables.
<b>Impacto ambiental</b>	Alteraciones en el medio ambiente que se producen o se pueden producir (por eso se someten a estudio) con diversas actividades.
<b>Radiación solar</b>	Propagación de la energía solar en el espacio.

## **PRODUCTOS DE INVESTIGACIÓN**

## **ANEXOS**



# Distributed generation placement in radial distribution networks using a bat-inspired algorithm

John Edwin Candelo-Becerra<sup>a</sup> & Helman Enrique Hernández-Riaño<sup>b</sup>

<sup>a</sup> Departamento de Ingeniería Eléctrica y Automática, Facultad de Minas, Universidad Nacional de Colombia – Sede Medellín, Medellín, Colombia, [jecandelob@unal.edu.co](mailto:jecandelob@unal.edu.co)

<sup>b</sup> Departamento de Ingeniería Industrial, Universidad de Córdoba, Montería, Colombia and Universidad del Norte, Barranquilla, Colombia, [hhernandez@correo.unicordoba.edu.co](mailto:hhernandez@correo.unicordoba.edu.co)

Received: October 07<sup>th</sup>, 2014. Received in revised form: February 13<sup>th</sup>, 2015. Accepted: July 02<sup>nd</sup>, 2015.

## Abstract

Distributed generation (DG) is an important issue for distribution networks due to the improvement in power losses, but the location and size of generators could be a difficult task for exact techniques. The metaheuristic techniques have become a better option to determine good solutions and in this paper the application of a bat-inspired algorithm (BA) to a problem of location and size of distributed generation in radial distribution systems is presented. A comparison between particle swarm optimization (PSO) and BA was made in the 33-node and 69-node test feeders, using as scenarios the change in active and reactive power, and the number of generators. PSO and BA found good results for small number and capacities of generators, but BA obtained better results for difficult problems and converged faster for all scenarios. The maximum active power injections to reduce power losses in the distribution networks were found for the five scenarios.

*Keywords:* bat-inspired algorithm; distributed generation; particle swarm optimization; distribution system.

## Ubicación de generación distribuida en redes de distribución radiales usando un algoritmo inspirado en murciélagos

### Resumen

La generación distribuida (DG) es un tema importante para las redes de distribución debido a la reducción de las pérdidas de energía, pero la ubicación y el tamaño de generadores puede ser una tarea difícil para las técnicas de solución exactas. Las técnicas metaheurísticas se han convertido en una mejor opción para determinar soluciones válidas y en este trabajo se presenta la aplicación de un algoritmo inspirado en murciélagos (BA) a un problema de ubicación y dimensionamiento de generación distribuida en sistemas de distribución radial. Una comparación entre la técnica de optimización por enjambre de partículas (PSO) y BA fue hecha en los sistemas de prueba de 33 nodos y 69 nodos, utilizando como escenarios el cambio en la potencia activa y reactiva, y el número de generadores. PSO y BA encontraron buenos resultados para un número pequeño y pocas capacidades de generación, pero BA obtuvo mejores resultados para problemas difíciles y converge más rápido para todos los escenarios. Las máximas inyecciones de potencia activa para reducir las pérdidas de energía en las redes de distribución fueron encontradas para los cinco escenarios.

*Palabras clave:* algoritmo inspirado en murciélagos; generación distribuida; optimización con cúmulo de partículas; sistemas de distribución.

### 1. Introduction

Power losses of distribution networks have always been an important issue due to the energy efficiency and the costs that the problem represents for electricity companies. This problem has usually been solved using feeder restructuring [1], DG

placement [1-10], capacitor placement [1,11] and network reconfiguration [12, 13].

Location and size of distributed generation in distribution networks has difficulties due to the combination of the number and capacities of generators, and the selection of the best nodes. Several algorithms have been used to solve the

problem such as particle swarm optimization [14-16], ant colony [17], optimal power flow [18], analytical methods [19,20], evolutionary algorithm [21-24], and simulated annealing [25-27], among others [14,28,29].

PSO have been widely used to solve this problem [30], but some convergence problems have been identified [31]. BA has been proposed as a good technique to optimize several functions [32], but more research is needed to determine the performance for power system problems.

In this paper, BA and PSO were used to obtain the solutions to a problem of location and size of generators. A comparison of the two algorithms was conducted changing capacities and the number of generators in two distribution networks.

## 2. Power losses

The total active power losses in distribution networks can be calculated as the sum of the active power losses of each branch, as shown in (1).

$$P_{Loss} = \sum_{b=1}^{nb} I_b^2 * R_b \quad (1)$$

where,  $P_{Loss}$  is the total active power losses,  $b$  is the branch number,  $nb$  is the number of branches,  $I_b$  is the series current that circulates through the branch  $b$ , and  $R_b$  is the resistance of the branch  $b$ .

The total reactive power losses can be calculated as the sum of the reactive power losses of each branch, as shown in (2).

$$Q_{Loss} = \sum_{b=1}^{nb} I_b^2 * X_b \quad (2)$$

where,  $Q_{Loss}$  is the total reactive power losses,  $b$  is the branch number,  $nb$  is the number of branches,  $I_b$  is the series current that circulates through the branch  $b$ , and  $X_b$  is the reactance of branch  $b$ .

As the demand increases, the current increases and the power losses are higher, due to the long distance from the generators to supply the demand. Centralized generation does not allow a reduction of power losses, to improve voltage levels at critical nodes or to reduce network congestion. Therefore, distributed generation is a better option to supply power to the load.

## 3. Distributed generation model

Location and size of DG were modeled in this research as a vector representing the active power, the reactive power, and the node at each iteration  $k$ , as shown in (3).

$$DG_d^k = x[P_{DGd}^k, Q_{DGd}^k, i_{DGd}^k] \quad (3)$$

where,  $d$  is the DG number ( $d=1, 2 \dots ndg$ ), and  $ndg$  is the maximum number of DG.  $DG_d^k$  is the generator  $d$  located at

node  $i$  with an active and a reactive power at the iteration  $k$ .  $P_{DGd}^k$  and  $Q_{DGd}^k$  are the active and reactive power of the generator  $d$ , located at node  $i$  at the iteration  $k$ .  $i_{DGd}^k$  is the node of the DG at the iteration  $k$ .

$P_{DGd}^k$  changes between the minimum active power  $P_{DGd}^{Min}$  and the maximum active power  $P_{DGd}^{Max}$  of the generator  $d$ .  $Q_{DGd}^k$  changes between the minimum reactive power  $Q_{DGd}^{Min}$  and the maximum reactive power  $Q_{DGd}^{Max}$  of the generator  $d$ .  $i_{DGd}^k$  changes position among all possible PQ nodes, searching for the best location during the iterations.

The new active power injection can be calculated as the sum of the real power and the change of active power at each iteration, as shown in (4).

$$P_{DGd}^k = (P_{DGd}^{k-1} + \Delta P_{DGd}^k) \quad (4)$$

where,  $P_{DGd}^k$  is the new active power at the iteration  $k$ ,  $P_{DGd}^{k-1}$  is the last value of active power at the iteration  $k-1$ , and  $\Delta P_{DGd}^k$  is the changes in active power at the iteration  $k$ .

The new reactive power generation can be modeled as the sum of the last reactive power calculated and the new power change at the current iteration  $k$ , as shown in (5).

$$Q_{DGd}^k = (Q_{DGd}^{k-1} + \Delta Q_{DGd}^k) \quad (5)$$

where,  $Q_{DGd}^k$  is the new reactive power at the iteration  $k$ ,  $Q_{DGd}^{k-1}$  is the last value of the reactive power at the iteration  $k-1$ , and  $\Delta Q_{DGd}^k$  is the new change in reactive power at the iteration  $k$ .

The active and reactive power supplied by the generators located at each node  $i$ , were limited by the minimum and maximum values as shown in (6) and (7).

$$P_{DGd}^{Min} \leq P_{DGd} \leq P_{DGd}^{Max} \quad (6)$$

$$Q_{DGd}^{Min} \leq Q_{DGd} \leq Q_{DGd}^{Max} \quad (7)$$

where,  $P_{DGd}^{Max}$  and  $Q_{DGd}^{Max}$  are the maximum active and reactive power of the generator  $d$ , respectively.  $P_{DGd}^{Min}$  and  $Q_{DGd}^{Min}$  are the minimum active and reactive power of the generator  $d$ , respectively.

In this research, all generators were considered to supply the active power up to the maximum value with a power factor of 0.98. During the search of an active power, the reactive power was adjusted to maintain the operation of each generator at the same power factor.

## 4. Location and size of distributed generation

This optimization problem was formulated as the minimization of the active power losses, with respect to the change in power of all new DG at nodes  $i$ , as shown in (8).

$$OF = \text{Min} \left( \sum_{b=1}^{nb} P_{Loss,b}(DG_d) \right) \quad (8)$$

$d=1,2,\dots,ndg$

where,  $OF$  is the objective function,  $b$  is the branch number and  $nb$  is the number of branches.  $P_{Loss,b}$  is the active power losses of each branch  $b$ .  $DG_d$  is the vector of generators located at different nodes in the distribution network, as defined in (3).  $d$  is the generator number and  $nd$  the total number of generators.

This objective function is subject to the following constraints:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n P_{Gi} - P_L - P_{Loss} &= 0 && \text{Active power balance} \\ \sum_{i=1}^n Q_{Gi} - Q_L - Q_{Loss} &= 0 && \text{Reactive power balance} \\ P_{Gi}^{Min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{Max} &&& \text{Active power limits} \\ Q_{Gi}^{Min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^{Max} &&& \text{Reactive power limits} \\ V_i^{Min} \leq V_i \leq V_i^{Max} &&& \text{Voltage at node } i \\ I_{ij} \leq I_{ij}^{Max} &&& \text{Line current from } i \text{ to } j \\ I_{ji} \leq I_{ji}^{Max} &&& \text{Line current from } j \text{ to } i \end{aligned}$$

where,  $i$  is the node and  $n$  is the number of nodes.  $P_{Gi}$  and  $Q_{Gi}$  are the active and reactive power generation at node  $i$ , respectively.  $P_L$  and  $Q_L$  are the active and reactive power of all loads, respectively.  $P_{Loss}$  and  $Q_{Loss}$  are the active and reactive power losses, respectively.  $P_{Gi}^{Min}$  and  $P_{Gi}^{Max}$  are the minimum and maximum active power of the generator located at node  $i$ , respectively.  $Q_{Gi}^{Min}$  and  $Q_{Gi}^{Max}$  are the minimum and maximum reactive power generation, respectively.  $V_i$  is the voltage at node  $i$ ,  $I_{ij}$  is the current supplied from node  $i$  to node  $j$ , and  $I_{ji}$  is the current supplied from node  $j$  to node  $i$ .  $V_i^{Min}$  and  $V_i^{Max}$  are the minimum and maximum voltage at node  $i$ , respectively.  $I_{ij}^{Max}$  and  $I_{ji}^{Max}$  are the maximum line currents from buses  $i$  to  $j$  and  $j$  to  $i$ , respectively.

## 5. Optimization techniques

### 5.1. Particle swarm optimization

PSO is a metaheuristic based on the behavior of birds or fishes. This iterative method moves all particles to the best local and the best global solutions.

The algorithm presented in this paper was based on [30] with the following steps:

1. Generate the initial population.
2. Generate the initial velocities of each particle, using (9).
3. Evaluate the objective function for each particle  $x_p$  and find the fitness  $F(x_p)$ .

4. Select the particle with the best location according to the best fitness  $F_{best}$ .
5. While ( $t < \text{Maximum iteration}$ )
  - a. Generate new positions adjusting the velocities of each particle according to (10) and (11).
  - b. Evaluate the objective function for the new particles and find the new fitness  $F_{new}$ .
  - c. if ( $F_{new}(x_p^k) < F(x_p^k)$ )
    - Update the new solution
    - End if
    - if ( $F_{new}(x_p^k) < F_{best}$ )
    - Update the best solution
    - End if

End while.

Initial velocities are generated between the minimum and maximum values, as shown in (9).

$$v_p \sim U(-v_p^{Max}, v_p^{Max}) \quad (9)$$

Where  $v_p$  is the velocity of the particle and  $v_p^{Max}$  is the maximum velocity of each particle  $p$ .

The velocity of each particle is updated at each iteration  $k$ , as shown in (10).

$$\begin{aligned} v_p^k &= w * v_p^{k-1} + a * rnd_1 \\ &\quad * (xpbest_p^k - x_p^{k-1}) + b \\ &\quad * rnd_2 * (xgbest_p^k - x_p^{k-1}) \end{aligned} \quad (10)$$

where,  $v_p^k$  is the velocity updated at the iteration  $k$ .  $w$ ,  $a$  and  $b$  are the parameters of PSO, respectively.  $p$  is the number of the particle ( $p=1,2,3,\dots,np$ ) and  $np$  is the number of particles.  $v_p^{k-1}$  is the previous velocity at the iteration  $k-1$ .  $rnd_1$  and  $rnd_2$  are random numbers generated at each iteration to multiply the action over the direction of each particle to the local best or the global best, respectively.  $xpbest_p^k$  is the position of each particle  $p$  at the iteration  $k$ ,  $x_p^{k-1}$  is the previous position of the particle  $p$  at the iteration  $k-1$ , and  $xgbest_p^k$  is the position of the best particle.

The new position of the particle  $x_p^k$ , is updated after adding the new velocity  $v_p^k$  to the previous position  $x_p^{k-1}$ , as shown in (11).

$$x_p^k = x_p^{k-1} + v_p^k \quad (11)$$

A vector containing the position of the DG,  $x_p^k(DG_d)$ , was considered to locate the generation at PQ buses. This vector contains all DG installed in the distribution network, with the active and reactive power and the nodes (12)

$$x_p^k(DG_d^k) = x_p^{k-1}(DG_d^{k-1}) + v_p^k(DG_d^k) \quad (12)$$

where,  $x_p^k(DG_d^k)$  is the position of the particle containing the power and the nodes of all DG.  $v_p^k(DG_d^k)$  is the vector of velocities for each generator at the iteration  $k$ .  $x_p^{k-1}(DG_d^{k-1})$  is the vector of positions of all DG at the previous iteration  $k-1$ .

### 5.2. Bat-inspired algorithm

BA is a metaheuristic based on the behavior of the bats during the search for their prey. This algorithm was presented by [32] and the steps used in this paper were defined as follows:

1. Generate the initial population.
2. Initialize the velocities of bats
3. Define the pulse rate  $r_p$ , the frequency  $f_p$  and the loudness  $A_p$ .
4. Evaluate the objective function for each bat  $x_p$  and find the fitness  $F(x_p)$ .
5. Rank the bats and select the best
6. While ( $t < \text{Maximum iteration}$ )
  - a. Generate new positions adjusting the velocities with the frequency according to (13).
  - b. If  $\text{rand} > r_p$
  - c. Generate solution close to the best
    - End if
  - d. Generate new bats by flying randomly
  - e. Evaluate the objective function for the new bats and find the new fitness  $F_{new}$ .
  - f. if  $(F_{new}(x_p^k) < F(x_p^k))$  and  $\text{rand} < A_p$
  - g. Update the new solution
    - End if
  - h. Increase  $r_p$  and reduce  $A_p$
  - i. Rank the bats and select the best

End while

The frequency  $f_p$ , used to update each bat during iterations, is calculated using (13) [32].

$$f_p = f_p^{Min} + (f_p^{Max} - f_p^{Min}) * \beta_p \quad (13)$$

where,  $p$  is the number of the bat,  $f_p$  is the frequency of the bat  $p$ ,  $f_p^{Max}$  is the maximum frequency,  $f_p^{Min}$  is the minimum frequency and  $\beta_p$  is a random number to generate different frequencies.

The velocity of each bat was updated using the previous velocity  $k-1$ , and the difference between previous position  $x_p$  and the best  $xgbest_p^k$ , multiplied by the frequency  $f_p$ , as shown in (14).

$$v_p^k = v_p^{k-1} + (x_p^k - xgbest_p^k) * f_p \quad (14)$$

The new position of each bat is calculated using (11), with  $x_p^k$  as the new position of the bat, the new velocity  $v_p^k$  and the previous position  $x_p^{k-1}$ . The vector of position of DG for this technique was modeled using (12).

## 6. Test systems and simulations

### 6.1. Test system cases

Most of the loads are supplied using radial distribution networks and this test focused on determining the location and size of distributed generation. Therefore, the 33-node and the 69-node test feeders were selected to test the algorithms. General information about the test feeders can be found in Table 1.

Table 1. Information of the radial distribution networks.

Specifications	33-node	69-node
Buses	33	69
Lines	32	68
Feeder	1	1
Transformers	0	0
Loads	32	49

Source: The Authors.

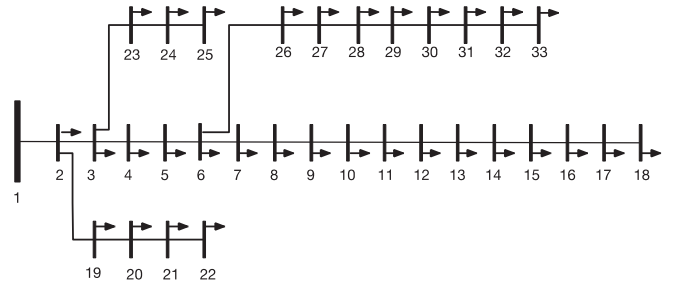


Figure 1. Diagram of the 33-node test feeder. Source: [33]

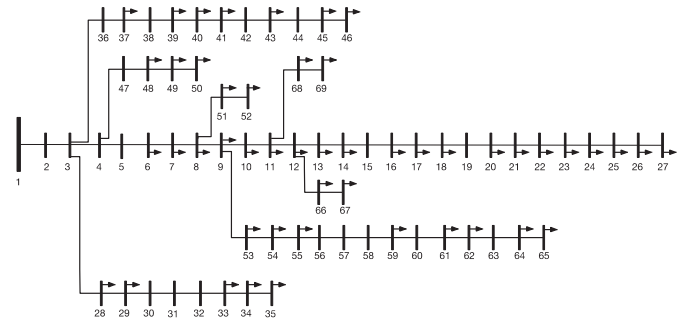


Figure 2. Diagram of the 69-node test feeder. Source: [34]

Fig. 1 shows the diagram of the 33-node test feeder. This distribution network has 32 possible nodes to locate DG. The total load is 3715 kW and 2300 kVAR distributed in 32 nodes. The centralized generation supplies 3926 kW and 2443 kVAR, and the power losses are 210 kW and 143 kVAR. The voltage limits were defined as  $V_i^{Min}=0.9$  p.u. and  $V_i^{Max}=1.1$  p.u.

Fig. 2 shows the diagram of the 69-node test feeder. This radial distribution network has 68 possible nodes to locate DG. The total load is 4014 kW and 2845 kVAR, distributed in 49 nodes. The centralized generation supply 4265 kW and 2957 kVAR and the power losses are 265 kW and 112 kVAR. The voltage limits considered for this distribution network were defined as  $V_i^{Min}=0.9$  p.u. and  $V_i^{Max}=1.1$  p.u.

### 6.2. Scenarios for the simulation

Five scenarios of active and reactive power capacities of DG were tested to determine the best algorithm. Table 2 shows the five scenarios, the maximum active and reactive power per generator, and the total active and reactive power generation.



Table 2.  
Scenarios defined for the test.

Scenario	$P_{DGd}$	$Q_{DGd}$	$P_{DGT}$	$Q_{DGT}$
1	500	164	500-	164-
2	750	246	750-	246-
3	1000	328	1000-	328-
4	1500	493	1500-	493-
5	2000	657	2000-	657-

Source: The Authors.

where,  $P_{DGd}$  and  $Q_{DGd}$  are the active and reactive power of generator  $d$ , respectively.  $P_{DGT}$  and  $Q_{DGT}$  are the total active and reactive power of all generators to be installed in the distribution network, respectively.

### 6.3. General parameter of the algorithms

PSO and BA were compared in this research to determine the best location and size of DG in distribution networks. Comparisons of the minimum objective functions were carried out, considering the following parameters:

- 200 individuals
- 100 iterations
- The same initial population
- The same programming structure.
- Comparable velocities for updating positions.

The test consisted in achieving similar characteristics for the algorithms to obtain the efficiency of each technique. Furthermore, the test was based on determining the best solutions according to the number of generators and capacities.

## 7. Results and Discussion

### 7.1. Location and size of DG

Tables 3 and 4 show the results of DG location and size for the five scenarios and the seven generators installed in the 33-node and 69-node test feeders, respectively.

$P_T$  is the total power supplied by the new generators located in the network.  $P_{Loss}$  is the total power losses of the distribution network obtained for each scenario.

Table 3.  
Location and Size of DG in the IEEE 33-node test feeder.

Number of Generators	Scenario	PSO			BAT		
		$P_T$ (kW)	Nodes	$P_{Loss}$ (kW)	$P_T$ (kW)	Nodes	$P_{Loss}$ (kW)
0	0	0	0	210.99	0	0	210.99
1	1	500	15	145.89	500	15	145.89
	2	750	14	127.85	750	14	127.85
	3	1000	12	116.72	1000	12	116.72
	4	1500	30	101.90	1500	30	101.90
	5	2000	27	96.62	2000	27	96.62
2	1	1000	15-32	97.51	1000	15-32	97.51
	2	1500	14-31	71.47	1500	14-31	71.47
	3	2000	12-30	60.60	2000	12-30	60.60
	4	2210	13-30	58.07	2206	13-30	58.07
	5	2130	14-29	59.48	2199	13-30	58.13
3	1	1500	15-30-32	71.45	1500	15-30-32	71.45
	2	2250	14-25-31	52.52	2250	14-25-31	52.52
	3	3000	13-24-30	44.02	3000	12-24-30	43.59
	4	3486	14-24-30	43.11	3178	13-24-30	42.10
	5	2613	6-14-32	49.68	3182	13-24-30	41.91
4	1	2000	8-15-30-31	54.41	2000	8-15-30-32	54.32
	2	3000	7-14-24-31	38.98	2995	7-14-25-31	38.36
	3	3516	6-12-24-32	40.51	3497	7-14-24-30	37.14
	4	3268	7-14-25-33	42.59	3363	6-13-24-30	38.96
	5	2998	7-13-25-33	41.25	3536	6-14-24-31	37.39
5	1	2500	9-14-25-29-32	41.77	2500	8-15-25-29-32	41.38
	2	3091	7-11-18-25-32	37.15	3250	8-14-25-27-31	36.99
	3	3547	2-6-13-31-25	38.66	3365	6-8-15-31-25	37.12
	4	3080	2-8-16-24-32	41.27	3494	7-11-16-24-30	36.76
	5	3589	2-6-14-25-31	38.51	3431	7-14-24-28-32	36.34
6	1	2953	6-8-16-25-30-33	37.13	3000	6-8-16-25-30-32	36.75
	2	3340	3-7-14-25-30-33	37.02	4107	2-3-7-14-25-31	36.55
	3	3457	7-11-13-15-24-30	37.85	4083	2-6-10-15-24-30	36.28
	4	3640	7-13-17-20-24-30	38.75	3967	6-12-16-21-24-31	36.42
	5	4118	2-13-24-26-29-33	38.02	3947	6-8-16-24-25-32	37.72
7	1	3070	3-7-11-15-25-29-32	37.27	3500	6-8-14-24-25-29-33	34.05
	2	3080	6-8-13-17-25-30-33	34.75	3519	7-11-15-21-25-30-32	33.36
	3	4141	2-10-13-18-24-27-30	36.57	3694	7-12-15-24-25-27-31	35.21
	4	3443	5-7-13-15-21-25-31	37.10	3733	11-16-20-25-27-30-33	35.35
	5	3316	8-12-14-24-25-26-32	35.68	3605	8-11-15-21-25-26-31	34.23

Source: The Authors.

From the results shown in the two tables, the algorithm PSO obtained good results for the location of a small number of generators and small capacities. When the number of generators and the capacity increase, the convergence was affected and the solutions were not what was expected.

BA obtained similar results to PSO for a small number of generators and capacities, but when the problem increased the solutions were improved using BA. BA determined a better reduction in power losses and the results were consistent according to the number, capacity and location of generators.

The two algorithms found compensations according to the maximum power inclusions of each node. The results show the power generation for cases with the maximum power generation, the algorithms found solutions where not all capacity is needed and the power losses increase with more injection from generators.

The algorithms found different solutions around the maximum power inclusion for each node according to the power losses reduction. Some scenarios supply more real power, but the power losses are higher.

## 7.2. Convergence of the algorithms

Fig. 3 shows the convergence of the algorithms using the scenario of maximum active power and five generators. The test was conducted using 200 individuals and 100 iterations. The average of all solutions were used to evaluate the behavior of the individuals and the evolution of all values.

PSO slowly reduced the average of the solutions and the number of evaluations made to solve the problem was not enough to find better solutions.

BA converged faster than PSO and found better solutions for the same number of iterations. During the first ten iterations, this technique reached good solutions and the search is centered on reducing to the minimum value.

Table 4.  
Location and Size of DG in the IEEE 69-node test feeder.

Number of Generators	Scenario	PSO			BAT		
		$P_T$ (kW)	Nodes	$P_{Loss}$ (kW)	$P_T$ (kW)	Nodes	$P_{Loss}$ (kW)
0	0	0,00	0	265.00	0.00	0	265.00
1	1	500	64	170.48	500	64	170.48
	2	750	61	141.07	750	61	141.07
	3	1000	61	117.04	1000	61	117.04
	4	1500	61	85.31	1500	61	85.31
	5	2000	61	73.28	2000	61	73.28
2	1	1000	61-64	116.53	1000	61-64	116.53
	2	1500	61-62	85.33	1500	61-62	85.33
	3	2000	61-62	73.48	2000	61-62	73.48
	4	2351	21-61	49.38	2351	21-61	49.38
	5	2786	21-61	42.71	2742	22-61	42.61
3	1	1500	25-61-64	82.90	1500	24-61-64	82.62
	2	2250	22-62-63	50.77	2250	21-61-62	49.88
	3	3000	17-60-62	45.97	2745	21-61-62	42.82
	4	3017	17-61-62	44.68	2550	21-61-62	43.32
	5	2800	2-21-61	42.72	3640	19-49-61	41.13
4	1	2000	27-61-62-63	57.05	2000	24-61-62-64	54.90
	2	3000	22-55-62-64	45.20	3000	9-22-61-62	44.19
	3	3220	24-61-62-69	41.93	3040	11-21-61-62	39.72
	4	2630	24-60-63-69	45.01	3109	16-61-62-69	41.85
	5	3145	14-23-61-69	40.66	3293	11-21-29-61	39.57
5	1	2500	23-57-62-63-69	54.49	2500	12-21-61-62-64	45.95
	2	3000	22-54-62-64-69	45.27	3750	10-22-28-61-62	44.28
	3	4059	17-37-50-61-62	41.55	3197	8-24-61-62-69	40.97
	4	3385	20-46-53-61-62	41.78	5362	7-24-49-61-64	41.38
	5	3218	18-21-39-61-63	42.75	3748	13-19-49-61-69	39.36
6	1	2414	15-26-56-61-62-64	47.19	3000	12-24-58-61-63-64	40.73
	2	2630	17-26-60-61-62-69	44.38	4347	8-21-36-58-61-63	42.73
	3	5435	4-18-50-53-61-62	42.08	3614	9-22-31-61-62-67	39.93
	4	3930	19-49-58-61-63-69	40.88	4006	9-20-28-40-61-65	40.74
	5	3760	17-40-50-61-63-67	43.19	4580	10-20-38-49-61-64	37.75
7	1	3452	12-21-29-57-60-63-65	44.27	3500	12-20-50-58-61-62-63	39.59
	2	5155	9-21-37-50-61-62-69	43.77	4598	2-11-22-28-58-61-62	39.97
	3	4525	11-23-37-44-54-61-62	42.95	3612	22-27-50-55-61-64-69	39.17
	4	4896	6-23-36-49-62-64-69	40.43	4196	10-21-29-49-60-61-64	39.84
	5	5961	4-15-21-48-50-61-62	41.66	4336	2-9-23-49-61-62-69	37.92

Source: The Authors.

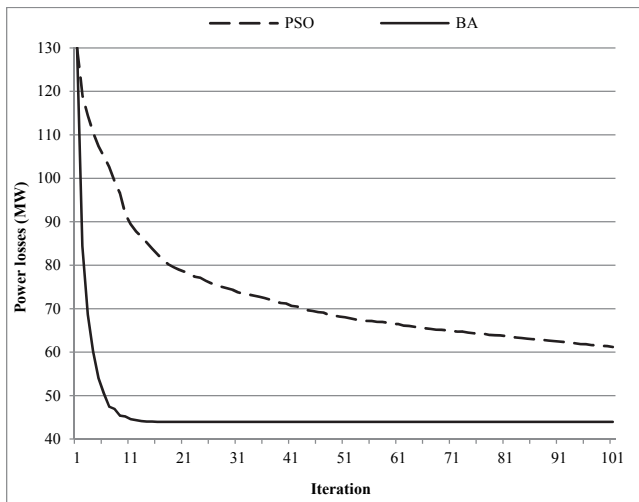


Figure 3. Convergence of PSO and BA.  
Source: The Authors.

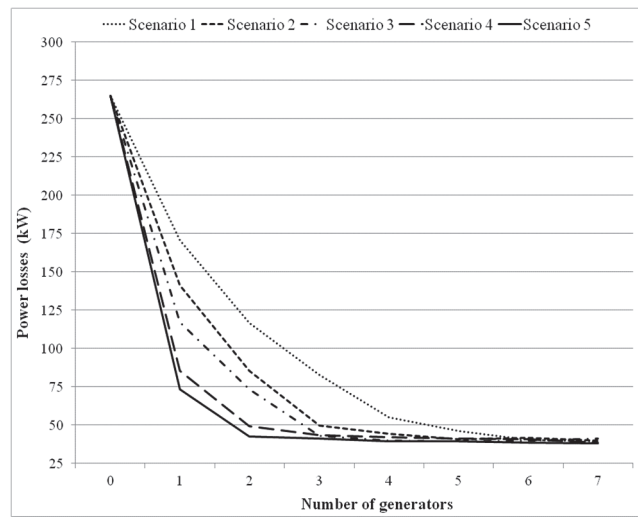


Figure 5. Power losses reduction with DG in the 69-node test feeder.  
Source: The Authors.

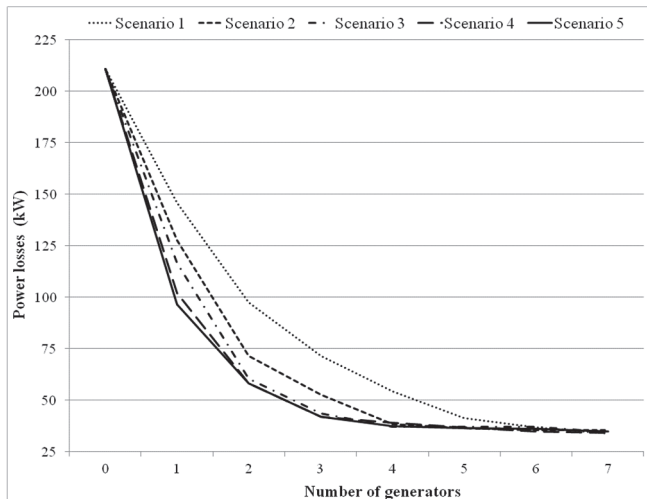


Figure 4. Power losses reduction with DG in the 33-node test feeder.  
Source: The Authors.

### 7.3. Power losses reduction

Fig. 4 and 5 show the results of BA to reduce power losses with DG in the 33-node and the 69-node test feeders, respectively.

Fig. 4 shows that the active power losses were reduced according to the number, capacities and locations of generators. The maximum active power injection to reduce power losses was found for all five scenarios in the 33-node test feeder.

Fig. 5 shows similar results for power loss reduction in the 69-node test feeder, but the maximum power injection was found for a smaller number of generators and capacities.

### 8. Conclusions

PSO and BA were tested to find location and size of DG in two radial distribution networks. PSO found good results

with a small number of generators and capacities, but for more difficult problems the search was not successful. BA showed good results for minimizing power losses for the five scenarios, obtaining consistent results when changing capacities, locations, and the number of generators. BA converged faster than PSO and found better solutions for all scenarios. Power losses were reduced according to the number of generators and capacities, but the maximum reduction was found depending on the number of generators and capacities.

### Acknowledgments

This research was supported in part by the energy strategic area of the Universidad del Norte. The authors would like to thank the Power Systems Research Group of the Universidad del Norte for the valuable information provided for this research.

### References

- [1] Ramesh, L., Chowdhury, S.P., Chowdhury, S., Natarajan, A.A. and Gaunt, C.T., Minimization of power loss in distribution networks by different techniques. In Proc. World Academy of Science, Engineering and Technology, 3, pp. 521-527, 2009.
- [2] Gopiya-Naik, S., Khatod, D.K. and Sharma, M.P., Optimal allocation of distributed generation in distribution system for loss reduction. In Proc. IACSIT Coimbatore Conferences, 28, pp. 42-46, 2012.
- [3] Singh, A.K. and Parida, S.K., Selection of load buses for DG placement based on loss reduction and voltage improvement sensitivity. In Proc. International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives, pp. 1-6, 2011. DOI: 10.1109/powereng.2011.6036559
- [4] Atwa, Y.M., El-Saadany, E.F., Salama, M.M.A. and Seethapathy, R., Optimal renewable resources mix for distribution system energy loss minimization. IEEE Transactions on Power Systems, 25 (1), pp. 360-370, 2010. DOI: 10.1109/TPWRS.2009.2030276
- [5] Hung, D.Q., Mithulananthan, N. and Bansal, R.C., Analytical strategies for renewable distributed generation integration

- considering energy loss minimization, *Applied Energy*, 105, pp. 75-85, 2013. DOI: 10.1016/j.apenergy.2012.12.023
- [6] Shaaban, M.F. and El-Saadany, E.F., Optimal allocation of renewable DG for reliability improvement and losses reduction. In Proc. IEEE Power and Energy Society General Meeting, pp. 1-8, 2012. DOI: 10.1109/pesgm.2012.6345054
- [7] Albadi, M.H., Al-Hinai, A.S., Al-Abri, N.N., Al-Busafi, Y.H. and Al-Sadairi, R.S., Optimal allocation of renewable-based DG resources in rural areas using genetic algorithms. In Proc. APPEEC Power and Energy Engineering Conference, pp. 1-4, 2012. DOI: 10.1109/appeec.2012.6307161
- [8] Riyami, M.A., Khalasi, F.A., Hinai, A.A., Shuraiqi, M.A. and Bouzguenda, M., Power losses reduction using solar photovoltaic generation in the rural grid of Hij-Oman. In Proc. IEEE International Energy Conference, pp. 553-557, 2010. DOI: 10.1109/energycon.2010.5771743
- [9] Chen, X. and Gao, W., Effects of distributed generation on power loss, loadability and stability. In Proc. IEEE SoutheastCon, pp. 468-473, 2008.
- [10] Junjie, M.A., Yulong, W. and Yang, L., Size and location of distributed generation in distribution system based on immune algorithm, *Syst. Eng. Procedia*, 4, pp. 124-132, 2012. DOI: 10.1016/j.sepro.2011.11.057
- [11] Zhang, D., Fu, Z. and Zhagn, L., Joint optimization for power loss reduction in distribution system, *IEEE Transaction on Power Systems*, 23 (1), pp. 161-169, 2008. DOI: 10.1109/TPWRS.2007.913300
- [12] Wu, Y.-K., Lee, C.-Y., Liu, L.-C. and Tsai, S.-H., Study of reconfiguration for the distribution system with distributed generators, *IEEE Transactions on Power Delivery*, 25 (3), pp. 1678-1685, 2010. DOI: 10.1109/TPWRD.2010.2046339
- [13] Rao, R.S., Ravindra, K., Satish, K. and Narasimham, S.V.L., Power Loss minimization in distribution system using network reconfiguration in the presence of distributed generation, *IEEE Transactions on Power Systems*, 28 (1), pp. 317-325, 2013. DOI: 10.1109/TPWRS.2012.2197227
- [14] Hajizadeh, A. and Hajizadeh, E., PSO-based planning of distribution systems with distributed generations. In Proc. World Academy of Science, Engineering and Technology, 21, pp. 598-603, 2008.
- [15] Lalitha, M.P., Reddy, V.C.V. and Usha, V., Optimal DG placement for minimum real power loss in radial distribution system using PSO, *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 13 (2), pp. 107-116, 2010.
- [16] Kansal, S., Sai, B.B.R., Tyagi, B. and Kumar, V., Optimal placement of distributed generation in distribution networks, *International Journal of Engineering, Science and Technology*, 3 (3), pp. 47-55, 2011. DOI: 10.4314/ijest.v3i3.68421
- [17] Wang, L. and Singh, C., Reliability-constrained optimum placement of reclosers and distributed generators in distribution networks using an ant colony system algorithm, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics- Part C: Application and Reviews*, 38 (6), pp. 757-64, 2008. DOI: 10.1109/TSMCC.2008.2001573
- [18] Gautam, D. and Mithulananthan, N., Optimal DG placement in deregulated electricity market, *Electric Power Systems Research*, 77 (12), pp. 1627-1636, 2007. DOI: 10.1016/j.epsr.2006.11.014
- [19] Hung, D.Q., Mithulananthan, N. and Bansal, R.C., Analytical expressions for DG allocation in primary distribution networks, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 25 (3), pp. 814-820, 2010. DOI: 10.1109/TEC.2010.2044414
- [20] Wang, C. and Nehrir, M.H., Analytical approaches for optimal placement of distributed generation sources in power systems, *IEEE Transactions on Power Systems*, 19 (4), pp. 2068-2076, 2004. DOI: 10.1109/TPWRS.2004.836189
- [21] Teng, J.-H., Luor, T.-S. and Liu, Y.-H., Strategic distributed generator placements for service reliability improvements. In Proc. IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, 2, pp. 719-724, 2002. DOI: 10.1109/PES.2002.1043399
- [22] Borges, C.L.T. and Falcao, D.M., Optimal distributed generation allocation for reliability, losses, and voltage improvement, *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 28 (6), pp. 413-420, 2006. DOI: 10.1016/j.ijepes.2006.02.003
- [23] Shaaban, M.F., Atwa, Y.M. and El-Saadany, E.F., DG allocation for benefit maximization in distribution networks, *IEEE Transactions on Power Systems*, 28 (2), pp. 639-649, 2012. DOI: 10.1109/TPWRS.2012.2213309
- [24] Celli, G., Ghiani, E., Mocci, S. and Pilo, F., A multiobjective evolutionary algorithm for the sizing and siting of distributed generation, *IEEE Transactions on Power Systems*, 20 (2), pp. 750-757, 2005. DOI: 10.1109/TPWRS.2012.2213309
- [25] Sutthibun, T. and Bhasaputra, P., Multi-objective optimal distributed generation placement using simulated annealing. In Proc. ECTI-CON International conference on electrical engineering/electronics computer telecommunications and information technology, pp. 810-813, 2010.
- [26] Aly, A.I., Hegazy, Y.G. and Alsharkawy, M.A., A simulated annealing algorithm for multi-objective distributed generation planning. In Proc. IEEE Power and Energy Society General Meeting, pp. 1-7, 2010. DOI: 10.1109/PES.2010.5589950
- [27] Ghadimi, N. and Ghadimi, R., Optimal allocation of distributed generation and capacitor banks in order to loss reduction in reconfigured system, *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 4 (9), pp. 1099-1104, 2012.
- [28] Nara, K., Hayashi, Y., Ikeda, K. and Ashizawa, T., Application of Tabu search to optimal placement of distributed generators. In Proc. IEEE power engineering society winter meeting, 2, pp. 918-923, 2001. DOI: 10.1109/pesw.2001.916995
- [29] Mokhtari-Fard, M., Noroozian, R. and Molaei, S., Determining the optimal placement and capacity of DG in intelligent distribution networks under uncertainty demands by COA. In Proc. ICSG 2<sup>nd</sup> Iranian conference on smart grids, pp. 1-8, 2012.
- [30] Tan, W.-S., Hassan, M., Majid, M. and Rahman, H., Optimal distributed renewable generation planning: A review of different approaches, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 18, pp. 626-645, 2013. DOI: 10.1016/j.rser.2012.10.039
- [31] Van den Bergh, F. and Engelbrecht, A.P., A new locally convergent particle swarm optimizer. In Proc. IEEE Conference on Systems, Man, and Cybernetics, pp. 96-101, 2002. DOI: 10.1109/ICSMC.2002.1176018
- [32] Yang, X.-S., A new metaheuristic bat-inspired algorithm. In Proc. NISCO Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization, *Studies in Computational Intelligence*, 284, pp. 65-74, 2010. DOI: 10.1007/978-3-642-12538-6\_6
- [33] University of Washington. Power systems test case archive. [Online] [date of reference: February 10<sup>th</sup> of 2014]. Available at: <http://www.ee.washington.edu/research/pstca/>
- [34] Phonrattanasak, P. and Leeprechanon, N., Optimal location of fast charging station on residential distribution grid, *Int. J. Innov. Manag. Technol.*, 3 (6), pp. 675-681, 2012.

**J.E. Candelo-Becerra**, received his BSc. degree in Electrical Engineering in 2002 and his PhD in Engineering with emphasis in Electrical Engineering in 2009 from Universidad del Valle, Cali, Colombia. His employment experiences include the Empresa de Energía del Pacífico EPSA, Universidad del Norte, and Universidad Nacional de Colombia. He is now an assistant professor of the Universidad Nacional de Colombia, Medellín, Colombia. His research interests include: planning, operation and control of power systems, artificial intelligence and smart grids.

**H.E. Hernández-Riaño**, received his BSc. degree in Industrial Engineering in 1999 from Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá, Colombia and the MSc. degree in Management of Organizations in 2006 from Universidad EAN, Bogotá, Colombia. He is now an assistant professor of the Department of Industrial Engineering in the Universidad de Córdoba, Montería, Colombia. He is actually studying a PhD in Industrial Engineering in the Universidad del Norte, Barranquilla, Colombia. His research interests include: planning, operation and control of power systems, operations management, supply chain management, total quality management, continual improvement process, artificial intelligence and optimization.

# Location and Size of Distributed Generation Using a Modified Water Cycle Algorithm

John Edwin Candelo Becerra<sup>#1</sup>, Helman Enrique Hernández Riaño<sup>\*2</sup>, Rodrigo Ramirez Pisco<sup>\*\*3</sup>

<sup>#</sup> Department of Electrical Energy and Automation, Universidad de Nacional de Colombia,  
Carrera 80 No. 65–223, Núcleo Robledo, Medellín - Colombia

<sup>1</sup>jecandelob@unal.edu.co

<sup>\*</sup> Department of Industrial Engineering, Universidad de Córdoba, Carrera 6 No. 76-103 Montería – Colombia

<sup>\*</sup> Department of Industrial Engineering, Universidad del Norte, Km. 5 Vía Puerto Colombia Barranquilla -  
Colombia

<sup>2</sup>hhernandez@correo.unicordoba.edu.co

<sup>\*\*</sup> Department of Electrical Engineering, Universidad Politécnica de Cataluña, Avda. Diagonal 647, 08028  
Barcelona – España

<sup>\*</sup> Fundación para la Sostenibilidad Energética y Ambiental FUNSEAM, c/Baldiri Reixac 4 Torre I,  
Piso 7 | 08028 Barcelona - España

<sup>3</sup>director@funseam.com

**Abstract—**This paper presents a modified water cycle algorithm (WCA) adapted to the problem of finding the location and size of distributed generation (DG). Power losses minimization was used as an objective function to compare the proposed algorithm with particle swarm optimization (PSO), the bat-inspired Algorithm (BA), and harmony search (HS). The test scenarios consisted of locating five to seven generators with a maximum real and reactive power in the 33-node and 69-node radial distribution networks. The experiment was designed to start iterations from the same initial population to identify the algorithms' performance when searching for the best solutions. The results demonstrate that the modified WCA found the minimum power losses after locating and sizing distributed generators for most of the test scenarios. The algorithm converged quickly to the best solution and the solutions for all repetitions tested were close to the best for each case simulated.

**Keywords:** bat-inspired algorithm, harmony search, particle swarm optimization, water cycle algorithm, power losses, distributed generation, distribution network

## I. INTRODUCTION

Power losses are a concern for electricity companies, especially when they represent high percentages of the total power transfer during the operation of power networks. There are many ways to mitigate power losses, such as feeder restructuring [1], distributed generation (DG) placement [2]–[8], capacitor placement [1], [8], and network reconfiguration [9], [10].

DG is one of the most appropriate methods to minimize power losses due to the installation of generators close to the loads. Several techniques have been tested to locate and size DG, but metaheuristics are preferred for problems with large numbers of combinations, although the problem of finding a global optimum is sometimes an issue.

Some of the algorithms used to solve this problem are particle swarm optimization (PSO) [11]–[14], the ant colony (AC) [15], [16], the evolutionary algorithm (EA) [17]–[19], simulated annealing (SA) [20]–[22], the bat-inspired algorithm (BA) [23], [24], harmony search (HS) [25], [26].

Some convergence problems have been detected when testing difficult DG placement and sizing problems [24], [27] because of the distribution network selected, the number of possible nodes, the number of generators to locate, and the size of the generators. The number of combinations to solve this problem is high and not easy for some algorithms to compute.

Other concerns are adopting good solutions with the algorithms within the time needed, avoiding local solutions in the security of convergence to the global optimum, and finding the best solutions with minimum repetitions of the simulations. Improvement of these features could reduce the evaluation time for more difficult problems, considering the large number of power flows evaluated to meet all the constraints.

The water cycle algorithm (WCA) has been proposed to solve several functions [28] and to find better solutions converging to the optimum. In this paper, the WCA was modified and adjusted to solve the problem of location and size of DG with the objective function of minimizing power losses. The aim of this work is to find

an improved algorithm that will solve a combinatorial problem with the possibility to place and size DG with consistent results through all iterations and repetitions.

**PROBLEM FORMULATION**

The total real power losses of a distribution network can be represented using (1) [29].

$$P_{Loss} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n A_{ij}(P_i P_j + Q_i Q_j) + B_{ij}(Q_i P_j + P_i Q_j) \tag{1}$$

Where  $P_i$  is the real power injected to the node  $i$ ,  $Q_i$  is the reactive power injected to the node  $i$ ,  $P_j$  is the real power injected to the node  $j$ , and  $Q_j$  is the reactive power injected to the node  $j$ . The parameters  $A_{ij}$  and  $B_{ij}$  are defined in (2) and (3), respectively.

$$A_{ij} = \frac{R_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j)}{V_i V_j} \tag{2}$$

$$B_{ij} = \frac{R_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)}{V_i V_j} \tag{3}$$

Where  $R_{ij}$  is the resistance between the nodes  $i$  and  $j$ ,  $V_i$  is the voltage magnitude of the node  $i$ ,  $\delta_i$  is the voltage angle of the node  $i$ ,  $V_j$  is the voltage magnitude of the node  $j$ , and  $\delta_j$  is the voltage angle of the node  $j$ .

The best fitness is defined as the minimum power losses of all possible solutions found with the algorithms, as expressed in (4).

$$F_{best} = \text{Min}_{i=1..n}(P_{Lossi}) \tag{4}$$

Where  $F_{best}$  is the best fitness calculated as the minimum power losses obtained when evaluating all solutions proposed by the algorithms ( $i=1..n$ ),  $P_{Lossi}$  is a vector containing all the solutions of power losses found with the power flow, and  $n$  represents the maximum number of evaluations contained in the vector. As the vector  $P_{Lossi}$  is updated with new evaluations,  $F_{best}$  is recalculated.

This objective function is subject to the real and reactive power balance of the distribution network, as expressed in (5) and (6).

$$P_{Slack} + \sum_{i=1}^n P_{DG_i} = \sum_{i=1}^n P_{D_i} + P_{Loss} \tag{5}$$

$$Q_{Slack} + \sum_{i=1}^n Q_{DG_i} = \sum_{i=1}^n Q_{D_i} + Q_{Loss} \tag{6}$$

Where  $P_{Slack}$  is the real power supplied from the main source,  $P_{DG_i}$  is the real power supplied from the DG located at node  $i$ ,  $P_{D_i}$  is the real power consumed by the load at node  $i$ , and  $P_{Loss}$  is the total real power of the distribution network.  $Q_{Slack}$  is the reactive power supplied by the main source,  $Q_{DG_i}$  is the reactive power supplied by the DG located at node  $i$ ,  $Q_{D_i}$  is the reactive power consumed by the load at node  $i$ , and  $Q_{Loss}$  is the total reactive power of the distribution network.

Voltage magnitudes of each node  $i$ ,  $|V_i|$ , must comply with the minimum voltage magnitude,  $|V_i|^{\min}$ , and the maximum voltage magnitude,  $|V_i|^{\max}$ , as expressed in (7).

$$|V_i|^{\min} \leq |V_i| \leq |V_i|^{\max} \tag{7}$$

The real and reactive power supplied by the DG is limited to the minimum and maximum values, as defined in (8) and (9).

$$P_{DG_i}^{\min} \leq P_{DG_i} \leq P_{DG_i}^{\max} \tag{8}$$

$$Q_{DG_i}^{\min} \leq Q_{DG_i} \leq Q_{DG_i}^{\max} \tag{9}$$

Where,  $P_{DG_i}$  is the real power of generators located at node  $i$ ,  $P_{DG_i}^{\min}$  is the minimum real power of generators located at node  $i$ , and  $P_{DG_i}^{\max}$  is the maximum real power of generators located at node  $i$ .  $Q_{DG_i}$  is the reactive

power of generators located at node  $i$ ,  $Q_{DG_i}^{\min}$  is the minimum reactive power of generators located at node  $i$ , and  $Q_{DG_i}^{\max}$  is the maximum reactive power of generators located at node  $i$ .

Finally, the current circulating through the branches of the distribution network must be limited to the maximum current accepted, as shown in (10) and (11).

$$i_{ij} \leq i_{ij}^{\max} \tag{10}$$

$$i_{ji} \leq i_{ji}^{\max} \tag{11}$$

Where  $i_{ij}$  is the current of the branch circulating from node  $i$  to node  $j$ , and  $i_{ji}$  is the current of the branch circulating from node  $j$  to node  $i$ .  $i_{ij}^{\max}$  is the maximum current of the branch circulating from node  $i$  to node  $j$ , and  $i_{ji}^{\max}$  is the maximum current of the branch circulating from node  $j$  to node  $i$ .

### ALGORITHMS

#### A. Codification for the search

Figure 1 shows the codification of the problem for locating and sizing DG. The vector is formed by the elements that represent the DG's real power, reactive power, and position.

$x_1$	$y_1$	$z_1$	$x_2$	$y_2$	$z_2$	...	$x_d$	$y_d$	$z_d$	...	$x_{nd}$	$y_{nd}$	$z_{nd}$
-------	-------	-------	-------	-------	-------	-----	-------	-------	-------	-----	----------	----------	----------

Fig. 1. Problem codification for location and size of distributed generators

Where  $x$ ,  $y$ , and  $z$  represent the real power supplied, the reactive power supplied, and the number of the node where the generator is located, respectively. The number of generators is represented by  $nd$ .

#### B. Bat-inspired Algorithm

This algorithm is based on the echolocation of bats during the search for a prey [30]. An initial population is defined, and the frequency and velocity is used to move all bats. Random flies help to find new solutions in the searching region.

The steps of this algorithm are as follows:

- (1) Define the frequency  $f_i$  using (12), the pulse rate  $r_i$ , and the loudness  $A_i$ .
- (2) Initialize the population and the velocities of the bats.
- (3) Evaluate the fitness and select the best.
- (4) Use the fitness vector to rank the solutions as  $F_{best}$ .
- (5) While  $iter < iter^{\max}$ :
  - (a) With the frequency defined in (12) and the velocities defined in (13), find the new solutions of  $x_{new}$  using (14)
  - (b) If  $rand > r_i$ 
    - Create a new solution close to the best
  - (c) End if
  - (d) Use random flies of bats to create new solutions
  - (e) Find the new fitness  $F_{new}(x_{new})$
  - (f) if ( $F_{new} < F_{best}$  and  $rand < A_i$ )
    - Update the solution
  - (g) End if
  - (h) Increase  $r_i$  and reduce  $A_i$
  - (i) Rank the solutions and update the best fitness  $F_{best}$
- (6) End while

The frequency  $f_i$  can be calculated using (12), and the velocity is defined using (13) [31].

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) * \beta \tag{12}$$

$$v_i^k = v_i^{k-1} + (x_i^k - x_{best}) f_i \tag{13}$$

Where  $f_{max}$  is the maximum frequency,  $f_{min}$  is the minimum frequency, and  $\beta$  is a random number to generate different frequencies.  $v_i^k$  is the velocity of the bat  $i$  at the iteration  $k$ ,  $v_i^{k-1}$  is the velocity of the bat  $i$  at the iteration  $k-1$ ,  $x_i^k$  is the position of the bat  $i$  at the iteration  $k$ , and  $x_{best}$  is the best position of the bats.

The new position of the particle,  $x_i^k$ , is updated after adding the new velocity,  $v_i^k$ , to the previous position  $x_i^{k-1}$ , as shown in (14).

$$x_i^k = x_i^{k-1} + v_i^k \quad (14)$$

This algorithm converges to the solutions found quickly and obtains good results in a few iterations [23], [24].

### C. Particle Swarm Optimization

This metaheuristic is based on the social behavior of birds during flight [32]. The algorithm generates an initial population, and with an iterative and stochastic method, the search for the best positioned is performed.

The algorithm implemented in this work is based on [22]:

- (1) Define the parameters of the algorithm.
- (2) Initialize the population and the velocities of particles.
- (3) Evaluate the fitness and select the best particles.
- (4) While the number of generations is lower than the limit  $nr$ , do:
  - (a) Update the velocity of all particles using (15)
  - (b) Update the new position of particles using (16)
  - (c) Find new best solutions
- (5) End while.

The velocity of particles is found using (15).

$$v_i^{k+1} = w * v_i^k + \phi_1 * rand_1 * (pbest_i - x_i^k) + \phi_2 * rand_2 * (g_i - x_i^k) \quad (15)$$

Where  $v_i^{k+1}$  is the new velocity of the particle  $i$ ,  $w$  is the factor of inertia of the particle  $i$ ,  $\phi_1$  and  $\phi_2$  are weights to control the cognitive and social components, and  $rand_1$  and  $rand_2$  are uniformly distributed random numbers between zero and one.

Each particle's new position is calculated using the current position and the new velocity, as shown in (16).

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (16)$$

Where  $x_i^{k+1}$  is the new position of the particle  $i$ ,  $x_i^k$  is the previous position of the particle  $i$ , and  $v_i^{k+1}$  is the new velocity calculated with (15).

Several applications for the planning of DG systems have been presented using this algorithm [33-37].

### D. Harmony Search

This metaheuristic algorithm is based on a population that mimics the natural behavior of musicians playing instruments together to achieve a fantastic aesthetic harmony [32]. This algorithm can explore the search space of a set of data contained in the parallel optimization environment, where every solution (harmony) vector is generated intelligently by the exploration and exploitation of a search space. Its many features make it a preferable technique not only as an independent algorithm, but also when combined with other metaheuristic algorithms.

The steps of the algorithm are defined as follows:

- (1) Define the initial parameters.
- (2) Initialize the population in the vector  $HM$ .
- (3) Rank the solutions and select the best positioned with their fitness  $F_{best}$ .
- (4) While  $iter < iter^{max}$ :
  - (a) Generate new solution  $x_{new}$
  - (b) Calculate the fitness for the new solution
  - (c) Update the vector  $HM$
  - (d) Update the best harmony vector
  - (e) Rank the solutions and select the best positioned with their fitness  $F_{best}$



(5) End while.

The algorithm is based on the generation of a vector's initial population, which is used later to combine solutions with the current values obtained from simulations. This is advantageous, for it allows the generation of new solutions with the best positioned solutions inside the vector.

*E. Water Cycle Algorithm*

Similar to other metaheuristic techniques, this algorithm is based on an initial population set. After the initial evaluation of the population, the best positioned is selected as the sea. Others solutions are ranked as rivers and streams, continuing with the search by using the direction of the streams following the rivers, and the rivers following the sea [28].

The steps of the algorithm are presented as follows [28]:

- (1) Choose the initial parameters  $Nsr$ ,  $dmax$ ,  $Npop$ , and  $Max\_iter$ .
- (2) Generate a random initial population.
- (3) Form the initial raindrops, rivers, and sea [28].
- (4) Evaluate the cost of raindrops and the intensity of flows for the rivers and the sea [28].
- (5) While  $iter < itermax$ :
  - (a) Each stream flows to the rivers using (17), and each river flows to the sea using (18)
  - (b) Change position if the stream has a better position than the river
  - (c) Change position if the river has a better position than the sea
  - (d) If the evaporation condition is satisfied
    - Start the raining process with (20) and (21)
  - (e) End if
  - (f) Update the value of  $dmax$  with (19)
- (6) End while.

The new positions of streams are calculated using (17), and the position of rivers is updated using (18).

$$x_{Stream}^{k+1} = x_{Stream}^k + rand * C * (x_{River}^k - x_{Stream}^k) \tag{17}$$

$$x_{River}^{k+1} = x_{River}^k + rand * C * (x_{Sea}^k - x_{River}^k) \tag{18}$$

Where  $x_{Stream}^{k+1}$  is the new position of the stream,  $x_{Stream}^k$  is the current position of the stream,  $x_{River}^{k+1}$  is the new position of the river,  $x_{River}^k$  is the current position of the river,  $x_{Sea}^k$  is the current position of the sea,  $rand$  is a uniformly distributed random number and  $C$  is a number between 1 and 2.

The distance between the river and the sea,  $d_{max}$ , is updated after each iteration, as expressed in (19) [28].

$$d_{max}^{k+1} = d_{max}^k + \frac{d_{max}^k}{\max \text{ iteration}} \tag{19}$$

The raining process for the streams is conducted randomly using (20) and (21) [28].

$$x_{Stream}^{new} = LB + rand * (UB - LB) \tag{20}$$

$$x_{Stream}^{new} = x_{Sea} + \sqrt{\mu} * randn(1, N_{Var}) \tag{21}$$

Where  $x_{Stream}^{new}$  is the new position of the stream generated randomly,  $x_{Sea}$  is the current position of the sea,  $LB$  is the minimum value of the position,  $UB$  is the maximum value of the position,  $\mu$  is a coefficient which shows the range of searching region near the sea, and  $randn$  is a normally distributed random number.

This algorithm is adapted to the problem of location and size of DG in radial distribution systems. The algorithm is modified to achieve similar conditions for comparison with other algorithms and to accelerate the search for the best solutions. Changes to the algorithm are proposed to create a similar number of simulations to compare all algorithms; the condensation process was relocated to evaluate the process for the rivers and streams continuously. The steps implemented in this paper are presented as follows:

- (1) Choose the initial parameters  $Nsr$ ,  $dmax$ ,  $Npop$ , and  $Max\_iter$ .
- (2) Generate a random initial population.
- (3) Form the initial raindrops, rivers, and sea [28].
- (4) While  $iter < iter^{max}$ :

- (a) For  $i=1:n$ 
  - If  $i$  is a river
    - If evaporation of the river is satisfied
      - a. Start the raining process with (22) and (23)
    - Else
      - b. Each river flows to the sea using (18)
      - c. Change position if the river has a better position than the sea
    - End if
  - End if
  - If  $i$  is a stream
    - If evaporation of the stream is satisfied
      - d. Start the raining process with (20) and (21)
    - Else
      - e. Each stream flows to a river selected randomly using (17)
      - f. Change position if the stream has a better position than the river
    - End if
  - End if
- (b) End for
- (c) Reduce the value of  $dmax$  with (19)
- (d) Rank the solutions and select the best positioned with their fitness  $F_{best}$

(5) End while.

The raining process for the rivers is conducted randomly using (22) and (23) [28].

$$x_{River}^{new} = LB + rand * (UB - LB) \tag{22}$$

$$x_{River}^{new} = x_{sea} + \sqrt{\mu} * randn(1, N_{Var}) \tag{23}$$

Where  $x_{River}^{new}$  is the new position of the stream generated randomly,  $x_{sea}$  is the current position of the sea,  $LB$  is the minimum value of the position,  $UB$  is the maximum value of the position,  $\mu$  is a coefficient which shows the range of searching region near the sea, and  $randn$  is a normally distributed random number.

### TEST SYSTEMS AND SIMULATIONS

The proposed method was tested using the 33-node and 69-node radial distribution networks with parameters found in [33]–[35]. General information of both distribution networks is presented in Table I.

TABLE I. Specification of the Distribution Networks [33]–[35].

Elements	33-node test feeder	69-node test feeder
Nodes	33	69
Lines	32	68
Slack	1	1
Transformers	0	0
Loads	32	49

Figure 2 shows the single-line diagram of the 33-node radial distribution network [33], [34]. This case had a total load of 3715 KW and 2300 kVAr and a total power supply of 3926 KW and 2443 kVAr. Voltage limits were defined as  $Vmin = 0.9$  p.u. and  $Vmax = 1.1$  p.u.

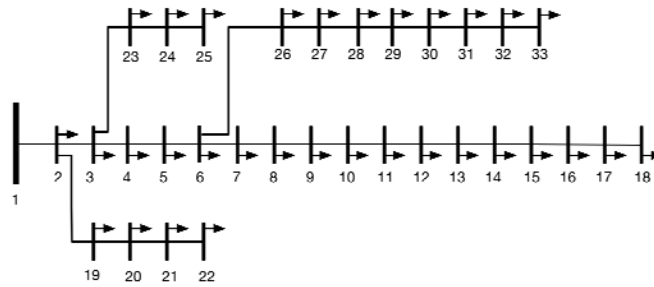


Fig. 2. Case 33-node radial distribution network [33]

Figure 3 shows the 69-node radial distribution network [33], [35]. This distribution network had a total load of 4014 KW and 2845 kVAr and a total generation of 4265 KW and 2957 kVAr. Voltage limits were defined as  $V_{min} = 0.9$  p.u. and  $V_{max} = 1.1$  p.u.

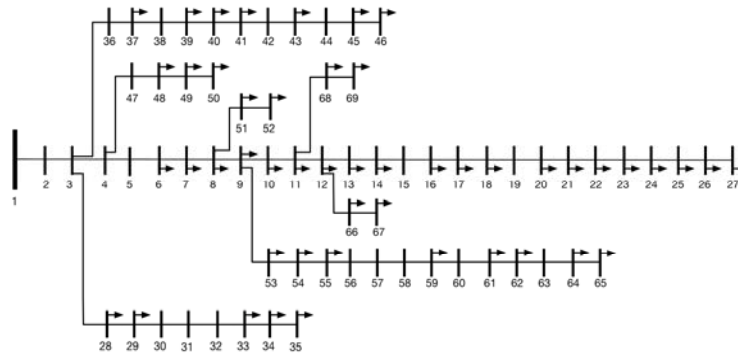


Fig. 3. Case 69-node radial distribution network [33]

These two radial distribution networks were used to test the BA, PSO, HS, and WCA when installing DG. Both distribution networks have a slack node that is not used to locate new generation; nevertheless, the rest of the nodes are possible candidates. The number of combinations increases with the number of nodes, so the case 69-node network is more difficult for finding good solutions.

A. Simulations

To test the algorithms, some case studies considered finding the location and size of five, six, and seven generators. The greater the number of generators to install, the more difficult it was to solve the problem for the two distribution networks. The algorithms were tested considering 200 individuals, 500 iterations, and ten repetitions. The same initial population was generated for all algorithms to evaluate performance starting from the same initial point.

RESULTS AND DISCUSSION

Table II shows the results obtained from the simulations performed with the PSO, BA, HS, and WCA. According to the experiment, similar reductions of power losses were found with all algorithms considering the number of individuals, iterations, and repetitions.

In this table, *Case* refers to the distribution networks, *Gen* is the number of generators, *Alg* is the type of algorithm used to find the solution, *Ptot* is the sum of the power installed in the power system, *Ploss* is the objective function of power losses, and *Pos* is the rank of the minimum solution found for each scenario.

TABLE III. Results of all algorithms for the 33-node and 69-node radial distribution networks. Source: The authors.

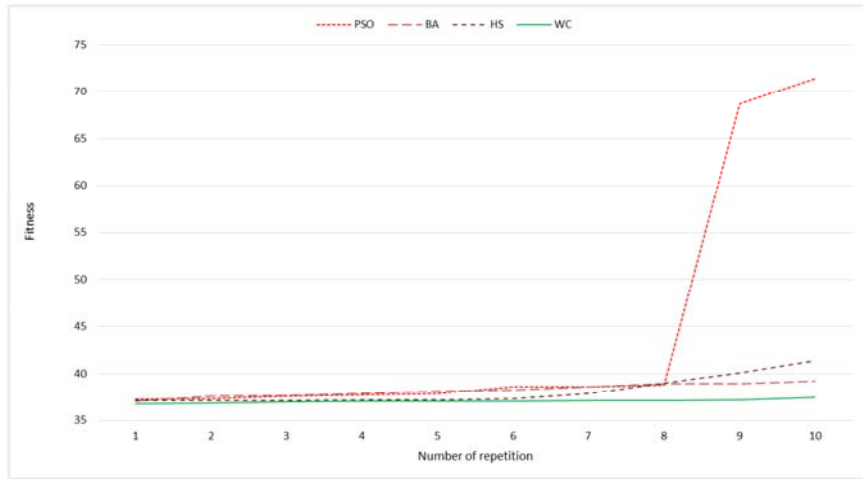
Case	Gen	Alg	Nodes	Ptot (kW)	Ploss (kW)	Pos	
33-node	0	-	0	0	210.9	-	
	5	PSO	14 30 32 24 7	3396.3	35.50	4	
		BA	14 30 32 24 7	3442.3	35.46	2	
		HS	6 31 15 24 10	3452.6	35.49	3	
		WCA	32 30 24 14 7	3429.5	35.44	1	
	6	PSO	6 9 30 32 15 24	3480.3	34.32	2	
		BA	30 10 25 32 6 16	3468.9	34.40	3	
		HS	32 25 30 12 14 7	3346.0	35.03	4	
		WCA	7 30 24 16 11 32	3452.9	34.21	1	
	7	PSO	7 10 15 21 24 30 32	3494.6	33.56	3	
		BA	24 25 16 30 6 11 32	3488.4	33.06	2	
		HS	7 25 29 14 9 24 32	3631.2	33.96	4	
		WCA	10 32 16 24 21 6 30	3708.0	33.03	1	
	69-node	0	-	0	0.0	265.0	-
		5	PSO	50 12 61 69 23	3725.7	37.47	4
			BA	12 50 61 53 22	4111.9	37.38	3
HS			8 12 61 49 23	3872.2	37.13	2	
WCA			61 11 49 25 18	4072.2	37.13	1	
6		PSO	23 67 11 50 65 61	3441.4	37.28	4	
		BA	61 50 15 64 24 10	3674.5	37.04	2	
		HS	44 12 8 50 23 61	3520.2	37.11	3	
		WCA	50 25 9 61 17 12	3695.9	36.81	1	
7		PSO	2 27 38 50 22 11 61	3756.3	37.39	4	
		BA	2 11 22 49 57 61 64	4797.8	36.96	2	
		HS	64 68 11 6 50 61 23	4068.3	37.14	3	
		WCA	64 17 61 11 8 25 50	4086.0	36.22	1	

After running the ten repetitions, the modified WCA found the best solutions for the most cases compared with the other algorithms. For most of the cases, the BA solutions were good, confirming the results found in [24]. The HS algorithm found better results for the 69-node radial distribution network, confirming that this algorithm is good for a large number of combinations. The PSO had no good performance for the cases analyzed, but its solutions were close to the best solutions for all the scenarios with the number of repetitions performed in this study.

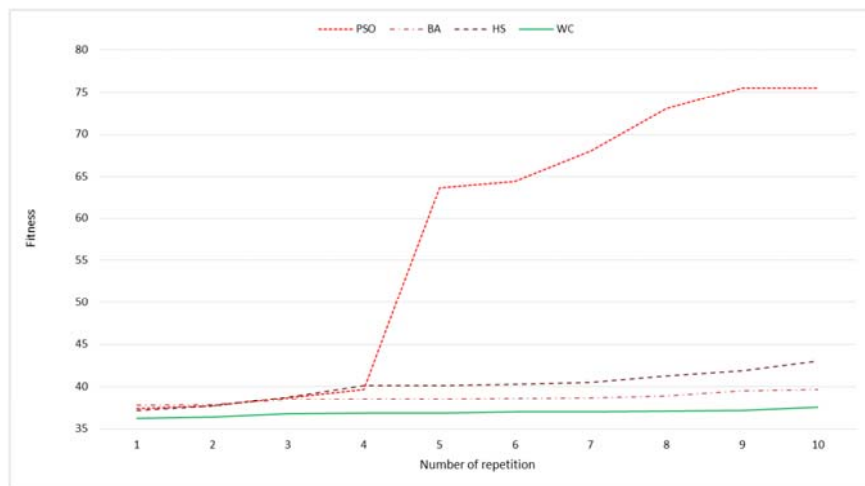
For the 33-node radial distribution network, the location of the five generators brought no complications for the algorithms, with findings of similar reductions in power losses. For six generators, the PSO, BA, and WCA obtained similar reductions in power losses. For seven generators, the WCA provided the best solutions, followed by the PSO, BA, and HS.

For the 69-node radial distribution network, the WCA found the best locations for all the cases studied, the HS and BA provided good solutions, and the PSO obtained the worst solutions. The location of the five generators brought no complications for the algorithms, with findings of similar reductions in power losses. For six generators, the WCA obtained the best results, followed by good results from the BA, HS, and PSO. For seven generators, the WCA provided the best solutions, followed by the BA, HS, and PSO.

Figures 4a and 4b show the solutions of the algorithms for the ten repetitions performed in the 33-node and 69-node radial distribution networks, respectively. In these figures, the *fitness* is used to compare the algorithms with the solutions found at each repetition. The solutions in these figures were organized from the minimum to the maximum value for each algorithm.



(a)



(b)

Fig. 4. Minimum solutions for all repetitions in (a) the 33-node radial distribution network, and (b) the 69-node radial distribution network. Source: The authors

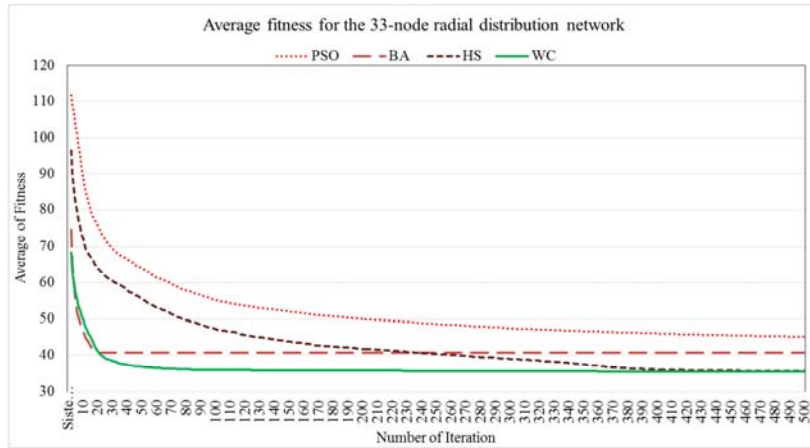
The PSO found better results for the 33-node network than for the 69-node network; some repetitions show that the solutions found were very high, which creates doubt for finding good solutions for the problem.

The HS found good solutions for a great number of the cases, but the solutions were not always good. The HS provided good solutions for the 33-node case, but its solutions for the 69-case were higher than the found with the other algorithms.

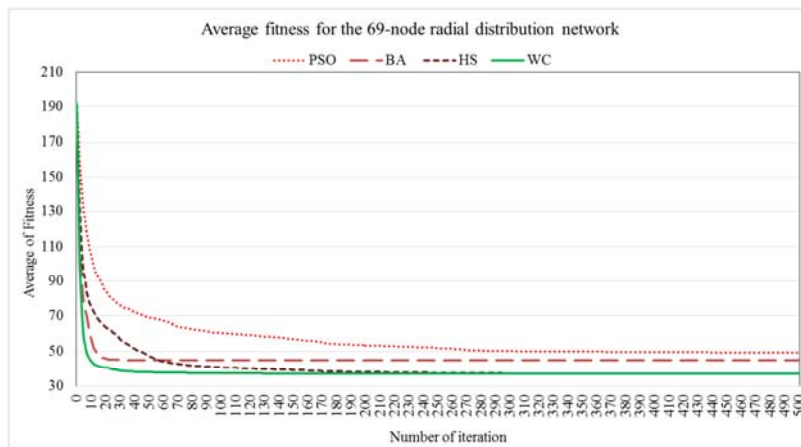
Although some of its solutions were higher than the best solutions found, the BA found good results for both power systems and for all repetitions, confirming it is a good method.

The WCA found the best solutions for the different repetitions in both distribution networks. The results demonstrate that the results obtained with the WCA were always the minimum values for all repetitions. This result provides reassurance that using the modified WCA can find a good solution regardless of the repetitions of simulations.

Figures 5a and 5b show the convergence of the algorithms for the 33-node and the 69-node radial distribution networks, respectively. The curves were computed using the mean of the solutions contained in the population after each iteration. This curve was plotted with the solutions evaluated from the 500 iterations tested in this work, representing how the population behaves.



(a)



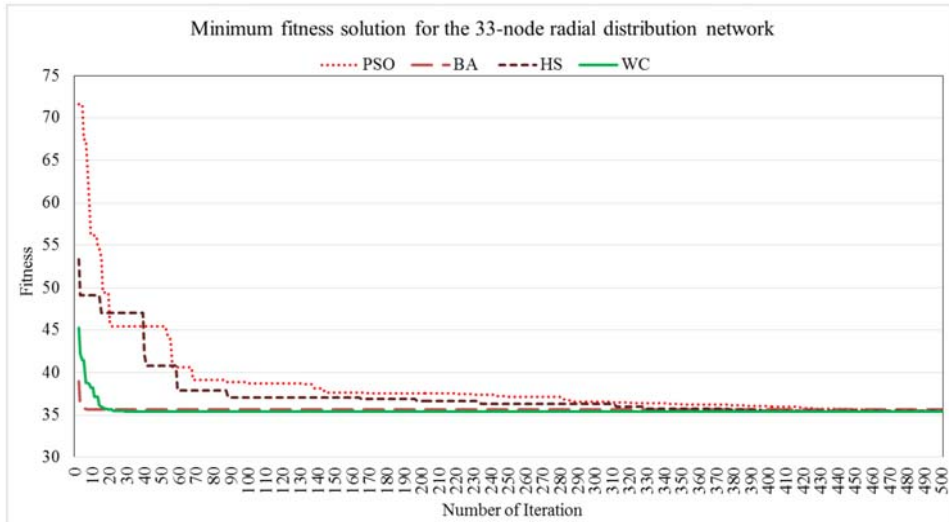
(b)

Fig. 5. Convergence of algorithms in (a) the 33-node radial distribution network, and (b) the 69-node radial distribution network. Source: The authors

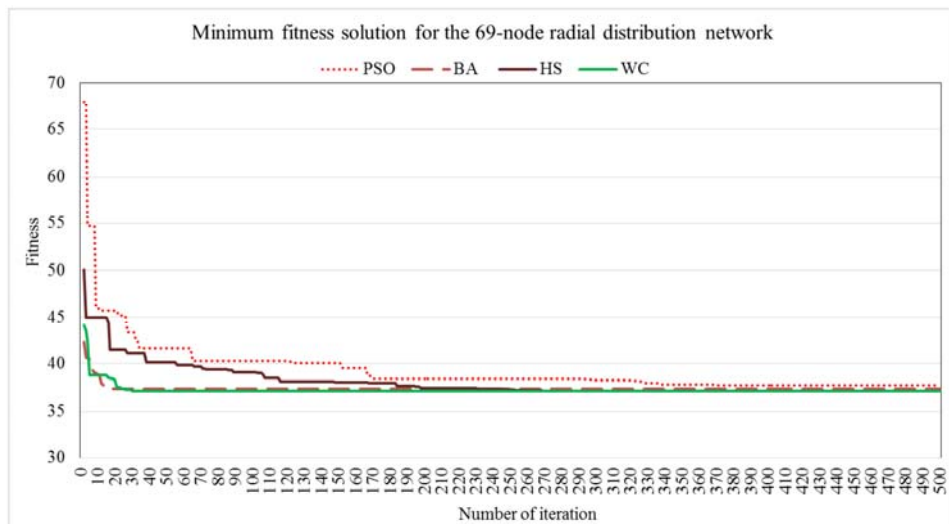
The PSO’s average solutions were high throughout the iterations, as shown in previous research [24], [27]. The BA quickly reduced the fitness average, but the algorithm got trapped and remained this way for the rest of the iterations. The HS algorithm needed a large number of iterations to find good solutions, while the WCA quickly found the best solutions.

Comparing the behavior of these algorithms for the different distribution network cases, all showed similar results, but the WCA was the fastest algorithm in finding the minimum value. The HS was faster for the 69-node network compared to the solution found for the 33-node network, reducing the time to find good solutions and reaching the best solutions found with the WCA, although requiring a larger number of iterations.

Figures 6a and 6b show the minimum fitness solutions found after the ten repetitions tested in the 33-node and 69-node radial distribution networks, respectively. These figures show the minimum fitness and the evolution of the best points found throughout all the iterations of the algorithms, for the purpose of locating five generators in both distribution networks.



(a)

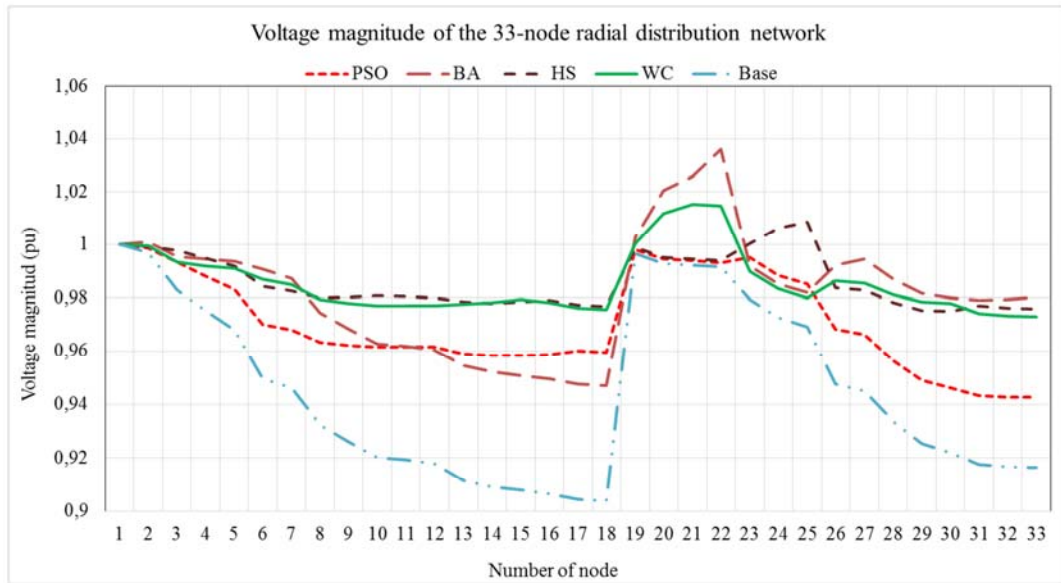


(b)

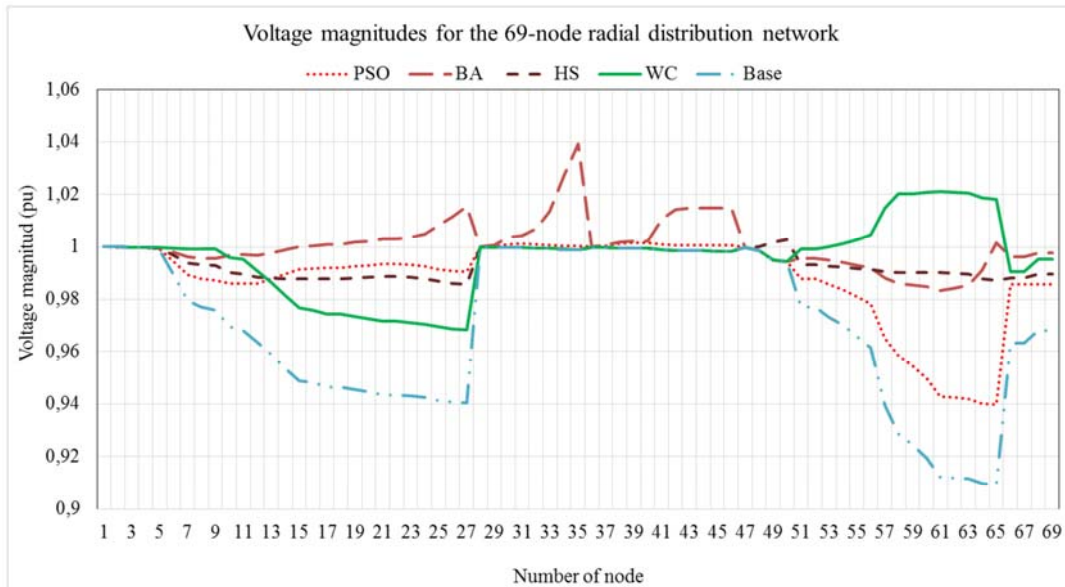
Fig. 6. Minimum solution found with the algorithms in (a) the 33-node radial distribution network, and (b) the 69-node radial distribution network. Source: The authors

For both radial distribution networks, the BA and WCA were the best and fastest to find solutions. The PSO had slower results through all iterations, followed by the HS algorithm. The behavior of the four algorithms in finding the best solutions was similar for both cases presented in the figures.

Figures 7a and Fig 7b show the voltage magnitudes of the 33-node and 69-node radial distribution networks, respectively. The voltage magnitudes with no DGs and for the solutions found are presented in these figures for the purpose of locating five generators in both distribution networks.



(a)



(b)

Fig. 7. Voltage magnitudes for (a) the 33-node radial distribution network, and (b) the 69-node radial distribution network. Source: The authors

The solutions show that DG improves the voltage magnitudes of the nodes in the distribution networks. For both radial distribution networks, the voltage magnitudes improved with the solutions proposed by each algorithm, considering the voltage constraints. The WCA and HS found similar improvement of voltage magnitudes for most nodes of the 33-node radial distribution network, with a difference in nodes 19–25. For the 69-node radial distribution network, the solution of the WCA was different than the other algorithms, showing more improvement in nodes 51–65.

**CONCLUSIONS**

PSO, BA, HS, and a modified WCA were used to find the location and size of DG for two distribution networks. The tests performed in this research showed that the modified WCA obtained the minimum fitness in most cases after all scenarios and repetitions.

The evaluation of the algorithms’ convergence was conducted with the average of the solutions found in the population, suggesting that the WCA is a good technique for finding solutions with few iterations and maintaining the good solutions until the end of the evaluations. The BA showed a good convergence to the best



solutions, but the solutions were trapped in some local solutions and did not reduce after several iterations. The HS showed a slower convergence, but the WCA reached the best solutions for both distribution networks. The HS was faster with more numbers of nodes for all simulated scenarios. The PSO had some difficulty in improving the solutions with the number of iterations defined for the experiment.

The repetition tests show that the modified WCA found good results for all scenarios and similar minimum solutions after all iterations. These results demonstrate that this algorithm could provide the best solutions, independent of the number of repetitions conducted. Other algorithms such as the BA and HS found good results for most cases with a slight increase. The PSO provided some good solutions, especially for the smaller distribution network, but some solutions were high, especially for the larger distribution network.

#### REFERENCES

- [1] L. Ramesh and S. Chowdhury, "Minimization of power Loss in distribution networks by different techniques," *Int. J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 2, pp. 521–527, 2009.
- [2] Y. M. Atwa, E. F. El-Saadany, M. M. A. Salama, and R. Seethapathy, "Optimal Renewable Resources Mix for Distribution System Energy Loss Minimization," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 25, no. 1, pp. 360–370, Feb. 2010.
- [3] D. Q. Hung, N. Mithulananthan, and R. C. Bansal, "Analytical strategies for renewable distributed generation integration considering energy loss minimization," *Appl. Energy*, vol. 105, pp. 75–85, May 2013.
- [4] D. Q. Hung, N. Mithulananthan, and R. C. Bansal, "Analytical Expressions for DG Allocation in Primary Distribution Networks," *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 25, no. 3, pp. 814–820, Sep. 2010.
- [5] D. D. Wu, M. Junjie, W. Yulong, and L. Yang, "Size and Location of Distributed Generation in Distribution System Based on Immune Algorithm," *Syst. Eng. Procedia*, vol. 4, pp. 124–132, 2012.
- [6] D. Zhang, Z. Fu, and L. Zhang, "Joint Optimization for Power Loss Reduction in Distribution Systems," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 23, no. 1, pp. 161–169, Feb. 2008.
- [7] G. N. S. D. K. Khatod, and M. P. Sharma, "Optimal Allocation of Distributed Generation in Distribution System for Loss Reduction," vol. 28, pp. 42–46, 2012.
- [8] a. K. Singh and S. K. Parida, "Selection of load buses for DG placement based on loss reduction and voltage improvement sensitivity," 2011 *Int. Conf. Power Eng. Energy Electr. Drives*, no. May, pp. 1–6, May 2011.
- [9] Y.-K. Wu, C.-Y. Lee, L.-C. Liu, and S.-H. Tsai, "Study of Reconfiguration for the Distribution System With Distributed Generators," *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 25, no. 3, pp. 1678–1685, Jul. 2010.
- [10] R. S. Rao, K. Ravindra, K. Satish, and S. V. L. Narasimham, "Power Loss Minimization in Distribution System Using Network Reconfiguration in the Presence of Distributed Generation," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 1, pp. 317–325, Feb. 2013.
- [11] M. P. Lalitha, V. C. V. Reddy, and V. Usha, "Optimal DG Placement for Minimum Real Power Loss in Radial Distribution Systems using PSO," *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 13, no. 2, pp. 107 – 116, 2010.
- [12] S. Kansal, B. B. R. Sai, B. Tyagi, and V. Kumar, "Optimal placement of distributed generation in distribution networks," *Int. J. Eng. Sci. Technol.*, vol. 3, no. 3, pp. 47 – 55, 2011.
- [13] M. Mohammadi and M. A. Nasab, "PSO Based Multiobjective Approach for Optimal Sizing and Placement of Distributed Generation," *Res. J. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 2, no. 8, pp. 832–837, 2011.
- [14] A. M. El-Zonkoly, "Optimal placement of multi-distributed generation units including different load models using particle swarm optimization," *Swarm Evol. Comput.*, vol. 1, no. 1, pp. 50–59, Mar. 2011.
- [15] L. Wang and C. Singh, "Reliability-Constrained Optimum Placement of Reclosers and Distributed Generators in Distribution Networks Using an Ant Colony System Algorithm," *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Part C (Applications Rev.)*, vol. 38, no. 6, pp. 757–764, Nov. 2008.
- [16] B. Sookananta, P. Utaton, and R. Khongsila, "Determination of the optimal location and sizing of Distributed Generation using Ant Colony Search," in *International Conference on Electrical Engineering/Electronics Computer Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)*, 2010, pp. 814–817.
- [17] C. L. T. Borges and D. M. Falcão, "Optimal distributed generation allocation for reliability, losses, and voltage improvement," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 28, no. 6, pp. 413–420, Jul. 2006.
- [18] G. Celli, E. Ghiani, S. Mocci, and F. Pilo, "A Multiobjective Evolutionary Algorithm for the Sizing and Siting of Distributed Generation," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 20, no. 2, pp. 750–757, May 2005.
- [19] M. F. Shaaban, Y. M. Atwa, and E. F. El-Saadany, "DG Allocation for Benefit Maximization in Distribution Networks," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 2, pp. 1–1, May 2012.
- [20] T. Sutthibun and P. Bhasaputra, "Multi-objective optimal distributed generation placement using simulated annealing," in *International Conference on Electrical Engineering/Electronics Computer Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)*, 2010, pp. 810–813.
- [21] A. I. Aly, Y. G. Hegazy, and M. A. Alsharkawy, "A simulated annealing algorithm for multi-objective distributed generation planning," in *IEEE PES General Meeting*, 2010, pp. 1–7.
- [22] N. Ghadimi and R. Ghadimi, "Optimal Allocation of Distributed Generation and Capacitor Banks in Order to Loss Reduction in Reconfigured System," *Res. J. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 4, no. 9, pp. 1099 – 1104, 2012.
- [23] J. E. Candelo and H. E. Hernández, "Location and Size of Distributed Generation to Reduce Power Losses using a Bat-inspired Algorithm," in *VII Simposio Internacional sobre Calidad de la Energía Eléctrica*, 2013.
- [24] J. E. Candelo and H. E. Hernández, "Distributed Generation Placement in Radial Distribution Networks using a Bat-inspired Algorithm," *Dyna-Colombia*, 2015.
- [25] A. Parizad, A. H. Khazali, and M. Kalantar, "Sitting and sizing of distributed generation through Harmony Search Algorithm for improve voltage profile and reduction of THD and losses," in *CCECE 2010*, 2010, pp. 1–7.
- [26] K. S. Rao and M. N. Rao, "Multiple distributed generator allocation by Harmony search algorithm for loss reduction," in *2012 International Conference on Emerging Trends in Electrical Engineering and Energy Management (ICETEEM)*, 2012, pp. 59–64.
- [27] J. E. Candelo and H. E. Hernández, "Location and Size of Distributed Generation to Reduce Power Losses using a Bat-inspired Algorithm," in *VII Simposio Internacional sobre Calidad de la Energía Eléctrica*, 2013.
- [28] H. Eskandar, A. Sadollah, A. Bahreinnejad, and M. Hamdi, "Water cycle algorithm - A novel metaheuristic optimization method for solving constrained engineering optimization problems," *Comput. Struct.*, vol. 110–111, pp. 151–166, 2012.
- [29] H. Manafi, N. Ghadimi, M. Ojaroudi, and P. Farhadi, "Optimal Placement of Distributed Generations in Radial Distribution Systems Using Various PSO and DE Algorithms," *Elektron. IR ELEKTROTEHNIKA*, vol. 19, no. 10, pp. 53–57, 2013.

- [30] X.-S. Yang, "A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm," in *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO 2010)* SE - 6, vol. 284, J. González, D. Pelta, C. Cruz, G. Terrazas, and N. Krasnogor, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2010, pp. 65–74.
- [31] J. D. Altringham, *Bats: Biology and Behaviour*. Oxford University Press, 1997.
- [32] Zong Woo Geem, Joong Hoon Kim, and G. V. Loganathan, "A New Heuristic Optimization Algorithm: Harmony Search," *Simulation*, vol. 76, no. 2, pp. 60–68, 2001.
- [33] S. A. Taher and S. A. Afsari, "Optimal location and sizing of UPQC in distribution networks using differential evolution algorithm," *Math. Probl. Eng.*, vol. 2012, 2012.
- [34] M. E. Baran and F. F. Wu, "Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing," *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 4, no. 2, pp. 1401–1407, Apr. 1989.
- [35] P. Phonrattanasak and N. Leeprechanon, "Optimal Location of Fast Charging Station on Residential Distribution Grid - Volume 3 Number 6 (Dec. 2012) - IJIMT," *Int. J. Innov. Manag. Technol.*, vol. 3, no. 6, pp. 675–681, 2012.

## **Comparison of multiobjective harmony search, cuckoo search and bat-inspired algorithms for renewable distributed generation placement**

### **Comparación de algoritmos multiobjetivo inspirados en búsqueda armónica, búsqueda cuco y murciélagos para la ubicación de generación distribuida renovable**

John E. Candelo-Becerra<sup>1</sup>, Helman E. Hernández-Riaño<sup>2</sup> y Alcides R. Santander-Mercado<sup>3</sup>

Recibido: 22 de abril de 2015,  
Aceptado: 30 de junio de 2015

---

#### Cómo citar / How to cite

J. E. Candelo-Becerra, H. E. Hernández-Riaño y A. R. Santander-Mercado, "Comparison of multiobjective harmony search, cuckoo search and bat-inspired algorithms for renewable distributed generation placement", *Tecno Lógicas*, vol. 18, no. 35, pp. 105-116, 2015.



- 
- 1 Ph.D. Electrical Engineer, Department of Electrical Energy and Automation, Universidad Nacional de Colombia - Sede Medellín, Medellín-Colombia, [jecandelob@unal.edu.co](mailto:jecandelob@unal.edu.co)
  - 2 M.Sc. Industrial Engineer, Department of Industrial Engineering, Universidad de Córdoba, Montería-Colombia, [hhernandez@correo.unicordoba.edu.co](mailto:hhernandez@correo.unicordoba.edu.co)
  - 3 Ph.D. Industrial Engineer, Department of Industrial Engineering, Universidad del Norte, Barranquilla-Colombia, [asantand@uninorte.edu.co](mailto:asantand@uninorte.edu.co)

## **Abstract**

Electric power losses have a significant impact on the total costs of distribution networks. The use of renewable energy sources is a major alternative to improve power losses and costs, although other important issues are also enhanced such as voltage magnitudes and network congestion. However, determining the best location and size of renewable energy generators can be sometimes a challenging task due to a large number of possible combinations in the search space. Furthermore, the multiobjective functions increase the complexity of the problem and metaheuristics are preferred to find solutions in a relatively short time. This paper evaluates the performance of the cuckoo search (CS), harmony search (HS), and bat-inspired (BA) algorithms for the location and size of renewable distributed generation (RDG) in radial distribution networks using a multiobjective function defined as minimizing the energy losses and the RDG costs. The metaheuristic algorithms were programmed in Matlab and tested using the 33-node radial distribution network. The three algorithms obtained similar results for the two objectives evaluated, finding points close to the best solutions in the Pareto front. Comparisons showed that the CS obtained the minimum results for most points evaluated, but the BA and the HS were close to the best solution.

## **Keywords**

Cuckoo search, bat-inspired algorithm, renewable distributed generation, harmony search, photovoltaic energy systems, wind energy systems.

## **Resumen**

Las pérdidas eléctricas tienen un impacto significativo en los costos totales de las redes de distribución. El uso de las energías renovables es una gran alternativa para mejorar las pérdidas y los costos, aunque también otros problemas en las magnitudes de las tensiones y la congestión de la red pueden ser mejorados. Sin embargo, determinar la mejor localización y dimensionamiento de generadores eléctricos renovables puede ser a veces una tarea difícil debido al gran número de combinaciones posibles existentes en el espacio de búsqueda. Además, el uso de funciones multiobjetivo incrementa la complejidad del problema y se prefiere usar las metaheurísticas para encontrar soluciones en un tiempo relativamente corto. En este trabajo se evalúa el desempeño de los algoritmos inspirados en búsqueda cuco, búsqueda armónica y murciélagos para la localización y dimensionamiento de la generación distribuida renovable en redes de distribución radiales, usando funciones como la minimización de las pérdidas de energía y los costos de la generación distribuida renovable. Las metaheurísticas fueron programadas en Matlab y evaluadas usando la instancia denominada red de distribución radial de 33 nodos. Los tres algoritmos evaluados obtuvieron resultados similares para los dos objetivos evaluados, encontrando Frentes de Pareto cercanos a las mejores soluciones. La comparación realizada mostró que la búsqueda cuco obtiene los mejores resultados, pero los algoritmos inspirados en murciélagos y búsqueda armónica obtuvieron resultados cercanos a la mejor solución.

## **Palabras clave**

Búsqueda cuco, búsqueda armónica, algoritmo inspirado en murciélagos, generación distribuida renovable, sistemas fotovoltaicos, sistemas eólicos.

## 1. INTRODUCTION

Power losses cause energy efficiency issues for distribution networks and reflect in unwanted costs of operation for electricity distribution companies. Some of the solutions proposed in literature are network reconfiguration [1], [2]; feeder restructuring [3]; capacitor placement [3]; and distributed generation (DG) [4]-[10].

Renewable energies are important power sources that help to reduce power losses of distribution networks; to enhance voltage magnitudes, power quality, and network congestion; and to solve other problems. Location of renewable distributed generation (RDG) is a good option to reduce power losses, but due to the combinatorial nature of the problem, the conventional or classical optimization techniques such as branch and bound require large computation capacities for the solution of large networks [11].

Currently, there are many metaheuristic algorithms oriented to the optimization and solution of engineering problems. These algorithms have solved problems in the fields of mathematics; mechanical, electronic, and electrical engineering; and others. Some of the most common algorithms studied and implemented are firefly algorithm (FA), artificial bee colony (ABC), particle swarm optimization (PSO), cuckoo search (CS), bat-inspired algorithm (BA), and harmony search (HS).

The HS, CS, and BA are algorithms recently tested to solve different problems in engineering. The HS algorithm has the capacity to generate new solutions considering previous selected solutions in a vector, offering a good number of combinations to increase the flexibility and capacity to obtain better solutions [12], an advantage for locating DG [13], [14]. The CS has been applied to optimize power losses [15] and is also useful for improving energy efficiency and operation costs. The BA has also been applied to solve the problem of

locating and sizing DG, obtaining good results [16].

This article focuses on evaluating the performance of the CS, BA, and HS for finding the location and size of RDG in distribution networks. Therefore, a multi-objective function defined as minimizing the energy losses and renewable energy costs was proposed to compare the solutions found by the algorithms.

## 2. PROBLEM FORMULATION

### 2.1 Objective function

The optimization problem was defined as the minimization of energy losses for the different hours of a day and the total annual cost related to the renewable energies used in the distribution network, as shown in (1).

$$OF = \text{Min}(w_1 * E_{Losses-a} + w_2 * TC_a) \quad (1)$$

Where  $w_1$  and  $w_2$  are constants used to find a solution from the possible combination of the energy loss and cost minimization,  $E_{Losses-a}$  is the total annual energy losses of the distribution network, and  $TC_a$  is the total annual cost of renewable energy investment, maintenance, and operation.

### 2.2 Power losses

Power losses affect distribution networks due to the reduction of energy efficiency represented by the resistance and the reactance of lines and transformers. Power losses in a distribution network can be calculated as shown in (2) [17].

$$P_{Losses} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n A_{ij}(P_i P_j + Q_i Q_j) + B_{ij}(Q_i P_j + P_i Q_j) \quad (2)$$

Where  $P_i$  and  $Q_i$  are the real and reactive power injected to the bus  $i$ , respective-

ly.  $P_j$  and  $Q_j$  are the real and reactive power injected to the bus  $j$ , respectively. Parameters  $A_{ij}$  and  $B_{ij}$  are defined in (3) and (4).

$$A_{ij} = \frac{R_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j)}{V_i V_j} \quad (3)$$

$$B_{ij} = \frac{R_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)}{V_i V_j} \quad (4)$$

Where  $R_{ij}$  is the resistance of the branch between the nodes  $i$  and  $j$ .  $V_i$  and  $\delta_i$  are the voltage magnitude and the voltage angle of the node  $i$ , respectively.  $V_j$  and  $\delta_j$  are the voltage magnitude and the voltage angle of the node  $j$ , respectively.

### 2.3 Annual energy losses

The total annual energy losses are calculated as the product of the sum of power losses during the day and the number of days in a year, as shown in (5) [6].

$$E_{Losses-a} = \sum_{h=1}^{24h} (P_{Losses-h}) * 365 \quad (5)$$

Where  $E_{Losses-a}$  is the annual energy losses,  $P_{Losses-h}$  is the power loss each hour, and  $h$  is the hour.  $E_{Losses-a}$  is used in the objective function to improve the energy efficiency of the network using the RDG.

### 2.4 Total annual cost

The total annual cost is calculated as the sum of the individual costs as defined in (6) [18].

$$TC_a = \sum_{i=1}^n MC_i + OC_i + IC_i \quad (6)$$

Where  $TC_a$  is the total annual cost,  $MC$  is the annual maintenance cost,  $OC$  is the annual operating cost,  $IC$  is the annual investment cost, and  $n$  is the number of

renewable generators. The annual maintenance and operation cost of solar energy was assumed to be 21 \$/kW-year, and the total annual maintenance and operation cost of solar energy was assumed to be 28 \$/kW-year [19], [20]. The renewable energy investment cost  $IC$  was obtained using (7) [18].

$$IC = I * (1 + int)^{pe} \left[ \frac{int}{(1 + int)^{pe} - 1} \right] \quad (7)$$

Where  $I$  is the investment in solar photovoltaic panels or wind turbines to generate electricity,  $int$  is the interest rate, and  $pe$  is the planning study period, assumed to be 10 years.

### 2.5 Constraints

The objective function is subject to the real power balance, as shown in (8). This equation considers the main power source, the installed RDG, the total power load, and the total power losses.

$$P_{Stack} + \sum_{i=1}^n P_{RDGi} = \sum_{i=1}^n P_{Di} + P_{Losses} \quad (8)$$

Where  $P_{Stack}$  is the real power supplied by the slack bus,  $P_{RDGi}$  is the real power supplied by the RDG,  $P_{Di}$  is the real power demand of node  $i$ , and  $P_{Losses}$  is the total real power losses of the network.

Similar to the real power balance, the objective function is subject to the reactive power balance, as shown in (9). This equation considers the reactive power generation of the slack node, the reactive power of the installed RDG, the total power load, and the total power losses.

$$Q_{Stack} + \sum_{i=1}^n Q_{RDGi} = \sum_{i=1}^n Q_{Di} + Q_{Losses} \quad (9)$$

Where  $Q_{Stack}$  is the reactive power of the slack bus,  $Q_{RDGi}$  is the reactive power of the RDG located at bus  $i$ ,  $Q_{Di}$  is the reactive

power of the load located at bus  $i$ , and  $Q_{Losses}$  is the reactive power losses of the network.

The voltage magnitudes at each node must be maintained between the maximum and minimum limits for all the solutions selected with each algorithm, as expressed in (10).

$$|V_i|^{min} \leq |V_i| \leq |V_i|^{max} \quad (10)$$

Where  $|V_i|$  is the voltage magnitude of node  $i$ ,  $|V_i|^{min}$  is the minimum voltage magnitude of node  $i$ , and  $|V_i|^{max}$  is the maximum voltage magnitude of node  $i$ . The solutions found for all the RDGs must comply with the maximum and minimum real and reactive power, as shown in (11) and (12).

$$P_{RDGi}^{min} \leq P_{RDGi} \leq P_{RDGi}^{max} \quad (11)$$

$$Q_{RDGi}^{min} \leq Q_{RDGi} \leq Q_{RDGi}^{max} \quad (12)$$

Where  $P_{RDGi}$  is the real power of RDG,  $P_{RDGi}^{min}$  is the minimum real power of RDG supplied to the node  $i$ , and  $P_{RDGi}^{max}$  is the maximum real power of RDG supplied to the node  $i$ .  $Q_{RDGi}$  is the reactive power of RDG supplied to the node  $i$ ,  $Q_{RDGi}^{min}$  is the minimum reactive power of RDG supplied to the node  $i$ , and  $Q_{RDGi}^{max}$  is the maximum reactive power of RDG supplied to the node  $i$ .

Current constraints were also defined for the lines of the networks, considering the maximum current circulating through the branches, as shown in (13) and (14).

$$i_{ij} \leq i_{ij}^{max} \quad (13)$$

$$i_{ji} \leq i_{ji}^{max} \quad (14)$$

Where  $i_{ij}$  is the branch current circulating from node  $i$  to node  $j$ , and  $i_{ij}^{max}$  is the maximum branch current circulating from node  $i$  to node  $j$ .  $i_{ji}$  is the branch current circulating from node  $j$  to node  $i$ , and  $i_{ji}^{max}$  is the maximum branch current circulating from node  $j$  to node  $i$ .

## 2.6 Load data

The load was modeled according to a typical consumption curve of distribution systems, as shown in Fig. 1. This curve is presented in per-unit values in order to multiply this factor by each load of the distribution network and represent similar variation during the day.

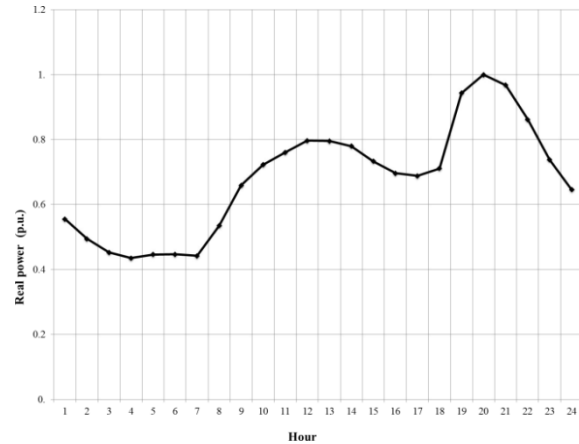


Fig. 1. Power load during a day. Source: Authors

This variation of load allowed the evaluation of the results of the location and size of RDG for the reduction of losses during a day. The loads were modeled as constant power for the different hours of the day.

## 2.7 Wind energy data

The wind generator transforms mechanical energy into electrical energy, considering the wind resources as input. In this research, the input variables of the wind generator were modeled using the wind speed resources shown in Fig. 2 [21].

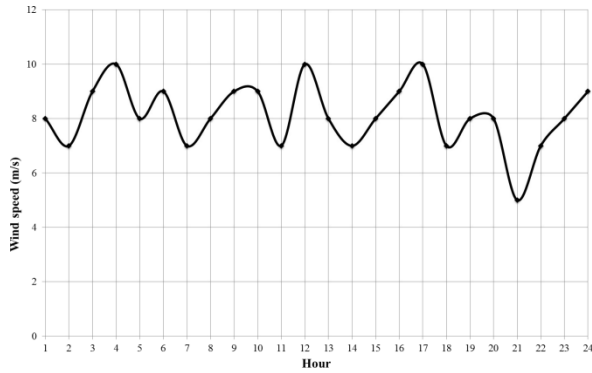


Fig. 2. Wind resources curve for a day. Source: Authors

A typical variation of real power generation supplied from wind turbines using the energy resources available was obtained using this curve of energy resources. The real and reactive power obtained from wind turbines were modeled as constant power for the power flow with the variation of production according to the available energy resources of the day.

### 2.8 Solar energy data

Fig. 3 shows the solar resources according to the number of hours in a day. These resources are used to obtain the real power from the PV panels. This solar radiation information has been obtained from local solar radiation measurements [22].

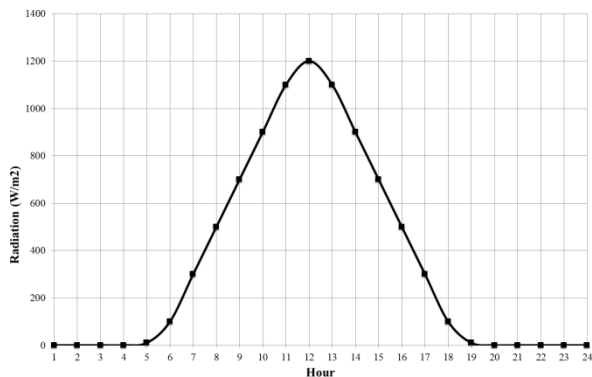


Fig. 3. Solar radiation curve for a day. Source: Authors

A typical variation of real power generation with the photovoltaic solar panels during the day can be represented using this solar radiation curve. The real power obtained from solar photovoltaic panels was modeled as constant power for the

power flow according to the production of a typical panel with the available energy resources.

## 3. ALGORITHMS

Metaheuristic algorithms have obtained excellent results in mathematics, engineering, and other areas [23]. Intensification and diversification are two important aspects in the design of metaheuristics. Diversification refers to the ability to search in different regions of the search space, while intensification refers to the ability to find good quality solutions. A good search algorithm must have a balance between these two goals [24]. Fig. 4 shows the codification proposed in this work, to find solutions for the location and size of RDG.

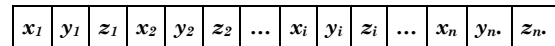


Fig. 4. Problem codification for location and size of RDG. Source: Authors

Where  $z_i$  is the number of the bus where the renewable generator is located,  $i = \{1, 2, \dots, n\}$ .  $n$  is the number of elements to locate,  $x_i$  is the number of photovoltaic panels, and  $y_i$  is the number of wind turbines.

### 3.1 Cuckoo search

This optimization algorithm is based on the main instinctive behavior of the cuckoo bird [25]. This is a kind of parasitic bird dedicated to laying her eggs in the nests of other birds. Their chicks are then adopted and raised by these other species, providing a way of hiding some anomalies. If the bird eggs are discovered, they will be eliminated. Cuckoo birds have adopted ways of imitating the eggs of other birds to sneak into their habitat, as it is important that they not be discovered [26]. The optimization algorithm uses the following steps [25]:



- 1) Generate the initial population of  $n$  host nests  $x_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ )
- 2) while ( $t < \text{stop criterion}$ )
  - a) Obtain a cuckoo randomly and get its location using Lévy flights
  - b) Evaluate the fitness  $F_i$  at the located point
  - c) A random nest is selected among  $n$  (say  $j$ ), and the evaluation of the fitness  $F_j$  is performed
  - d) If  $F_i > F_j$ 
    - i) Replace  $j$  by the new solution  $F_j$
  - e) End if
  - f) Abandon a fraction ( $p_a$ ) of worse nests
  - g) Keep the best solution
  - h) Rank the solutions and find the current best
- 3) end while

The code simulates the behavior of this species, where each egg represents a new solution. A nest could have several cuckoo eggs, representing a set of new solutions. The bulk of the work is performed by the Lévy flight, which determines the distance to a nest, according to (15).

$$X_{t+1} = X_t + sE_t \quad (15)$$

Where  $X_{t+1}$  is the new position,  $X_t$  is the actual position, and  $E_t$  is obtained from a normal distribution with zero mean and a standard deviation of 1 for random searches of  $n$  nests.

### 3.2 Bat-inspired algorithm

This algorithm is based on the behavior of bats and their special technique called echolocation [27]. These echoes are used by bats to identify and locate objects and to avoid obstacles when flying. They help bats identify their prey and find the right places to sleep. During echolocation, bats emit a series of high-frequency sounds, which makes the echo bounce off surrounding objects. This helps the bats determine the objects' size, form, and position so they can move accordingly [27]. The algorithm was

proposed in [28], and the steps are as follows:

- 1) Generate the initial population of bats
- 2) Generate the velocities of bats using (4)
- 3) Start with the frequency  $f_i$ , the pulse rate  $r_i$ , and the loudness  $A_i$
- 4) Find the fitness for each bat  $i$
- 5) Use the fitness vector to rank all the solutions as  $F_{best}$
- 6) While  $iter < iter_{max}$ 
  - a) Find new solutions of  $x_{new}$  using the frequency and the velocities
  - b) If  $rand > r_i$ 
    - i) Create a new solution close to the best
  - c) End if
  - d) Use random flights of bats to create new solutions
  - e) Find the new fitness  $F_{new}(x_{new})$
  - f) If ( $F_{new} < F_{best}$  and  $rand < A_i$ )
    - i) Update the solution
  - g) End if
  - h) Increase  $r_i$  and reduce  $A_i$
  - i) Rank the solutions and update the best fitness  $F_{best}$
- 7) End while

The frequency  $f_i$  can be calculated using (16), and the velocity is updated using (17) [27].

$$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min}) * b \quad (16)$$

$$v_i^k = v_i^{k-1} + (x_i^k - x_{best}) f_i \quad (17)$$

Where  $f_{max}$  is the maximum frequency,  $f_{min}$  is the minimum frequency, and  $b$  is a normally distributed random number to generate different frequencies.  $v_i^k$  is the velocity of the bat  $i$  at the iteration  $k$ ,  $v_i^{k-1}$  is the velocity of the bat  $i$  at the iteration  $k-1$ ,  $x_i^k$  is the position of the bat  $i$  at the iteration  $k$ , and  $x_{best}$  is the best position of the bats. A new position of the particle  $x_i^k$  is calculated with the new velocity  $v_i^k$  and the previous position  $x_i^{k-1}$ , as shown in (18).

$$x_i^k = x_i^{k-1} + v_i^k \quad (18)$$

### 3.3 Harmony search

Harmony search is based on a population that mimics the natural behavior of musicians when cooperating using their instruments to achieve a fantastic harmony by aesthetic standards. This algorithm explores the search space of a set of data contained in the parallel optimization environment, where every harmony vector is generated intelligently by the exploration and exploitation of a search space. This algorithm was first proposed by Zong Woo Geem in 2001 [29] and the steps used in this research paper are described as follows:

- 1) Define the parameters of the algorithm
- 2) Define the initial population of the vector  $HM$
- 3) Rank and select the best solutions and evaluate the fitness  $F_{best}$
- 4) While  $iter < iter_{max}$ :
  - a) Generate new solution  $x_{new}$
  - b) Calculate the new fitness
  - c) Update the vector  $HM$
  - d) Update the best harmony vector
  - e) Rank and select the best solution and the fitness  $F_{best}$
- 5) End while

The steps presented in this work were programmed and adjusted to solve the location of RDG in distribution networks.

### 4. RADIAL DISTRIBUTION NETWORK

The 33-node radial distribution network was used to test the algorithms for the energy losses and cost minimization [30]-[32]. The specifications of the distribution network are presented in Table 1.

The 33-node radial distribution network has 33 nodes with 1 feeder and 32 possible nodes to locate RDG. Fig. 5 shows the diagram of the 33-node radial distribution network [30], [31]. The load considered was 3715 kW and 2300 kVAr, and the power generated was considered to be 3926

kW and 2443 kVAr. The minimum and maximum voltage magnitudes for all nodes were defined as  $|V_i|^{min} = 0.9$  p.u. and  $|V_i|^{max} = 1.1$  p.u., respectively.

Table 1. Specifications of the Radial Distribution Network.

Source: Authors	
Elements	33-node test feeder
Nodes	33
Lines	32
Feeder node	1
Transformers	0
Loads	32

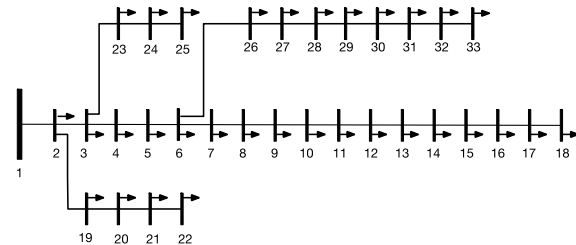


Fig. 5. 33-node radial distribution network. Source: Authors based on [30]

This radial distribution network was used to test the CS, BA, and HS when installing solar panels and wind generators. The results obtained by the algorithms were compared considering single renewable generators as well as combinations of generators.

### 5. SIMULATIONS

To determine the best location of RDG, the annual energy losses and the annual renewable energy costs were evaluated for each solution. Multiobjective algorithms were tested using 28 cases, changing renewable generators and the weights of the objective functions. Each case study considered the location and size of 5 generators with the possibility of locating solar photovoltaic panels and wind turbines for the distribution network. The parameters of the search were established as 200 particles and 500 iterations.

## 6. RESULTS AND DISCUSSION

Fig. 6 shows the results of the algorithms for the minimum fitness solution used in this research. This figure represents the behavior of the algorithms to reduce the fitness, given a weight defined as  $w_1 = 1$  and  $w_2 = 0.1$ .

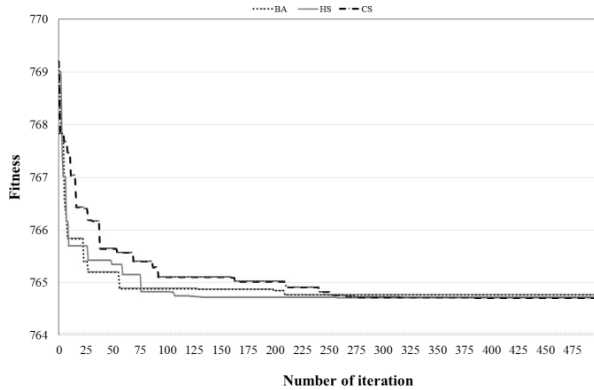


Fig. 6. Fitness reduction in the 33-node radial distribution network. Source: Authors

In Fig. 6, it is observed that algorithms begin reducing the objective functions with different speeds, but all finally find the best solution. Although CS is slower than the other algorithms, the best solution is found around 250 iterations. The BA quickly finds good solutions, but that algorithm sometimes becomes trapped in a local optimum. HS continually reduces the fitness, finding the best results after running more iterations. Fig. 7 shows the results of the multiobjective algorithms for location and size of solar photovoltaic panels.

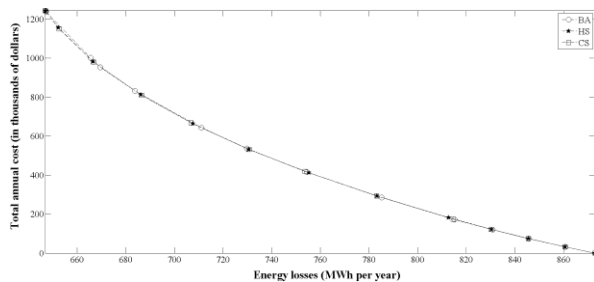


Fig. 7. Results of inclusion of solar generation for the 33-node radial distribution network. Source: Authors

This figure shows the evaluation of the different weights on the Pareto front. The simple Pareto front can be interpreted as the maximum values for the combination of energy loss reduction and the cost of renewable energies invested in the distribution network. As the investment in renewable energies increases, the energy losses in the distribution network are reduced. The algorithms arrive at similar results in the search for the best solutions, forming the line of a Pareto front.

The three algorithms find good results with points close to the other solutions, especially for weights that represent the lowest cost of renewable energies. When costs are high and power losses are low, the figure shows that the performance of the algorithms is not similar. The CS has the best performance for high costs, while the BA has the worst performance. However, the results obtained with the algorithms when the costs are low are very similar. Fig. 8 shows the results of the algorithms for location and size of wind turbines in the distribution network. This figure shows the different points evaluated to form a simple Pareto front.

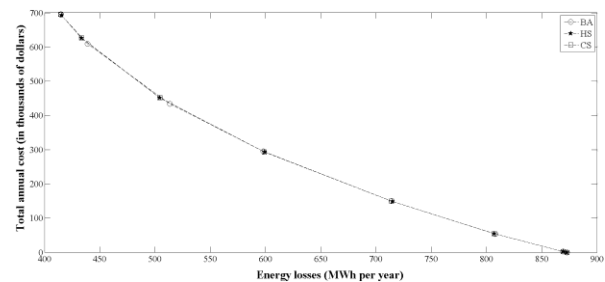


Fig. 8. Results of inclusion of wind generation for the 33-node distribution network. Source: Authors

Like the solutions with photovoltaic panels, the location of wind generators gives similar solutions with all algorithms. For cases with a low number of generators and investment, or cases of low reduction of energy losses, the three algorithms have similar behavior, finding similar results.

For cases with a large number of wind turbines, the solutions differ and are more notable for the solutions obtained with the BA. Table 2 shows the fitness found with the different algorithms after minimizing the annual energy losses and annual renewable energy costs, according to (1).

This table shows the results for different combinations of  $w_1$  and  $w_2$ , according to the renewable sources tested in the problem. Results show that the three algorithms perform well for the problem tested with the multiobjective function. Table 2 shows that despite the small differences between the solutions found with the algorithms, CS obtained the best results for 64% of the cases studied. As the results obtained with the different algorithms are similar, the three algorithms have good behavior to solve the problem.

## 7. CONCLUSIONS

This paper presented an evaluation of the performance of the BA, HS, and CS algorithms to locate renewable energies in distribution networks with multiobjective functions, defined as minimizing the annual energy losses and annual renewable energy costs. Different points in the Pareto front were evaluated to identify the performance of the algorithms in search of the best solutions. The three algorithms found points close to the Pareto front, confirming the good performance of all algorithms to solve the problem. The BA had more issues in the search for the best solutions for a large number of generators to locate than the other algorithms, and the HS and CS had better performance, although the best solutions were found with the CS.

Table 2. Minimum fitness found with metaheuristic algorithms. Source: Authors.

Scenario	Alg	Solar Photovoltaic Panels				Wind turbines			
		$w_1$	$w_2$	Fitness	Pos	$w_1$	$w_2$	Fitness	Pos
1	BA	1	0.01	659.50	2	1	0.10	484.41	2
	HS	1	0.01	659.43	3	1	0.10	484.57	3
	CS	1	0.01	659.32	1	1	0.10	484.21	1
2	BA	1	0.10	764.72	1	1	0.30	627.78	3
	HS	1	0.10	764.92	3	1	0.30	627.61	2
	CS	1	0.10	764.72	2	1	0.30	627.57	1
3	BA	1	0.16	813.95	3	1	0.50	730.69	3
	HS	1	0.16	813.87	1	1	0.50	730.20	2
	CS	1	0.16	813.89	2	1	0.50	730.19	1
4	BA	1	0.22	846.03	3	1	0.70	804.67	3
	HS	1	0.22	845.89	1	1	0.70	804.36	2
	CS	1	0.22	845.91	2	1	0.70	804.36	1
5	BA	1	0.28	863.57	3	1	0.90	848.97	3
	HS	1	0.28	863.55	1	1	0.90	848.59	1
	CS	1	0.28	863.56	2	1	0.90	848.61	2
6	BA	1	0.34	870.93	3	1	1.10	867.28	3
	HS	1	0.34	870.93	2	1	1.10	867.25	2
	CS	1	0.34	870.93	1	1	1.10	867.25	1
7	BA	1	0.40	872.90	1	1	1.30	872.89	1
	HS	1	0.40	872.90	1	1	1.30	872.89	1
	CS	1	0.40	872.90	1	1	1.30	872.89	1

## 8. REFERENCES

- [1] Y.-K. Wu, C.-Y. Lee, L.-C. Liu, and S.-H. Tsai, "Study of Reconfiguration for the Distribution System With Distributed Generators," *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 25, no. 3, pp. 1678-1685, 2010.
- [2] R. S. Rao, K. Ravindra, K. Satish, and S. V. L. Narasimham, "Power Loss Minimization in Distribution System Using Network Reconfiguration in the Presence of Distributed Generation," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 1, pp. 317-325, Feb. 2013.
- [3] L. Ramesh and S. P. Chowdhury, "Minimization of power Loss in distribution networks by different techniques," *Int. J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 2, pp. 521-527, 2009.
- [4] a. K. Singh and S. K. Parida, "Selection of load buses for DG placement based on loss reduction and voltage improvement sensitivity," *2011 Int. Conf. Power Eng. Energy Electr. Drives*, no. May, pp. 1-6, May 2011.
- [5] Y. M. Atwa, E. F. El-Saadany, M. M. A. Salama, and R. Seethapathy, "Optimal Renewable Resources Mix for Distribution System Energy Loss Minimization," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 25, no. 1, pp. 360-370, 2010.
- [6] D. Q. Hung, N. Mithulananthan, and R. C. Bansal, "Analytical strategies for renewable distributed generation integration considering energy loss minimization," *Appl. Energy*, vol. 105, pp. 75-85, May 2013.
- [7] D. Q. Hung, N. Mithulananthan, and R. C. Bansal, "Analytical Expressions for DG Allocation in Primary Distribution Networks," *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 25, no. 3, pp. 814-820, 2010.
- [8] D. D. Wu, M. Junjie, W. Yulong, and L. Yang, "Size and Location of Distributed Generation in Distribution System Based on Immune Algorithm," *Syst. Eng. Procedia*, vol. 4, pp. 124-132, 2012.
- [9] D. Zhang, Z. Fu, and L. Zhang, "Joint Optimization for Power Loss Reduction in Distribution Systems," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 23, no. 1, pp. 161-169, 2008.
- [10] S. Gopiya Naik, D. K. Khatod, and M. P. Sharma, "Optimal Allocation of Distributed Generation in Distribution System for Loss Reduction," in *International Proceedings of Computer Science & Information Tech*, 2012, pp. 42-46.
- [11] A. Silvestri, A. Berizzi, and S. Buonanno, "Distributed generation planning using genetic algorithms," in *PowerTech Budapest 99. Abstract Records. (Cat. No.99EX376)*, 1999, p. 257.
- [12] M. Mahdavi, M. Fesanghary, and E. Damangir, "An improved harmony search algorithm for solving optimization problems," *Appl. Math. Comput.*, vol. 188, pp. 1567-1579, 2007.
- [13] A. Parizad, A. H. Khazali, and M. Kalantar, "Sitting and sizing of distributed generation through Harmony Search Algorithm for improve voltage profile and reduction of THD and losses," in *CCECE 2010*, 2010, pp. 1-7.
- [14] K. S. Rao and M. N. Rao, "Multiple distributed generator allocation by Harmony search algorithm for loss reduction," in *2012 International Conference on Emerging Trends in Electrical Engineering and Energy Management (ICETEEEM)*, 2012, pp. 59-64.
- [15] W. Buaklee and K. Hongesombut, "Optimal DG allocation in a smart distribution grid using cuckoo search algorithm," *Trans. Electr. Eng. Electron. Commun.*, vol. 11, pp. 16-22, 2013.
- [16] J. E. Candelo and H. E. Hernández, "Location and Size of Distributed Generation to Reduce Power Losses using a Bat-inspired Algorithm," in *VII Simposio Internacional sobre Calidad de la Energía Eléctrica*, 2013.
- [17] H. Manafi, N. Ghadimi, M. Ojaroudi, and P. Farhadi, "Optimal Placement of Distributed Generations in Radial Distribution Systems Using Various PSO and DE Algorithms," *Elektron. ir Elektrotehnika*, vol. 19, no. 10, pp. 53-57, 2013.
- [18] M. Moeini-Aghtaie, P. Dehghanian, and S. H. Hosseini, "Optimal Distributed Generation placement in a restructured environment via a multi-objective optimization approach," in *2011 16th Conference on Electrical Power Distribution Networks (EPDC)*, 2011, pp. 1-6.
- [19] R. Tidball, J. Bluestein, N. Rodríguez, and S. Knoke, "Cost and performance assumptions for modeling electricity generation technologies," 2010.
- [20] E. Lantz, M. Hand, and R. Wiser, "The Past and Future Cost of Wind Energy," in *2012 World Renewable Energy Forum*, 2012, pp. 1-10.
- [21] UPME and IDEAM, "Atlas de Viento y Eneía Eólica de Colombia," Bogotá, 2010.
- [22] UPME and IDEAM, "Atlas de Radiación Solar de Colombia," Bogotá, 2003.
- [23] X.-S. Yang, *Nature-inspired Metaheuristic Algorithms*. Luniver Press, 2010, p. 148.
- [24] M. Lozano and C. García-Martínez, "Hybrid metaheuristics with evolutionary algorithms specializing in intensification and diversification: Overview and progress report," *Comput. Oper. Res.*, vol. 37, no. 3, pp. 481-497, 2010.
- [25] X.-S. Yang and S. Deb, "Engineering Optimisation by Cuckoo Search," *Int. J. Math. Model. Numer. Optim.*, vol. 1, no. 4, pp. 330-343, May 2010.
- [26] R. B. Payne and M. D. Sorensen, *The Cuckoos*. OUP Oxford, 2005, p. 644.

- [27] J. D. Altringham, *Bats: Biology and Behaviour*. Oxford University Press, 1997, p. 262.
- [28] X. S. Yang, "A new metaheuristic Bat-inspired Algorithm," in *Studies in Computational Intelligence*, 2010, vol. 284, pp. 65-74.
- [29] Zong Woo Geem, Joong Hoon Kim, and G. V Loganathan, "A New Heuristic Optimization Algorithm: Harmony Search," *Simulation*, vol. 76, pp. 60-68, 2001.
- [30] S. A. Taher and S. A. Afsari, "Optimal location and sizing of UPQC in distribution networks using differential evolution algorithm," *Math. Probl. Eng.*, vol. 2012, 2012.
- [31] M. E. Baran and F. F. Wu, "Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing," *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 4, no. 2, pp. 1401-1407, 1989.
- [32] P. Phonrattanasak and N. Leeprechanon, "Optimal Location of Fast Charging Station on Residential Distribution Grid," *Int. J. Innov. Manag. Technol.*, vol. 3, no. 6, pp. 675-681, 2012.

## **Location and size of renewable energy sources and capacitors in radial distribution systems with commercial losses**

### *Localización y dimensionamiento de energías renovables y capacitores en sistemas de distribución radiales con pérdidas comerciales*

John Edwin Candelo Becerra<sup>1</sup>    Helman Enrique Hernández Riaño<sup>2\*</sup>  
Alcides Ricardo Santander Mercado<sup>3</sup>

Recibido 7 de julio de 2015, aceptado 11 de marzo de 2016  
*Received: July 7, 2015    Accepted: March 11, 2016*

#### **ABSTRACT**

Distributed generation (DG) in radial distribution systems helps improving energy efficiency by reducing technical losses, which enhances power quality, improves reliability, decreases network congestion, and provides other benefits. Although DG must be useful in distribution systems with commercial losses, better relationships and solutions are necessary, especially those that include renewable sources. In this research, we used photovoltaic panels, wind turbines, and capacitors to evaluate the effects of compensating real and reactive power in distribution systems with a high percentage of commercial losses. As the search for the best place to compensate the network necessitates considering a combination of real power, reactive power, and nodes, we considered finding solutions using three metaheuristic algorithms: a genetic algorithm (GA), a particle swarm optimization (PSO), and a bat-inspired algorithm (BA). The main results showed that locating and sizing renewable-energy sources and capacitors, according to commercial losses, help reducing technical losses and power generation costs. Wind turbines reduced technical losses further because they had both the lowest investment costs and a large amount of available resources compared with the results obtained with photovoltaic panels, which showed only some technical loss reduction and a small increase in costs. The hybrid system also showed a good reduction, especially when fewer photovoltaic panels were used.

Keywords: Capacitors, commercial losses, distributed generation, photovoltaic panels, technical losses, wind turbine.

#### **RESUMEN**

*El uso de la Generación Distribuida (GD) en sistemas de distribución radial ayuda a mejorar la eficiencia energética mediante la reducción de pérdidas técnicas, lo que mejora la calidad de la energía eléctrica, mejora la confiabilidad, reduce la congestión de la red y proporciona otros beneficios. Aunque la GD puede ser usada en sistemas de distribución con pérdidas comerciales, se necesitan mejores relaciones y soluciones, especialmente aquellas que incluyan recursos renovables. En esta investigación, hemos usado paneles solares, turbinas eólicas y capacitores para evaluar los efectos de la compensación de potencia*

---

<sup>1</sup> Departamento de Ingeniería Eléctrica y Automática. Facultad de Minas. Universidad Nacional de Colombia. Calle 59 A N° 63-20. Medellín, Colombia. E-mail: jecandelob@unal.edu.co

<sup>2</sup> Departamento de Ingeniería Industrial. Universidad de Córdoba. Carrera 6 N° 76-103. Montería, Colombia. E-mail: hhernandez@correo.unicordoba.edu.co

<sup>3</sup> Departamento de Ingeniería Industrial. Universidad del Norte. Km 5 Vía Puerto Colombia. Barranquilla, Colombia. E-mail: asantand@uninorte.edu.co

\* Corresponding Author

*activa y reactiva en sistemas de distribución con altos porcentajes de pérdidas comerciales. Debido a que la búsqueda de las mejores ubicaciones para compensar la red necesita considerar combinaciones de potencia activa, potencia reactiva y nodos de ubicación, consideramos tres algoritmos metaheurísticos: algoritmo genético (GA), enjambre de partículas (PSO) y algoritmo basado en murciélagos (BA). Los resultados principales muestran que la localización y dimensionamiento de los recursos de energía renovables y capacitores, considerando pérdidas comerciales, ayudan a reducir las pérdidas técnicas y los costos de generación. Las turbinas eólicas redujeron las pérdidas técnicas porque tenían bajos costos de inversión y una gran cantidad de recursos disponibles en comparación con los resultados obtenidos con los paneles solares, los que mostraron solo alguna reducción de pérdidas técnicas y un pequeño aumento en los costos. El sistema híbrido también mostró una buena reducción de las pérdidas, especialmente cuando se utilizaron menos paneles solares.*

*Palabras clave: Capacitores, pérdidas comerciales, generación distribuida, paneles solares, pérdidas técnicas, turbinas eólicas.*

## INTRODUCTION

Total power losses of distribution systems break down into technical losses and commercial losses. Technical losses are losses produced by network parameters that increase costs, increase network congestion, reduce power transfer, and create voltage stability problems. Commercial losses result from energy theft, errors in metering, billing, and data, and differences in energy balances [1–3]; their greater impacts include interference in network expansion and negative environmental effects.

In Latin American countries, some distribution systems suffer a large percentage of power losses, becoming inefficient and causing major problems for distribution system operators (DSO) because of the high costs of maintenance. Consequently, electricity companies, government entities, and researchers are continually interested in finding new methods to improve network efficiency.

On the one hand, feeder restructuring [4], DG [4-8], capacitor placement [4, 9], and network reconfiguration [10-11] can reduce technical losses. From these listed solutions, one remarkable technique is to install renewable energy sources close to loads. In [12], authors use this method for improving reliability and power losses; in [13] and [14] authors use it to reduce power losses in rural areas. On the other hand, disconnecting illegal users, reviewing billing and data, calibrating meters and other activities to normalize services usually reduce commercial losses [2-3, 15-17]. To mitigate this problem, some applications focus on detecting and

identifying abnormalities via computing applications [3, 18-19], and smart metering [8].

Although these actions help to identify and reduce power losses, researchers must develop new methods to guarantee power grid sustainability. DSO and governments spend large amounts of money to normalize power grids and prevent user fraud [1]. However, the network deteriorates again after a few years because of both fraud and the expenditure of resources for maintenance, which decreases the opportunity for better investment in the network. Therefore, as continuous user fraud degrades the electrical installations and causes critical damage to other equipment, we propose locating generators and capacitors according to commercial losses to improve energy efficiency. In this proposal, we assume that electricity regulation allows DSOs to participate in organizing user generation to maintain network optimization; similarly, DSOs can install new DGs to enhance the network and reduce the effects of commercial losses.

This article evaluates the application of renewable sources and capacitors in networks with commercial losses to reduce technical losses and power generation costs. For this purpose, we propose to install photovoltaic panels and wind turbines, which use energy resources that are normally available in cities. We define the objective function as the minimization of technical losses and power generation costs and use electrical constraints as the power balance, power generation limits, voltage limits, and current limits. As commercial losses are associated with each load node, we include them in



the algorithms as constraints to limit the number of renewable energy sources and capacitors. Besides, the problem considers finding the real and reactive power of generators and capacitors, likewise, the installation nodes. In addition, we use metaheuristic algorithms such as GA, PSO, and BA to solve the problem and determine the best results.

### LOAD AND POWER LOSSES

#### Technical losses

Technical losses negatively affect distribution systems because they reduce the network’s energy efficiency. We calculated this type of loss in a distribution system as (1) shows [20]:

$$P_{Losses} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n A_{ij}(P_i P_j + Q_i Q_j) + B_{ij}(Q_i P_j + P_i Q_j) \quad (1)$$

where  $P_i$  and  $Q_i$  are the real and reactive power injected into the node  $i$ .  $P_j$  and  $Q_j$  are the real and reactive power injected to the node  $j$ . (2) and (3) define parameters  $A_{ij}$  and  $B_{ij}$ .

$$A_{ij} = \frac{R_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j)}{V_i V_j} \quad (2)$$

$$B_{ij} = \frac{R_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)}{V_i V_j} \quad (3)$$

$R_{ij}$  is the resistance of the branch between the nodes  $i$  and  $j$ .  $V_i$  and  $\delta_i$  are the voltage magnitude and the voltage angle of the node  $i$ .  $V_j$  and  $\delta_j$  are the voltage magnitude and the voltage angle of the node  $j$ .

Technical losses increase as the power network becomes more congested because of the increase in branch current. Hence, commercial losses are an important issue, because they significantly increase branch currents. In this work, we contributed to the problem’s solution by considering the location of renewable sources and capacitors near the commercial losses to reduce technical losses and improve energy efficiency.

#### Commercial losses

One way of calculating commercial losses is to consider the difference between the power supplied

and the power consumed. Indeed, the consumption must include the power of loads and other technical losses associated with the network of the load node  $i$ . Hence, we calculated real and reactive powers related to the commercial losses in node  $i$  as in (4) and (5).

$$P_{NtLossi} = P_{Gi} - (P_{Lossi} + P_{Li}) \quad (4)$$

$$Q_{NtLossi} = Q_{Gi} - (Q_{Lossi} + Q_{Li}) \quad (5)$$

$P_{NtLossi}$  and  $Q_{NtLossi}$  are the real and reactive power related to the commercial losses.  $P_{Gi}$  and  $Q_{Gi}$  are the total real and reactive power supplied to node  $i$ .  $P_{Lossi}$  and  $Q_{Lossi}$  are the real and reactive power related to technical losses at node  $i$ . Finally,  $P_{Li}$  and  $Q_{Li}$  are the total real and reactive power consumption billed to the users connected to node  $i$ .

This calculation of commercial losses for each node of the distribution system is useful to identify the power compensation needs and benefits related to technical losses and power generation costs. In this research, we considered the commercial losses as the constraints to select the maximum number of generators and capacitors.

#### Energy Consumption

We determined the total power consumed in the distribution system by the sum of the power of loads, commercial losses, and technical losses, as shown in (6):

$$P_T = \sum_{i=1}^{n_{PQ}} P_{Li} + \sum_{i=1}^{n_{PQ}} P_{NtLossi} + \sum_{k=1}^{n_b} P_{Lossk} \quad (6)$$

where  $i$  is the node number and  $k$  is the branch number.  $n_{PQ}$  is the number of PQ nodes, and  $n_b$  is the number of branches.  $P_{Li}$  is the power consumed by users, and  $P_{NtLossi}$  represents the commercial losses at each load. Finally,  $P_{Lossk}$  represents the technical loss at each branch  $k$ .

The total energy consumed in the power system is equal to the real power losses multiplied by the time of consumption. This total energy corresponds to the consumption of a day (24 hours) as expressed in (7):

$$E_T = \sum_{h=1}^{24} P_{Th} * \Delta T_h \quad (7)$$

where  $E_T$  is the total energy consumed during a day,  $h$  is the hour,  $P_{Th}$  is the power produced per hour, and  $\Delta T_h$  is the time divided by hour.

### Load and Commercial Losses

Daily load data is useful to represent variation in power consumption at nodes for simulations. We considered the maximum power consumption of a load and represented variations during the day. The power varies with the multiplication of the maximum power of node  $i$  and the differential power representing the changes during the day, as expressed in (8):

$$P_{Li-h} = P_{Li} * \Delta P_{Li-h} \quad (8)$$

where  $P_{Li-h}$  is the real power in the time  $h$  of load node  $i$ ,  $P_{Li}$  is the constant real power of load node  $i$ , and  $\Delta P_{Li-h}$  is the per unit value at time  $h$ .

Commercial losses ( $P_{NTLossi-h}$ ) are equal to the multiplication of the power of load ( $P_{Li-h}$ ) and the percentage of commercial losses at each node ( $\%P_{NTLossi}$ ), as expressed in (9):

$$P_{NTLossi-h} = P_{Li-h} * \%P_{NTLossi} \quad (9)$$

Figure 1 shows a typical load demand curve of residential users to represent the consumption of all nodes in the network during a day. Power values are expressed per unit; we created this curve considering data of studies about typical residential electricity consumption in Colombia [21]. In addition, Figure 1 shows the commercial loss estimation during the day, assuming that it is 16% of the power

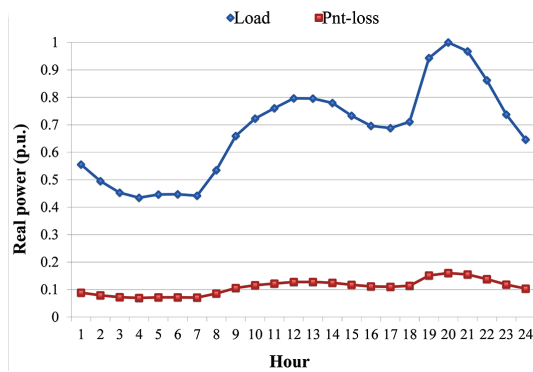


Figure 1. Real power demand and commercial losses. Source: The Authors.

consumed in the load node, based on the historical data of power losses of some distribution systems in Colombia [22]. As load is expressed per unit, application to the power system has been performed by multiplying each hour by the nominal value of each load in the network.

### Renewable Energies Data

To conduct this research, we obtained the energy resources from a historical database with data measured in the municipality of Riohacha, located to the north of Colombia [23].

Figure 2 shows the daily wind speed and solar radiation curves used for the simulations. We used a photovoltaic panel of 350 W, producing an equivalent of eight hours a day in the zone, according to the data represented in this figure. Moreover, we selected a small wind turbine with 1100 W and maintained the power factor of 0.98. In addition, we calculated the power produced by renewable generators using the resources represented in Figure 2.

The total energy that photovoltaic panels or wind turbines produce during a day is equal to the multiplication of the power produced according to the resources defined in Figure 2 and the hour period of the day, as shown in (10):

$$E_G = \sum_{h=1}^{24} P_{Gh} * \Delta T_h \quad (10)$$

where  $E_G$  is the total energy produced by renewable generators during a day,  $P_{Gh}$  is the power produced per hour, and  $\Delta T_h$  is the time divided by hour.

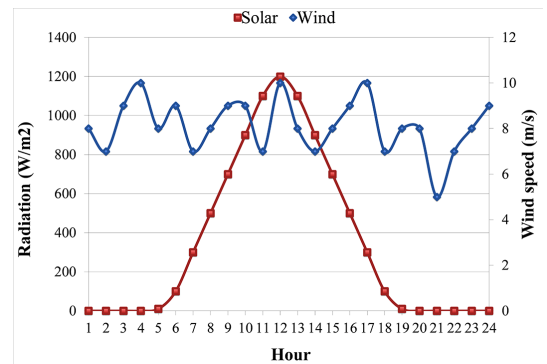


Figure 2. Daily solar and wind resources. Source: The Authors.

### Number of Renewable Sources

The compensation model involved determining the maximum number of photovoltaic panels and wind turbines at each node  $i$ , as shown in (11) and (12). These equations calculated the expected values that represented the maximum real power to compensate commercial losses at the same node in all hours (maximum real power of commercial losses at peak demand) and the maximum power capacity of the available renewable generators. In this study, batteries were not considered to store energy to reduce investment costs:

$$N_{pi} = \frac{Max(P_{NiLossi})}{Max(P_{Panel})} * w_p \quad (11)$$

$$N_{wi} = \frac{Max(P_{NiLossi})}{Max(P_{Turbine})} * w_w \quad (12)$$

where  $N_{pi}$  and  $N_{wi}$  are the number of panels and wind turbines to be installed at node  $i$ .  $P_{NiLossi}$  is the real power related to commercial losses to compensate at node  $i$ .  $P_{Panel}$  and  $P_{Turbine}$  are the real power produced by photovoltaic panels and wind turbines.  $w_p$  and  $w_w$  are constants that define the compensation from each renewable source. In this research, the test was conducted considering photovoltaic panels as  $w_p=1$  and  $w_w=0$ , wind turbines as  $w_p=0$  and  $w_w=1$ , and hybrid generators with changes in  $w_p$  and  $w_w$  between 0 and 1.

### Number of Capacitors

We determined the maximum numbers of capacitors needed to compensate the reactive power related to the commercial losses at each node  $i$  using (13). In other words, we calculated this value using the maximum reactive power related to commercial losses at the same node in all hours (maximum reactive power of commercial losses at peak demand) and the maximum power capacity of the available capacitors:

$$N_{ci} = \frac{Max(Q_{NiLossi})}{Max(Q_{Capacitor})} \quad (13)$$

where  $N_{ci}$  represents the number of capacitors installed at node  $i$ .  $Q_{NiLossi}$  is the reactive power related to commercial losses used to compensate node  $i$ . In addition,  $Q_{Capacitor}$  is the reactive power of capacitors.

Capacitors supply reactive power during the day; we calculate the energy as expressed in (14):

$$E_{CT} = \sum_{h=1}^{24} Q_{Ch} * \Delta T_h \quad (14)$$

where  $E_{CT}$  is the total energy supplied by capacitors during a day,  $h$  is the hour,  $Q_{Ch}$  is the reactive power supplied per hour, and  $\Delta T_h$  is the time divided by hour.

### Power Generation Costs

We defined the total generation cost,  $C_T$ , as the sum of the cost of generating power with conventional sources  $C_G$  and the cost of generating power with renewable sources  $C_{Ren}$ , as (15) shows:

$$C_T = C_G + C_{Ren} \quad (15)$$

The first term of (15),  $C_G$ , represents the cost of generating power with conventional sources. Its value is the sum of the power produced by thermal and hydro sources [24], as (16) shows:

$$C_G = \sum_{i=1}^n (a_{Ti} P_{Ti}^2 + b_{Ti} P_{Ti} + c_{Ti}) + \sum_{i=1}^n (b_{Hi} P_{Hi} + c_{Hi}) \quad (16)$$

where  $i$  is the node number and  $n$  is the number of nodes. Other terms such as  $a_{Ti}$ ,  $b_{Ti}$ , and  $c_{Ti}$  are constants of the thermal generation cost. Moreover,  $b_{Hi}$  and  $c_{Hi}$  are constants of the hydro generation costs. Finally, the terms  $P_{Ti}$  and  $P_{Hi}$  are the power supplied by thermal and hydro generators. We simulated the cost of generating with these conventional sources according to the typical values found in the Colombian electricity market in 2015.

The second term of (15),  $C_{Ren}$ , represents the cost of generating power with renewable energy sources. The value is the sum of the power generation costs introduced by photovoltaic panels and wind turbines, as expressed in (17):

$$C_{Ren} = \sum_{i=1}^n (c_{Si} P_{Solari}) + \sum_{i=1}^n (c_{Wi} P_{Windi}) \quad (17)$$

where  $i$  is the node number and  $n$  is the number of nodes.  $c_{Si}$  and  $c_{Wi}$  are constants of the solar and

wind power generation costs.  $P_{Solari}$  and  $P_{Windi}$  are the power supplied by photovoltaic panels and wind turbines. We simulated the cost of generating with these renewable energy sources according to the typical values found in the Colombian electricity market in 2015, which can represent high costs according to the technologies used.

Consequently, we calculated the daily costs of generating power with both conventional and renewable DG by multiplying the total cost per hour and the periods during the 24 hours of a day [8], as expressed in (18):

$$C_E = \sum_{h=1}^{24} C_{Th} * \Delta T_h \quad (18)$$

where  $C_E$  is the total cost of producing electricity during a day,  $h$  is the hour,  $C_{Th}$  is the power generation cost, and  $\Delta T_h$  is the time divided by hour. This final energy cost allows us to evaluate the best location for and size of renewable energy sources.

### OPTIMIZATION MODEL

This problem considers the minimization of technical losses and power generation cost, as (19) shows:

$$Min \left( w_1 \sum_{i=1}^{n_g} C_{Ti} + w_2 \sum_{k=1}^{n_b} P_{Lossk} \right) \quad (19)$$

( $P_{Renib}$ ,  $Q_{Renib}$ ,  $Q_{Capi}$ )

This problem is subject to the following constraints:

$$\sum_{i=1}^n P_{Gi} - \sum_{i=1}^n P_{Li} - P_{Loss} = 0 \quad \text{Real power balance}$$

$$\sum_{i=1}^n Q_{Gi} - \sum_{i=1}^n Q_{Li} - Q_{Loss} = 0 \quad \text{Reactive power balance}$$

$$P_{Gi}^{Min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{Max} \quad \text{Real power limits}$$

$$Q_{Gi}^{Min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^{Max} \quad \text{Reactive power limits}$$

$$N_{Pi} \leq N_{Pi}^{Max} \quad \text{Number of photovoltaic panels}$$

$$N_{Wi} \leq N_{Wi}^{Max} \quad \text{Number of wind turbines}$$

$$P_{Renib} \leq P_{NtLossi} \quad \text{Commercial losses}$$

$$Q_{Cib} \leq Q_{NtLossi} \quad \text{Commercial losses}$$

$$i_{ij} \leq i_{ij}^{Max} \quad \text{Line current from } i \text{ to } j$$

$$i_{ji} \leq i_{ji}^{Max} \quad \text{Line current from } j \text{ to } i$$

$$V_i^{Min} \leq V_i \leq V_i^{Max} \quad \text{Voltage level at node } i$$

where  $P_{Lossk}$  represents the technical losses at branch  $k$ .  $C_{Ti}$  is the total power generation cost (including renewable energy sources). The term  $n_g$  is the number of generators, and the term  $n_b$  is the number of branches. Additionally,  $w_1$  and  $w_2$  are the weighting factors that multiply technical losses and power generation costs. In this research,  $w_1$  and  $w_2$  were intended to normalize the values of both functions defined in (19) to equilibrate the algorithms' search process. Doing so ensured that all functions were homogeneous; otherwise, any of them would have been at a disadvantage. We calculated the values of  $w_1$  and  $w_2$  by performing multiple simulations to obtain the values that best fit for the assessed problems.

$P_{Gi}$  and  $Q_{Gi}$  are the real and reactive power generation.  $P_L$  and  $Q_L$  are the total real and reactive power of loads.  $P_{Loss}$  and  $Q_{Loss}$  are the total real and reactive power related to technical losses.  $V_i$  is the voltage at node  $i$ ,  $i_{ij}$  is the current from nodes  $i$  to  $j$ ,  $i_{ji}$  is the current from nodes  $j$  to  $i$ , and  $P_{Gi}^{Min}$  and  $P_{Gi}^{Max}$  are the minimum and maximum real power generation, respectively.  $Q_{Gi}^{Min}$  and  $Q_{Gi}^{Max}$  are the minimum and maximum reactive power generation.  $i_{ij}^{Max}$  and  $i_{ji}^{Max}$  are the maximum line currents from nodes  $i$  to  $j$  and  $j$  to  $i$ .  $V_i^{Min}$  and  $V_i^{Max}$  are the minimum and maximum voltage at node  $i$ .  $N_{pi}$  and  $N_{Wi}$  are the number of photovoltaic panels and the number of wind turbines located at node  $i$ .  $N_{pi}^{Max}$  and  $N_{Wi}^{Max}$  are the maximum number of photovoltaic panels and wind turbines to locate at node  $i$ .  $P_{Renib}$  and  $Q_{Cib}$  are the real power supplied by renewable energy sources and the reactive power supplied by capacitors.  $P_{NtLossi}$  and  $Q_{NtLossi}$  are the real and reactive power related to commercial losses at each node  $i$ .

### OPTIMIZATION ALGORITHMS

#### Problem codification

Each individual or particle inside the metaheuristic algorithm corresponds to a solution of the problem. Hence, we used the codification shown in Figure 3 to represent the changing values and find the final solution that represents the real power and location node of generators and capacitors.

In Figure 3, the terms  $x$ ,  $y$ , and  $z$  represent the power supplied by photovoltaic panels, the power supplied by wind turbines, and the node number of a generator located in the distribution system, respectively.

Moreover,  $v$  and  $w$  represent the power of capacitors and the node number of a capacitor located in the distribution system, respectively. Finally, the term  $i$  represents the generator or capacitor number, and the term  $n$  represents the number of generators or capacitors.

For instance, Figure 3a shows that the length of section I is three times the number of renewable generators to be located because the values of real power, reactive power, and node number must be allocated. In addition, Figure 3b shows that the length of section II is twice the number of capacitors to be located because the values of reactive power and the node number must be allocated.

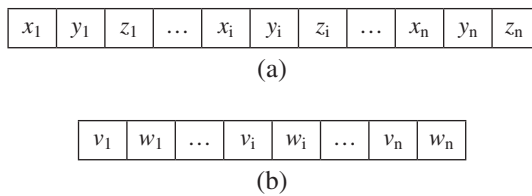


Figure 3. Problem codification: (a) section I: location and size of renewable sources; (b) section II: location and size of capacitors. Source: The Authors.

### Genetic Algorithm

The evolution of living organisms inspired this metaheuristic, as presented in [25]. GA relies on the competition of bodies for resources and their capacity to adapt and survive. One of the algorithm's main characteristics is elitism: the best individuals of each generation are inserted into the next generation; these individuals are best able to adapt or adjust to environmental conditions. Additionally, the algorithm uses a crossing method based on a random point or single-point crossover, where individuals are recombined using the sections to the right and left of a random cutting point. Moreover, a mutation is considered as a random selection of an allele from an individual, which is modified.

This algorithm considers the following steps [26]:

1. Randomly initialize current population.
2. While the number of generations is lower than the limit  $nr$ , do:
  - a. Create an empty temporal population.
  - b. While the temporal population is not full
    - i. Select parents.
    - ii. Cross parents with probability  $P_c$ .

- iii. If a crossover point is presented
  1. Mutate descendants with probability  $P_m$ .
  2. Add descendants to the temporal population.
- iv. Else if.
  1. Add parents to the temporal population.
- v. End if.
- c. End while.
- d. Update the generation counter.
- e. Determine the elite individuals in the current population.
- f. Establish as new current population the temporal population.
- g. Insert elite individuals to the new current population.
3. End while.

The literature shows some applications of this metaheuristic to power system planning, such as the integration of renewable resources in smart grids [27], the location and size of DG [28–33], and renewable DG [34, 35]. In this research, we used the algorithm to find the location and size of photovoltaic panels, wind turbines, and capacitors. After all simulations have been completed with this algorithm, we compare them with the solutions of the next two algorithms.

### Particle Swarm Optimization

This metaheuristic is based on populations and the social behavior of flocks of birds in flight [36], and it uses iterative and stochastic methods. A particle,  $x_p$ , is a potential solution to the problem studied, and movement is achieved to improve the best solution.

This algorithm considers the following steps [26]:

1. Randomly initialize the population.
2. Initialize the velocity of particles.
3. Evaluate the fitness and select the best location.
4. While the number of generations is lower than the limit  $nr$ , do:
  - a. Update the velocity of all particles using (20).
  - b. Update the new position of particles using (21).
  - c. Find the new best solutions.
5. End while.

In (20), the velocity changes using the best local position of particles  $pBest_i^k$  and the previous position of each particle  $x_{ki}$ . In this equation, the term  $w$  is the factor of inertia of the particle,  $k$  is the number of iterations,  $\phi_1$  and  $\phi_2$  are weights that control



the cognitive and social components, and  $rand_1$  and  $rand_2$  are random numbers between 0 and 1. Finally, the term  $g_i$  represents the particle with the best fitness [26].

$$\begin{aligned} v_i^{k+1} &= w * v_i^k \\ &+ \varphi_1 * rand_1 * (pBest_i - x_i^k) \\ &+ \varphi_2 * rand_2 * (g_i - x_i^k) \end{aligned} \quad (20)$$

The algorithm also updates the velocity with the differences between the best particle located in the solution and the previous position of each particle. The algorithm uses a random number to generate various velocities for particles moving toward the global optimum. In this work, we defined  $\varphi_1$  and  $\varphi_2$  as 0.3 and 0.5, respectively.

The algorithm calculates the new position of each particle  $i$ ,  $x_i^{k+1}$ , using the current position of each particle,  $x_i^k$ , and the new velocity of each particle,  $v_i^{k+1}$ , as shown in (21).

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (21)$$

This metaheuristic approach shows important applications in DG planning, such as those carried out by [37–41]. As we did with GA, we used PSO to find the location and size of photovoltaic panels, wind turbines, and capacitors. After all simulations were completed, we compared the three algorithms presented in this research to identify the best solutions for the problem.

### Bat-inspired Algorithm

This algorithm is based on the behavior of bats as they search for prey [42]. This last algorithm implemented performs a search of the best solutions, starting with an initial population of bats and moving with a calculated frequency and velocity through iterations.

This algorithm considers the following steps [42]:

1. Randomly initialize the population of bats.
2. Initialize the velocity.
3. Define the frequency of bats using (19).
4. Define the pulse rates  $r_i$  and the loudness  $A_i$ .
5. Evaluate the fitness and select the best location of bats.
6. While the number of generations is lower than the limit nr, do:

- d. Generate new bats with the velocity by adjusting frequency, as in (20).
- e. If a random number is greater than the pulse rate  $r_i$ , generate new solutions around the best.
- f. Generate new bats by flying randomly.
- g. Evaluate the fitness for each position of the bats.
- h. If a new solution is smaller than the current solution, and a random number is greater than the loudness  $A_i$ , save the new solution.
- i. If a new solution is smaller than the best solution, save the new best solution.

7. End while.

We defined the frequency between the maximum,  $f_{max}$ , and minimum value,  $f_{min}$ , and multiplied it by a random number  $\beta$  with uniform distribution, as shown in (22).

$$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min})\beta \quad (22)$$

The BA updates the new velocity of each bat  $v_i^{k+1}$  using the previous velocity  $v_i^k$ , the current position of each bat  $x_i^k$ , the best position of bats  $x_{best}$ , and the frequency  $f_i$ , as shown in (23).

$$v_i^{k+1} = v_i^k + (x_i^k - x_{best})f_i \quad (23)$$

The BA calculates the new position of each bat  $i$ ,  $x_i^{k+1}$ , using the current position of each bat,  $x_i^k$ , and the new velocity of each bat,  $v_i^{k+1}$ , as shown in (21).

This metaheuristic has been used for important applications in DG planning [43-45]. Like the procedure applied to other algorithms, we used this last algorithm to find location and size of photovoltaic panels, wind turbines, and capacitors. After all simulations have been completed, we compared the results with the solutions found with other algorithms.

## TEST SYSTEMS AND SIMULATIONS

### Distribution Test Systems

In Latin American countries, it is common to use radial distribution systems, some of which have large commercial losses. For that reason, we considered two test systems: 33-node and 69-node radial distribution systems.

Figure 4 shows the diagram of the 33-node radial distribution system, which considers a total load

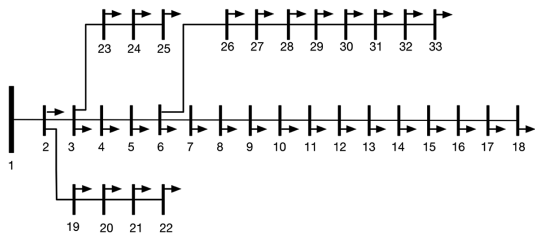


Figure 4. 33-node radial distribution system.

of 3715 kW and 2300 kVAR and a total supply of 3926 kW and 2443 kVAR. The voltage limits at load nodes are defined as  $V_{Min}=0.9$  p.u. and  $V_{Max}=1.1$  p.u.

Figure 5 shows the 69-node radial distribution system according to the data reported in [46]. This distribution system considered a total load of 4014 kW and 2845 kVAR and a total generation 4265 KW and 2957 KVAR. The voltage limits at load nodes are considered as 10% of the rated voltage or  $V_{Min}=0.9$  p.u. and  $V_{Max}=1.1$  p.u.

### Scenarios for Simulation

In this research, we used three tests to identify the solutions to the problem. The first test considered finding solutions to an objective function with BA, PSO, and GA algorithms, testing photovoltaic panels, wind turbines, and hybrid sources for the 33-node and 69-node radial distribution systems. The second test consisted of locating between one and nine hybrid renewable sources and capacitors to identify the amount of power compensation required to reduce the technical losses and power generation costs for the two radial distribution systems. Finally, the third test consisted of finding suitable power compensations for hybrid renewable sources with capacitors.

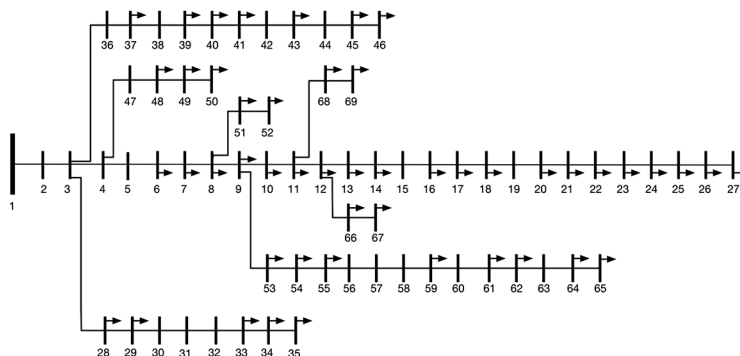


Figure 5. 69-node radial distribution system.

## RESULTS AND ANALYSIS

### Convergence of the Algorithms

Figure 6 shows a comparison of the three metaheuristic algorithms used to solve the same problem. The output of the metaheuristic algorithms presented in this Figure corresponds to the average of the solutions through iterations. Results show that the BA algorithm converged faster than the other two algorithms and quickly reduced the objective function defined in (18). However, the GA algorithm converged after a larger number of iterations to find good results. The PSO began to reduce the objective function after several iterations but remained at a local minimum.

These results allow us to conclude that BA obtains the best results for the problem under investigation with less computational effort. For that reason, this algorithm becomes an important alternative for finding the location of renewable DG in radial distribution systems with commercial losses.

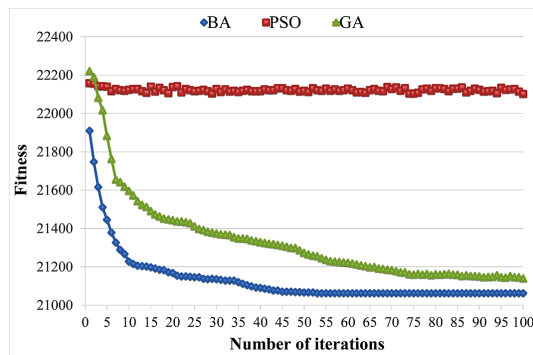


Figure 6. Average of solutions using PSO, GA, and BA.

### Location and Size of Renewable Energy Sources and Capacitors

Figure 7 and Figure 8 present the objective function reduction in the 33-node and 69-node radial distribution systems, respectively. The test consisted of evaluating the objective function with constraints, considering a base case with no sources and cases with photovoltaic panels and capacitors, wind turbines and capacitors, and hybrid solutions with capacitors. The fitness corresponds to the value presented (19) as the minimization of technical losses and power generation costs. For both figures, the percentages of the fitness reduction accord with the base case; in other words, the maximum value of the fitness occurs when no generation is installed.

From the perspective of the algorithms, the results that Figure 8 presents show that the BA obtains better results for all scenarios tested, although GA is close to the best solution found. Additionally, PSO found

no good results for any of the proposed scenarios, which concurs with the results shown in Figure 6.

From the perspective of the sources, the results show that the objective function reduces according to the renewable energy source used to compensate for the real power. The wind turbine was the best technology for reducing technical losses and power generation costs because of the amount of power it can supply during the day. Photovoltaic panels obtained less reduction of technical losses because of the cost of technology, which does not allow a large reduction of the objective function. Hybrid solutions offer a good reduction of the objective function for both distribution systems.

Table 1 shows the results for fitness, power generation costs, and technical losses for the three algorithms used to solve the problem. The test consisted of finding the location of generators in five nodes of the radial distribution system according to the maximum compensation of commercial losses to determine the impact on technical losses and power generation costs.

In this table, the term PV represents the photovoltaic panels, the term WT the wind turbines, and the term Hybrid the combinations of both sources (PV and WT). Additionally, the term Ploss represents the technical losses and the term Cap the capacitors. Moreover, the term PV+Cap represents the installation of photovoltaic panels and capacitors, the term WT+Cap the installation of wind turbines and capacitors, and the term Hybrid+Cap the installation of photovoltaic panels, wind turbines, and capacitors. Finally, the fitness, generation cost, and power losses are expressed in percentage values according to the base case; in other words, the maximum value occurs when no generation is installed.

The fitness is reduced in all cases, but the reduction is maximized for the technical losses, and power generation costs are slightly increased to accomplish the objective. These conditions were presented because of the cost of renewable energy sources, particularly that of photovoltaic panels. The results obtained in this research related to power generation costs are limited to the conventional and unconventional generation technologies available in Colombia in the year 2015; however, decreasing technology costs will

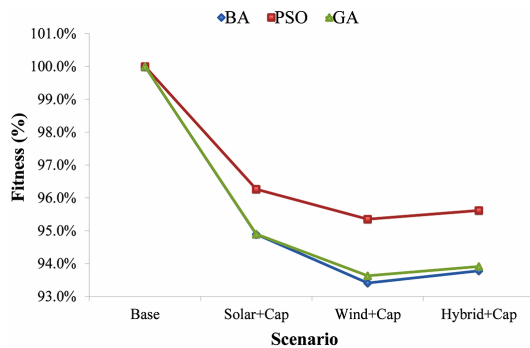


Figure 7. Fitness reduction for the 33-node radial distribution system.

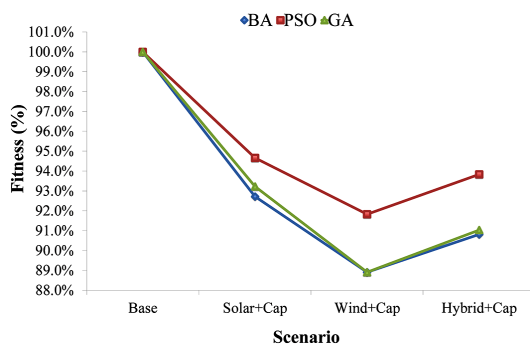


Figure 8. Fitness reduction for the 69-node radial distribution system.



Table 1. Fitness, power generation costs, and technical loss results.

Case	Algorithm	Source	Fitness (%)	Generation Cost (%)	Ploss (%)	Nodes to locate PV and WT	PV (kW)	WT (kW)	Nodes to locate Cap	Cap. (kVar)
33-node	BA	PV+Cap	94.9	100.4	89.4	30, 14, 33, 8, 17	102	0	32, 31, 8, 18, 30	145
		WT+Cap	93.4	99.9	87.0	8, 31, 28, 30, 32	0	129	30, 7, 25, 4, 29	167
		Hybrid+Cap	93.8	100.2	87.4	32, 31, 14, 30, 29	67	60	29, 25, 30, 32, 31	166
	PSO	PV+Cap	96.3	100.6	91.9	25, 31, 8, 30, 28	129	0	30, 27, 31, 15, 33	102
		WT+Cap	95.3	99.9	90.8	24, 20, 30, 10, 32	0	86	27, 30, 32, 29, 22	107
		Hybrid+Cap	95.6	100.2	91.0	26, 27, 24, 30, 29	57	64	30, 20, 11, 23, 32	106
	GA	PV+Cap	94.9	100.5	89.3	30, 32, 8, 18, 14	119	0	30, 31, 18, 32, 29	135
		WT+Cap	93.6	99.8	87.5	30, 31, 32, 14, 15	0	110	30, 32, 18, 33, 29	127
		Hybrid+Cap	93.9	100.2	87.7	18, 32, 31, 30, 8	62	64	30, 25, 18, 32, 31	160
69-node	BA	PV+Cap	92.7	101.2	84.2	59, 33, 61, 64, 68	256	0	64, 11, 61, 6, 10	186
		WT+Cap	88.9	99.7	78.0	59, 65, 61, 14, 64	0	261	17, 61, 64, 59, 10	186
		Hybrid+Cap	90.8	100.5	81.0	64, 12, 23, 51, 61	139	134	16, 64, 59, 41, 61	182
	PSO	PV+Cap	94.7	100.6	88.7	61, 59, 46, 68, 21	141	0	33, 8, 61, 20, 22	141
		WT+Cap	91.8	99.8	83.8	21, 40, 59, 61, 45	0	201	35, 50, 27, 61, 17	126
		Hybrid+Cap	93.8	99.8	87.8	7, 61, 22, 45, 27	9	89	61, 59, 29, 17, 20	143
	GA	PV+Cap	93.2	101.2	85.2	62, 64, 61, 26, 65	250	0	61, 11, 59, 65, 25	159
		WT+Cap	88.9	99.7	78.0	61, 21, 66, 59, 64	0	268	61, 64, 62, 11, 65	190
		Hybrid+Cap	91.0	100.6	81.4	62, 64, 59, 24, 61	156	102	64, 25, 21, 61, 17	189

allow better options to optimize these generation costs and improve energy efficiency.

For the 33-node radial distribution system, the two nodes found most frequently among all solutions are 30 and 32. For the 69-node radial distribution system, the nodes found most frequently among all solutions are 61 and 64. These results do not mean that those nodes must always be preferred, because the algorithms found them in combination with three other nodes, as defined in the experiment of this research with commercial loss constraints expressed in (19). If those results must be determined, we recommend performing a new test for a different number of generators, considering the results found in the next simulations shown in this paper.

**Effects of number of sources**

Figure 9 shows the location and size of different numbers of renewable energy and capacitor sources installed for the 33-node and 69-node radial distribution systems. For these simulations, we used hybrid sources, considering that photovoltaic panels and wind turbines located in the same node can provide similar power to the network; in other words,  $w_p=0.5$  and  $w_w=0.5$ , as defined in (11) and (12). In this figure, we observed that when the number of sources increased, the

fitness decreased. This is more notable for a lower number of generators and capacitors because of the importance of compensating large commercial losses, particularly for nodes located far from the main source. The slopes of the curves behave similarly when the fitness decreases, although the percentages of the curves are in different bases or according to each base case. Therefore, the previous data allow us to assert that when the number of locations of renewable generation sources increases, the technical losses decrease significantly, and thus energy efficiency improves.

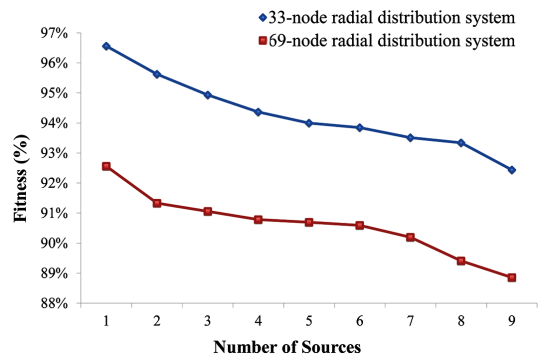


Figure 9. Fitness reduction according to number of sources located.

### Compensation

Figure 10 shows the reduction of the objective function for different percentages of hybrid sources for the 33-node (Figure 10a) and 69-node (Figure 10b) radial distribution systems. The percentage of sources are according to the maximum power to compensate at each node and are obtained with the terms  $w_p$  and  $w_w$ , as shown in (11) and (12). The test involved changing the percentage of sources (photovoltaic panels and wind turbines) and considering capacitors to identify the effects on the different terms in the objectives (fitness, generation costs, and technical losses). The percentage of the objectives obtained in this Figure are according to the base case, where the initial percentage (100%) corresponds to the values with no generation or capacitors installed.

Figure 10 shows that the technical loss reduction is higher when compensation is achieved with a low percentage of solar resources and high percentage of

wind resources because of the amount of resources available for the test. Technical losses decreased for photovoltaic panels because of the resources available during the day, but power generation costs increased slightly. Wind turbines help to reduce technical losses and power generation costs, making them the best option evaluated. This implies that the compensation is better when the hybrid has a larger percentage of wind turbines, although in the results, the generation costs remain close to the initial value or the base case.

### CONCLUSIONS

In this paper, we present the location and size of renewable energy sources and capacitors in distribution with commercial losses. The results show that compensation in nodes with a considerable value of commercial losses helps reduce the general objective function, defined as minimization of technical losses and power generation costs.

Application of this method resulted in technical loss reduction for most cases evaluated. Furthermore, the results related to the power generation costs were not uniform; some cases increased and some decreased, but all values were close to the base case. For example, in the 33-node radial distribution system, the use of photovoltaic panels reduced technical losses up to 10.7% and increased generation costs up to 0.5%. Moreover, the use of wind turbines reduced technical losses up to 13% and reduced power generation costs up to 0.1%. In the same system, the use of hybrid sources reduced technical losses up to 12.6% and increased the power generation costs up to 0.2%. When we apply the same method to the 69-node radial distribution system, the use of photovoltaic panels reduced the technical losses up to 15.8% and increased power generation costs up to 1.2%. In addition, the use of wind turbines reduced technical losses up to 22% and reduced generation costs up to 0.3%. Finally, in the same system, the use of hybrid sources reduced the technical losses up to 19% and increased the generation costs up to 0.5%. All these results show that installing renewable energy sources and capacitors in distribution systems with commercial losses is a good option for improving energy efficiency; but, we can obtain better results if the renewable energy generation technologies reduce the costs, as these are limited to local values in this research.

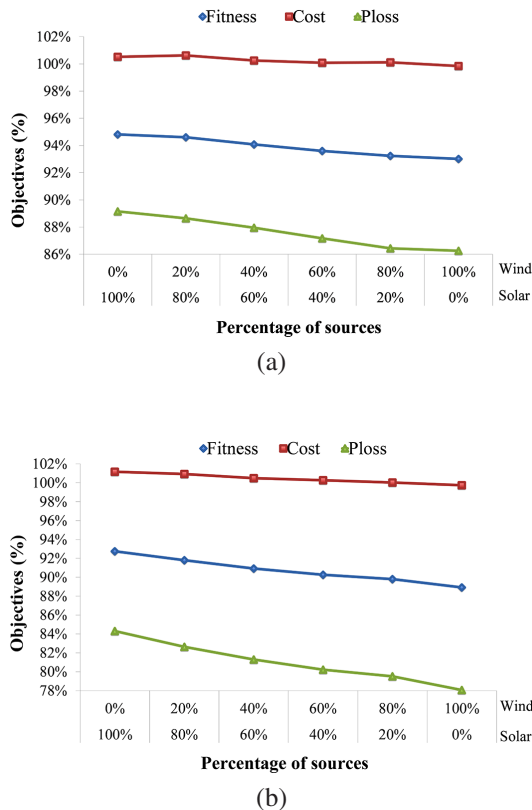


Figure 10. Fitness reduction with percentage of compensation for the (a) 33-node and (b) 69-node radial distribution systems.

When testing the best hybrid solutions, the results showed that the objective function reduced up to 6.85%, but the best power generation costs resulted from the use of more wind technologies than photovoltaic panels. From the three metaheuristic algorithms used in this research to find the location of photovoltaic panels, wind turbines, and capacitors (PSO, GA, and BA), the BA algorithm converged faster than the other two and could find better solutions. The results showed that BA obtained an average fitness of 92.42% for the 33-node radial distribution system and 88.9% for the 69-node radial distribution system. The results obtained with GA were close to the best results, but GA required a larger number of iterations to find the solutions reported.

In future works, we will be investigating new methods that reduce the effects of commercial losses on power quality, reliability, and stability. We will consider new models to mitigate these effects by using the smart grid.

#### ACKNOWLEDGMENTS

This research was supported in part by the energy strategic area of the Universidad del Norte, Barranquilla and the Universidad Nacional de Colombia, Medellín. Author would like to thank to the Power Systems Research Group GISEL of the Universidad del Norte, Barranquilla and the Electric System Research Group of Universidad Nacional de Colombia, Medellín for the valuable information provided for this research.

#### REFERENCES

- [1] P. Antmann. "Reducing Technical and Non-Technical Losses in the Power Sector". Fecha de consulta: 16 de diciembre de 2014. URL: [http://siteresources.worldbank.org/EXTESC/Resources/Background\\_paper\\_Reducing\\_losses\\_in\\_the\\_power\\_sector.pdf](http://siteresources.worldbank.org/EXTESC/Resources/Background_paper_Reducing_losses_in_the_power_sector.pdf)
- [2] R. Alves, P. Casanova, E. Quirogas, O. Ravelo and W. Gimenez. "Reduction of Non-Technical Losses by Modernization and Updating of Measurement Systems". IEEE/PES Transmission & Distribution Conference and Exposition: Latin America. Caracas, Venezuela. 2006.
- [3] J. Nagi, K.S. Yap, S.K. Tiong, S.K. Ahmed, and M. Mohamad. "Nontechnical Loss Detection for Metered Customers in Power Utility Using Support Vector Machines". IEEE Trans. Power Deliv. Vol. 25 N° 2, pp. 1162-1171. 2010.
- [4] L. Ramesh, S.P. Chowdhury, S. Chowdhury, A.A. Natarajan and C.T. Gaunt. "Minimization of Power Loss in Distribution Networks by Different Techniques". World Academy of Science, Engineering and Technology. Vol. 3 N° 4. 2009.
- [5] G. Naik, D.K. Khatod and M.P. Sharma. "Optimal Allocation of Distributed Generation in Distribution System for Loss Reduction". Computer Science and Information Technology IPCSIT. Coimbatore, India. 2012.
- [6] A.K. Singh and S.K. Parida. "Selection of Load Buses for DG Placement Based on Loss Reduction and Voltage Improvement Sensitivity". International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives. Málaga, España. 2011.
- [7] Y.M. Atwa, E.F. El-Saadany, M.M.A. Salama and R. Seethapathy. "Optimal Renewable Resources Mix for Distribution System Energy Loss Minimization". IEEE Trans. Power Syst. Vol. 25 N° 1, pp. 360-370. 2010.
- [8] D.Q. Hung, N. Mithulananthan and R. Bansal. "Analytical Strategies for Renewable Distributed Generation Integration considering Energy Loss Minimization". Appl. Energy. Vol. 105, pp. 75-85. 2013.
- [9] D. Zhang, Z. Fu and L. Zhang. "Joint Optimization for Power Loss Reduction in Distribution Systems". IEEE Trans. Power Syst. Vol. 23 N° 1, pp. 161-169. 2008.
- [10] Y.K. Wu, C.Y. Lee, L.C. Liu and S.H. Tsai. "Study of Reconfiguration for the Distribution System with Distributed Generators". IEEE Trans. Power Deliv. Vol. 25 N° 3, pp. 1678-1685. 2010.
- [11] R.S. Rao, K. Ravindra, K. Satish and S.V.L. Narasimham. "Power Loss Minimization in Distribution System Using Network Reconfiguration in the Presence of Distributed Generation". IEEE Trans. Power Syst.. Vol. 28 N° 1, pp. 317-325. 2013.
- [12] M.F. Shaaban and E.F. El-Saadany. "Optimal Allocation of Renewable DG for Reliability Improvement and Losses Reduction". IEEE Power and Energy Society General Meeting. San Diego, USA. 2012.

- [13] M.H. Albadi, A.S. Al-Hinai, N.N. Al-Abri, Y.H. Al-Busafi and R.S. Al-Sadairi. "Optimal Allocation of Renewable-Based DG Resources in Rural Areas Using Genetic Algorithms". Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference, Shanghai, China. 2012.
- [14] M.A. Riyami, F.A. Khalasi, A.A. Hinai, M.A. Shuraiqi and M. Bouzguenda. "Power Losses Reduction using Solar Photovoltaic Generation in the Rural Grid of Hij-Oman". IEEE International Energy Conference. Manama, Barein. 2010.
- [15] A.H. Nizar, Z.Y. Dong, M. Jalaluddin and M.J. Raffles. "Load Profiling Method in Detecting non-Technical Loss Activities in a Power Utility". IEEE International Power and Energy Conference. Putrajaya, Malasia. 2006.
- [16] Y. Al-Mahroqi, L.A. Metwally, A. Al-Hinai and A. Al-Badi. "Reduction of Power Losses in Distribution Systems". World Academy of Science, Engineering and Technology. 2012.
- [17] J.R. Aguero. "Improving the Efficiency of Power Distribution Systems through Technical and Non-Technical Losses Reduction". IEEE Transmission and Distribution Conference and Exposition. Orlando, USA. 2012.
- [18] E.W.S. Dos Angelos, O.R. Saavedra, O.A.C. Cortés and A.N. De Souza. "Detection and Identification of Abnormalities in Customer Consumptions in Power Distribution Systems". IEEE Trans. Power Deliv. Vol. 26 N° 4, pp. 2436-2442. 2011.
- [19] C.C.O. Ramos, A.N. Souza, J.P. Papa and A.X. Falcao. "Fast Non-Technical Losses Identification Through Optimum-Path Forest". 15th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems. Curitiba, Brasil. 2009.
- [20] H. Manafi, N. Ghadimi, M. Ojaroudi and P. Farhadi. "Optimal Placement of Distributed Generations in Radial Distribution Systems Using Various PSO and DE Algorithms." Elektron. IR ELEKTROTEHNIKA. Vol. 19 N° 10, pp. 53-57. 2013.
- [21] Unión temporal ITANSUCA LTDA. - SINERGIA LTDA. "Estudio de costos de racionamiento de electricidad y gas natural". Ministerio de Minas y Energía. Bogotá, Colombia. 2004.
- [22] S. Ramirez. "Redes de Distribución de Energía". Centro de Publicaciones Universidad Nacional de Colombia Sede Manizales. Tercera edición. Manizales, Colombia. ISBN: 958-9322-86-7. 2004.
- [23] IDEAM Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales. Fecha de consulta: noviembre 3 de 2014. URL: [www.ideam.gov.co](http://www.ideam.gov.co)
- [24] A.J. Wood, B.F. Wollenberg and G.B. Sheble. "Power Generation Operation and Control". John Wiley & Sons, Inc. Tercera Edición. 2013. ISBN: 978-0-471-79055-6.
- [25] J.H. Holland. "Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence". A Bradford Book. London, England. 1992. ISBN: 9780262581110.
- [26] W-S. Tan, M.Y. Hassan, M.S. Majid and H. Abdul Rahman. "Optimal Distributed Renewable Generation Planning: A review of Different Approaches". Renew. Sustain. Energy. Vol. 18, pp. 626-645. 2013.
- [27] M. Alonso, H. Amaris and C. Alvarez-Ortega. "Integration of Renewable Energy Sources in Smart Grids by Means of Evolutionary Optimization Algorithms". Expert Syst. Appl. Vol. 39 N° 5, pp. 5513-5522. 2012.
- [28] L.D. Arya, A. Koshti and S.C. Choube. "Distributed Generation Planning using Differential Evolution Accounting Voltage Stability Consideration". Int. J. Electr. Power Energy Syst. Vol. 42 N° 1, pp. 196-207. 2012.
- [29] C.L.T. Borges and D.M. Falcão. "Optimal Distributed Generation Allocation for Reliability, Losses, and Voltage Improvement". Int. J. Electr. Power Energy Syst. Vol. 28 N° 6, pp. 413-420. 2006.
- [30] G. Celli, E. Ghiani, S. Mocci and F.A. Pilo. "A Multiobjective Evolutionary Algorithm for the Sizing and Siting of Distributed Generation". IEEE Trans. Power Syst. Vol. 20 N° 2, pp. 750-757. 2005.
- [31] D. Singh, D. Singh and K.S. Verma. "Multiobjective Optimization for DG Planning With Load Models". IEEE Trans. Power Syst. Vol. 24 N° 1, pp. 427-436. 2009.
- [32] R.K. Singh and S.K. Goswami. "Optimum Siting and Sizing of Distributed Generations in Radial and Networked Systems". Electr.

- Power Components Syst. Vol. 37 N° 2, pp. 127-145. 2009.
- [33] R.K. Singh and S.K. Goswami. "Optimum Allocation of Distributed Generations Based on Nodal Pricing for Profit, Loss Reduction, and Voltage Improvement Including Voltage Rise Issue". *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* Vol. 32 N° 6, pp. 637-644. 2010.
- [34] A. Hadian, M.-R. Haghifam, J. Zohrevand and E. Akhavan-Rezai. "Probabilistic Approach for Renewable DG Placement in Distribution Systems with Uncertain and Time Varying Loads". *IEEE Power & Energy Society General Meeting*. Calgary, Canadá. 2009.
- [35] D.K. Khatod, V. Pant and J. Sharma. "Evolutionary Programming Based Optimal Placement of Renewable Distributed Generators". *IEEE Trans. Power Syst.* Vol. 28 N° 2, pp. 683-695. 2012.
- [36] J. Kennedy and R. Eberhart. *Particle Swarm Optimization*. ICNN'95 - International Conference on Neural Networks. Perth, Australia. 1995.
- [37] M.P. Lalitha, V.C.V. Reddy, V. Usha and N.S. Reddy. "Application of Fuzzy and PSO for DG Placement for Minimum Loss in Radial Distribution System". *ARNP J. Eng. Appl. Sci.* Vol. 5 N° 4, pp. 30-37. 2010.
- [38] M.P. Lalitha, V.C.V. Reddy and V. Usha. "Optimal DG Placement For Minimum Real Power Loss in Radial Distribution Systems Using PSO". *J. Theor. Appl. Inf. Technol.* Vol. 13 N° 2, pp. 107-116. 2010.
- [39] H.C. Nejad, J. Olamaei, R. Jahani and H.G. Zadeh. "Optimal Distributed Generation Location in Radial Distribution Systems Using A New Heuristic Method". *Aust. J. Basic Appl. Sci.* Vol. 5 N° 7, pp. 612-621. 2011.
- [40] S. Kansal, B.B.R. Sai, B. Tyagi and V. Kumar. "Optimal Placement of Distributed Generation in Distribution Networks". *Int. J. Eng. Sci. Technol.* Vol. 3 N° 3, pp. 47-55. 2011.
- [41] M. Mohammadi and M.A. Nasab. "PSO Based Multiobjective Approach for Optimal Sizing and Placement of Distributed Generation". *Res. J. Appl. Sci. Eng. Technol.* Vol. 2 N° 8, pp. 832-837. 2011.
- [42] X.-S. Yang. "A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm", en *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO 2010)*. Eds. Springer Berlin Heidelberg. Berlin, Germany. 2010.
- [43] A. Baziari. "A Novel Self Adaptive Modification Approach Based on Bat Algorithm for Optimal Management of Renewable MG". *J. Intell. Learn. Syst. Appl.* Vol. 5 N° 1, pp. 11-18. 2013.
- [44] S. Sakthivel, R. Natarajan and P. Gurusamy. "Application of Bat Optimization Algorithm for Economic Load Dispatch Considering Valve Point Effects". *Int. J. Comput. Appl.* Vol. 67 N° 11, pp. 35-39. 2013.
- [45] J.E. Candelo and H.E. Hernández. "Location and Size of Distributed Generation to Reduce Power Losses using a Bat-inspired Algorithm". *SICEL VII International Symposium on Power Quality*. Medellín, Colombia. 2013.
- [46] P. Phonrattanasak and N. Leeprechanon. "Optimal Location of Fast Charging Station on Residential Distribution Grid". *Int. J. Innov. Manag. Technol.* Vol. 3 N° 6, pp. 675-681. 2012.





# ELEKTRONIKA IR ELEKTROTECHNIKA

HOME ABOUT USER HOME SEARCH CURRENT ARCHIVES DOWNLOADS

Home > User > Author > Active Submissions

## Active Submissions

ACTIVE ARCHIVE

ID	MM-DD SUBMIT	SEC	AUTHORS	TITLE	STATUS
13186	09-19	T190	Hernández Riaño, Candelo Becerra,...	A FAST NON-DOMINATED SORTING BAT- INSPIRED ALGORITHM FOR...	IN REVIEW

1 - 1 of 1 Items

## Start a New Submission

[CLICK HERE](#) to go to step one of the five-step submission process.

## Refbacks

ALL NEW PUBLISHED IGNORED

DATE ADDED	HITS	URL	TITLE	STATUS	ACTION
---------------	------	-----	-------	--------	--------

There are currently no refbacks.

Impact Factor – 0.561 (2014)  
5-Year Impact Factor – 0.358  
Thomson Reuters

ELECTRONICS 2017

**ELECTRONICS**  
2017  
call for papers

## INSTRUCTIONS FOR AUTHORS

[Author's guarantee form](#)  
[Instructions for Authors](#)  
[Instructions for Authors](#)

## HOW TO UPLOAD...

[How to upload Final paper](#)  
[How to upload excel files](#)

Mostrar todo

ilovepdf\_jpg\_to\_pd...pdf





# ISSN 0120-6230 Revista Facultad de Ingeniería

HOME ABOUT USER HOME SEARCH CURRENT ARCHIVES ANNOUNCEMENTS

OPEN JOURNAL SYSTEMS

Home > User > Author > **Active Submissions**

JOURNAL HELP

## Active Submissions

[Active](#) [Archive](#)

**User**

You are logged in as...  
**hhernandez**  
[My Journals](#)  
[My Profile](#)  
[Log Out](#)

ID	MM-DD Submit	Sec	Authors	Title	Status
26760	05-16	ART	Candelo Becerra, Hernández Riaño,...	<a href="#">A Hybrid Bat-inspired Algorithm with Harmony Search to...</a>	<a href="#">In Review</a>

**Author**

**Submissions**  
[Active \(1\)](#)  
[Archive \(1\)](#)  
[New Submission](#)

### Start a New Submission

[Click here](#) to go to step one of the five-step submission process.

Language



# Location and Size of Distributed Generation to Reduce Power Losses using a Bat-inspired Algorithm

John E. Candelo, *Member, IEEE*

Helman Hernández Riaño

**Abstract**— Several conventional and artificial algorithms have been used to find the location of distributed generation DG in power systems. Particle swarm optimization PSO is one of the most used, but some convergence problems have been reported in literature. In this paper, the use of the metaheuristic Bat-inspired algorithm BA is proposed to place different number and capacities of DG for meshed and radial distribution networks. The aim of this work was to solve an optimization problem defined as minimization of power losses installing generators at load busses. A binary combination is included to represent the states and locations of generators. The search for the minimum value is achieved using the movement of bats at iterations, considering location and size. IEEE 14-bus, IEEE 30-bus and IEEE 33-node systems were used to test the metaheuristic techniques using five cases of power increasing considering from 1 to 5 generators. Results showed that bat algorithm is a good method to locate and find size of DG and maintain convergence to improve power losses. Voltage level and power losses were improved for all cases maintaining consistent results.

**Index Terms**—distributed generation, power losses, metaheuristic, particle swarm optimization, bat-inspired algorithm.

## I. INTRODUCTION

POWER losses have been a major issue for the electricity companies due to the energy efficiency of the transmission and distribution networks. Power losses are normally improved with feeder restructuring [1], DG placement in radial and meshed distribution networks [1]–[10], capacitor placement [1], [11], and network reconfiguration [12], [13].

DG placement and sizing is one of the major problems due to the combinations of possible buses, number of generators and size. Several algorithms have been proposed to place DG such as particle swarm optimization [14]–[16], ant colony [17], optimal power flow [18], analytical methods [19], [20], evolutionary algorithm [21]–[24], simulated annealing [25]–[27], among others [14], [28], [29].

J. E. Candelo is with the Electrical and Electronics Engineering Department, Universidad del Norte, Km 5 Via Puerto Colombia, Barranquilla-Colombia. ([jcandelo@uninorte.edu.co](mailto:jcandelo@uninorte.edu.co)).

H. Hernández is with the Industrial Engineering Department, Universidad de Córdoba, Montería-Colombia. ([hhernandez@correo.unicordoba.edu.co](mailto:hhernandez@correo.unicordoba.edu.co)).

Metaheuristic algorithms are preferred when large number of combinations is required, such as PSO [30], but finding a global optimum can be a problem [31]. New techniques have been reported in literature to solve better solutions and improve convergence, but not all have been tested for power system planning.

Bat-inspired has been proposed for solving several functions [32], being useful to find better solutions converging to the optimum. In this paper, BA was implemented and adjusted to solve placement and size of DG with the objective of minimizing power losses of meshed and radial distribution networks. Comparisons with the common used PSO were conducted with various cases to determine the best solutions found with both algorithms.

## II. POWER LOSSES

The current circulating through the network parameters such as resistance and reactance produces technical power losses. Real and reactive power losses can be calculated as expressed in (1) and (2), respectively.

$$P_{loss} = \sum_{k=1}^m I_k^2 * R_k \quad (1)$$

$$Q_{loss} = \sum_{k=1}^m I_k^2 * X_k \quad (2)$$

Where,  $R_k$  and  $X_k$  are the resistance and reactance of branch  $k$ , respectively. Parameter  $I_k$  represents the series current circulating through the network.  $k$  is the branch number and  $m$  is the number of branches. The increasing power demand produces more power losses in the network when generators are not located close to the consumption centers. DG helps to reduce line congestion, power losses and improve voltage magnitudes.

## III. LOCATION OF DISTRIBUTED GENERATION

The problem of finding the best location of DG can be formulated as a minimization of power losses with constraints, as shown in (3).

$$\begin{aligned} & \text{Min } \sum P_{loss} \\ & (P_{DG}, Q_{DG}) \end{aligned} \quad (3)$$



Subject to:

$$\begin{aligned}
P_{Gi} - P_{Di} - P_{Li} &= 0 && \text{Real power balance} \\
Q_{Gi} - Q_{Di} - Q_{Li} &= 0 && \text{Reactive power balance} \\
P_{Gi}^{Min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{Max} &&& \text{Real power limits} \\
Q_{Gi}^{Min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^{Max} &&& \text{Reactive power limits} \\
i_{ij} \leq i_{ij}^{Max} &&& \text{Line current from } i \text{ to } j \\
i_{ji} \leq i_{ji}^{Max} &&& \text{Line current from } j \text{ to } i \\
V_i^{Min} \leq V_i \leq V_i^{Max} &&& \text{Voltage level at bus } i
\end{aligned}$$

Where,  $P_{DG}$  and  $Q_{DG}$  are the real and reactive power of DG, respectively.  $P_{loss}$  is the real power losses.  $P_{Gi}$  and  $Q_{Gi}$  are the real and reactive power generation, respectively.  $P_{Li}$  and  $Q_{Li}$  are the real and reactive power loads, respectively.  $P_{Gi}^{min}$  and  $P_{Gi}^{max}$  are the minimum and maximum real power generation, respectively.  $P_{Gi}^{min}$  and  $P_{Gi}^{max}$  are the minimum and maximum active power generation, respectively.  $P_{Gi}^{min}$  and  $P_{Gi}^{max}$  are the minimum and maximum reactive power generation, respectively.  $i_{ij}^{Max}$  and  $i_{ji}^{Max}$  are the maximum line currents from buses  $i$  to  $j$  and  $j$  to  $i$ , respectively.  $V_i^{min}$  and  $V_i^{Max}$  are the minimum and maximum voltage at bus  $i$ , respectively.

#### A. Particle Swarm Optimization

PSO is an iterative algorithm that initialize with a cluster of particles with random positions in a region of possible solutions. The position of each particle is evaluated to determine the solution and the best positioned particle in the cluster. Particles move to the best positioned particle and they have a memory to move around the best local position. The procedure implemented in this work was:

- 1) Define the initial number of particles of the cluster to search for the optimum position and the best objective. The number of particles selected in this work was 100.
- 2) Generate initial random positions for all the particles, specifying the position as active power, reactive power and bus [ $P_{DG_i}^0$ ,  $Q_{DG_i}^0$ ,  $Bus^0$ ].  $P_{Gi}$  changes value between  $P_{Gimax}$  and  $P_{Gimin}$ ,  $Q_{Gi}$  changes value between  $Q_{Gimax}$  and  $Q_{Gimin}$ , and bus changes position among all possible PQ buses. Bus positions are generated as binary vector of node position [1, 0].
- 3) Generate random velocities for all particles between  $v_{min}$  and  $v_{max}$ . Where,  $v_{min}$  and  $v_{max}$  are the minimum and maximum velocities of each particle, respectively.
- 4) Evaluate the objective function of each particle and select the best located. The best positioned particle is used to adjust velocity and direction of other particles, in order to move for the best solution found.
- 5) While  $t$  is smaller than the maximum number of iteration, do:
  - a. Generate new positions for each particles, changing real power, reactive power and bus [ $P_{DG_i}^k$ ,  $Q_{DG_i}^k$ ,  $Bus^k$ ], by adjusting velocity according to (4) and (5). All

particles move with trajectories toward the best local particles and the best positioned particle.

- b. Evaluate the objective function for all new position of each particle.
- c. If the new solution is better than the local solution, replace the local best.
- d. If the new solution of each particle is the global best, replace with the new particle.

Velocity  $v_i^k$  of each particle is calculated using (4) [30]. This equation considers a predefined factor  $w$  to adjust the previous velocity  $v_i^{k-1}$ . In addition, the previous and the best positions are used to update the steps.

Velocity is updated using the best local position of particles  $x_{best_i}^k$  and the previous position of each particle  $x_{ki}$ . Factor  $a$  is used to adjust the velocity of best local position and to obtain better steps. A random number is used to generate various velocities for particles moving toward the local best.

Velocity is also updated with the differences between the best particle located in the solution and the previous position of each particle. Factor  $b$  is used to adjust velocities of the difference between the best positions of the clusters. A random number is used to generate various velocities for particles moving toward the global best.

In this work  $a$  and  $b$  were defined as 0.3 and 0.5, respectively.

$$v_i^k = w * v_i^{k-1} + a * rand * (x_{best_i}^k - x_{ki}) + b * rand * (g(x_i^k) - x_{ki}) \quad (4)$$

New position for each particle  $x_i^k$ , is updated after adding the new velocity  $v_i^k$  to the previous position  $x_i^{k-1}$ , as shown in (5) [30].

$$x_i^k = x_i^{k-1} + v_i^k \quad (5)$$

A vector of position,  $x_i^k(PQ)$ , is defined to allow location of generation at PQ buses. This vector of position is updated using a vector of velocities for each particle as expressed in (6).

$$x_i^k(PQ) = x_i^{k-1}(PQ) + v_i^k(PQ) * s(PQ) \quad (6)$$

where,  $x_i^{k-1}(PQ)$  is the previous vector of position,  $v_i^k(PQ)$  is the vector of velocities, and  $s(PQ)$  is a binary combination vector created according to the number of generators to be installed.

#### B. Bat-inspired Algorithm

This algorithm is based on determining the minimum power losses by generating a random distribution of bats among predefined boundaries. Velocity and frequency are calculated, in order to move bats around the region with a separation

along the displacements. All bats continue moving with trajectories according to the best location and adjust velocity, frequency, pulse rate and loudness [32].

A modification from the original algorithm is proposed in this work, including a binary search to move around the buses to search the best position. A search of a new best solution is achieved with the adjustment in position and new power capacities are tested.

The algorithm is based on the following steps as defined in [32]:

- 1) Define the initial population of bats to search for the optimum. The number of bats selected in this work was 100.
- 2) Generate the initial bats and positions represented for real power, reactive power and bus  $[P_{DG_i}^0, Q_{DG_i}^0, Bus^0]$ .  $P_{Gi}$  changes value between  $P_{Gmax}$  and  $P_{Gmin}$ .  $Q_{Gi}$  changes value between  $Q_{Gmax}$  and  $Q_{Gmin}$ . Bus change position among the possible PQ buses. Bus positions are generated as binary vector of node position  $[1, 0]$ .
- 3) Define the velocity for all bats according to the maximum value. This parameter will allow moving all bats according to the best positioned bat.
- 4) Define the pulse rates of bats at position. This will Initialize the pulse rates  $r_i$ , in order to select the bats that move to the best position.  $r_i$  was changed in a range between 0.3 and 0.6.
- 5) Initialize the loudness  $A_i$  to select only some bats as the best solution. The loudness was defined from 0.5 to 0.7.
- 6) Evaluate the objective function of each position and select the bat with the minimum power losses or best positioned.
- 7) While t is smaller than the maximum number of iteration, do:
  - e. Generate new positions of bats  $[P_{DG_i}^k, Q_{DG_i}^k, Bus^k]$ , by adjusting frequency and velocity. Bats can move from one bus to another in the search of the best position to improve the objective function.
  - f. If the pulse rate is equal to a random number between 0 and 1, generate new solutions around the best. Some bats join the search near the best solution. Bats can fly randomly to search for new size and position.
  - g. Evaluate new solutions and find power losses for each position of the bats.
  - h. If a new solution is smaller than the best solution and a random number is greater the loudness  $A_i$ , save the new best solution. The  $r_i$  can be increased and the  $A_i$  can be reduced to find better solutions.

The frequency is calculated using (7) to maintain a separation of each bat while moving in a trajectory. The frequency is defined between maximum value  $f_{max}$  and minimum value  $f_{min}$  and it is multiplied by a random number  $\beta$ .

$$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min})\beta \quad (7)$$

Velocity of bats is calculated using (8). This is achieved

using the velocity  $k-1$  and the difference between previous position  $x_i$  and the best  $x_0$  is multiplied by the frequency.

$$v_i^k = v_i^{k-1} + (x_i^k - x_0)f_i \quad (8)$$

New position for each bat,  $x_i^k$ , is updated after adding the new velocity  $v_i^k$  to the previous position  $x_i^{k-1}$ , as shown in (5) [32].

This new position is evaluated to determine the fulfillment of the objective function. The vector of buses is included in the velocity, as shown in (6).

#### IV. TEST SYSTEMS AND SIMULATIONS

##### A. Test System Cases

IEEE 14-bus, IEEE 30-bus and IEEE33-node systems were selected to evaluate the location and size of distributed generation using BA and PSO. General information about these three systems is presented in Table 1.

TABLE I  
INFORMATION OF IEEE TEST SYSTEM CASES

Specifications	IEEE 14 (Meshed)	IEEE 30 (Meshed)	IEEE 33 (Radial)
Buses	14	30	33
Lines	16	34	32
Generators/Feeders	5	6	1
Transformers	4	7	0
Loads	12	29	32
Slack bus	1	1	1
PV buses	2,3,6,8	2,5,8,11,13	0
PQ buses	4,5,7,9,10,11,12,13,14	3,4,6,7,9,10,12,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,27,28,29,30	2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,27,28,29,30,31,32,33

IEEE 14-bus system considered a total load of 362.6 MW and 113.96 MVAR and a total generation of 392.05 MW and 205.54 MVAR. Voltage limits at load buses were considered as 5% of rated voltage or  $V_{Min}=0.95$  p.u. and  $V_{Max}=1.05$  p.u. Fig. 1 shows the IEEE 14-bus system used to evaluate location and size of DG and reduce power losses in a meshed transmission and distribution network.

IEEE 30-bus power system considered a total load of 1892 MW and 1252 MVAR and a total generation of 1989 MW and 1352.7 MVAR. Voltage limits at load buses were considered as 5% of rated voltage or  $V_{Min}=0.95$  p.u. and  $V_{Max}=1.05$  p.u. Fig. 2 shows the IEEE 30-bus system used to evaluate location and size of DG and reduce power losses in a meshed transmission and distribution network.

IEEE 33-node test feeder considered a total load of 3715 KW and 2300 KVAR and a total generation 3926 KW and 2443 KVAR. Voltage limits at load buses were considered as 10% of rated voltage or  $V_{Min}=0.9$  p.u. and  $V_{Max}=1.1$  p.u. Fig. 3 shows the IEEE 33-node system used to evaluate location and size of DG and reduce power losses in a radial distribution

network.

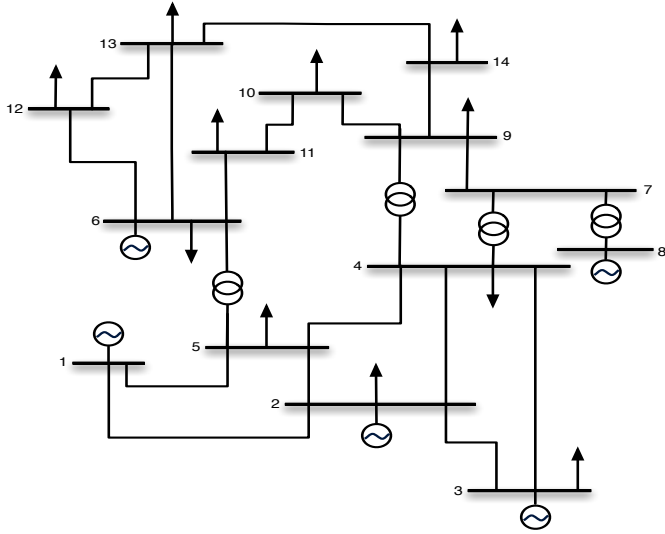


Fig. 1. IEEE 14-bus power system [33]

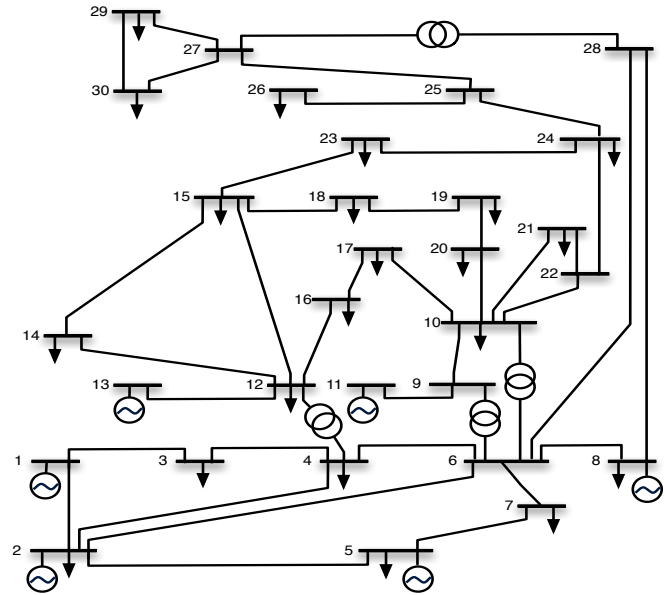


Fig. 2. IEEE 30-bus power system [33]

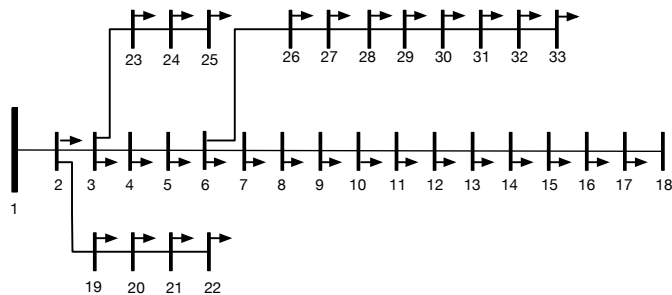


Fig. 3. IEEE 33-node test feeder

### B. Distributed Generation Models

Real and reactive power injection models were used to represent distributed generation in the PQ buses. Generators are installed in the network with a switch to represent the operating states. The generation model evaluate the size and position for all the iterations in the metaheuristics as defined in (9) and (10).

$$P_{DGi} = (P_{DGi} + \Delta P_{DGi}) * s_i \quad (9)$$

$$Q_{DGi} = (Q_{DGi} + \Delta Q_{DGi}) * s_i \quad (10)$$

where  $P_{DGi}$  and  $Q_{DGi}$  are the real and reactive power compensated from distributed generators.  $\Delta P_{DGi}$  and  $\Delta Q_{DGi}$  are the changes in real and reactive power to represent variation during the search.  $s_i$  is the state of the switch with binary combination for each generator as [0, 1]. The state 0 represents a generator off and 1 a generator supplying real and reactive power at bus  $i$ .

All generators were considered to supply a maximum real power with a power factor 0.95 for the meshed distribution systems and a maximum real power with power factor of 0.98 for the radial distribution network. Real and reactive power constraints were considered as defined in (11) and (12).

$$0 \leq P_{DGi} \leq P_{DGi}^{Max} \quad (11)$$

$$0 \leq Q_{DGi} \leq Q_{Gi}^{Max} \quad (12)$$

Where,  $P_{DGi}^{Max}$  is the maximum real power of a generator at node  $i$ , and  $Q_{Gi}^{Max}$  is the maximum reactive power of generator at node  $i$  calculated with the maximum power factor  $P_{DGi}^{Max} * \tan(\phi)$ .

### C. Simulations

Five cases were defined in this work to test PSO and BA with maximum real power, maximum reactive power and from 1 to 5 distributed generators. Table 2 shows the five cases evaluated in this paper, the maximum active power  $P_{Gi}$ , the maximum reactive power  $Q_{Gi}$ , the maximum total real power  $P_T$ , and the maximum total reactive power  $Q_T$ .

TABLE II  
CASES FOR THE MESH POWER SYSTEMS

Case	$P_{Gi}^{Max}$ (MW)	$Q_{Gi}^{Max}$ (MVAR)	$P_T$ (MW) 1-5 Gen	$Q_T$ (MVAR) 1-5 Gen
1	5	1.643	5-25	1.643-8.215
2	10	3.286	10-50	3.286-16.430
3	20	6.573	20-100	6.573-32.865
4	30	9.860	30-150	9.860-49.300
5	40	13.147	40-200	13.147-65.735

Five cases were defined in this work to test PSO and BA in

a radial distribution network with maximum real power, maximum reactive power and from 1 to 5 distributed generators. Table 3 shows the five cases evaluated in this paper, the maximum active power  $P_{Gi}$ , the maximum reactive power  $Q_{Gi}$ , the maximum total real power  $P_T$ , and the maximum total reactive power  $Q_T$ .

TABLE III  
CASES FOR THE RADIAL DISTRIBUTION SYSTEM

Case	$P_{Gi}$ Max (KW)	$Q_{Gi}$ Max (KVAR)	$P_T$ (KW) 1-5 Gen	$Q_T$ (KVAR) 1-5 Gen
1	500	164	500-2500	164-820
2	750	246	750-3750	246-1230
3	1000	328	1000-5000	328-1640
4	1500	493	1500-7500	493-2465
5	2000	657	2000-10000	657-3285

The best size of generators to reduce power losses is searched changing the real and reactive power between the limits specified in (11) and (12). The maximum compensation during the search will be  $P_T$  and  $Q_T$  according to the number of generators defined to locate.

## V. RESULTS AND DISCUSSION

PSO and BA were compared to determine the best solutions of both algorithms when locating and sizing distributed generation. Moreover, convergence of algorithms, voltage

magnitudes, and the power losses reduction are shown for a study case.

### A. PSO and BA comparisons

Tables 4, 5 and 6 show the results of location and size of DG for the five cases defined in Table 2 and 3 and all generators installed in the IEEE 14-bus, the IEEE 30-bus and IEEE 33-node systems, respectively.

BA found better location and size of DG for meshed and radial distribution systems. With BA, power losses were more reduced and the solutions were consistent according to the number, capacity and location of generators. BA found greater power generation to supply at each node than the PSO.

PSO was not able to find good solution for some cases in the three power systems, especially for the large capacities and the maximum number of generators tested in this work. This is due to the solution space to generate particles and move between the minimum and maximum limits. Some solutions were not consistent for this algorithm when changing number and size of generators.

For the cases with large maximum capacities of generation, algorithms found compensations according to the maximum power inclusions of each node. The results show that power generation was obtained lower to the maximum power generation available for each node. For these cases, different solutions were found due to the possible combination of real, reactive power and number of nodes of each power system.

TABLE IV  
LOCATION AND SIZE OF DG USING PSO AND BA IN THE IEEE 14-BUS POWER SYSTEM

Case	Num Gen	PSO				BA			
		Ptot (MW)	Qtot (MVAR)	Buses	Ploss (MW)	Ptot (MW)	Qtot (MVAR)	Buses	Ploss (MW)
0	0	0.00	0.00	0	29.56	0.00	0.00	0	29.56
1	1	4.92	0.47	14	28.39	5.00	1.64	14	28.33
	2	9.67	1.77	4 14	27.58	10.00	3.29	10 14	27.41
	3	12.74	3.39	5 13 14	27.11	15.00	4.93	9 10 14	26.53
	4	15.94	4.16	4 5 13 14	26.63	20.00	6.57	9 10 13 14	25.67
	5	20.66	3.86	4 7 10 11 13	25.86	25.00	8.22	7 9 10 13 14	24.85
2	1	9.98	0.10	14	27.39	10.00	3.29	14	27.30
	2	16.93	2.72	9 11	26.56	20.00	6.57	10 14	25.54
	3	24.38	5.44	7 11 14	25.01	30.00	9.86	9 10 14	23.91
	4	34.97	9.06	4 9 11 13	23.63	40.00	13.15	4 9 10 14	22.40
	5	35.08	11.87	14 10 5 9 11	23.35	50.00	16.43	4 5 9 10 14	21.17
3	1	19.04	1.36	14	25.74	20.00	6.57	14	25.46
	2	36.75	0.45	10 13	23.44	40.00	12.95	14 7	22.33
	3	56.20	2.31	4 7 14	20.28	60.00	16.43	4 10 14	19.52
	4	61.84	17.18	4 5 7 10	20.06	80.00	10.90	4 14 9 10	17.19
	5	75.94	11.75	4 7 5 10 13	18.39	100.00	14.76	4 5 7 11 13	15.93
4	1	27,30	5,36	14	24,36	30,00	5,32	14	23,9754
	2	55,01	8,68	4 10	20,88	60,00	9,86	4 14	19,758
	3	66,84	13,22	4 7 5	19,59	90,00	19,72	4 5 14	16,6124
	4	68,56	18,81	4 5 7 14	18,95	110,88	9,86	4 9 10 14	16,0347
	5	75,82	15,23	4 7 9 10 11	17,98	77,05	17,56	4 5 9 10 11	16,0322
5	1	39,78	2,86	14	22,79	40,00	2,90	14	22,7631
	2	63,30	14,98	4 10	19,74	80,00	15,53	4 9	17,42
	3	76,79	10,68	5 11 14	18,60	120,00	26,29	4 5 14	14,12
	4	49,13	14,71	5 7 9 13	21,80	94,03	23,39	4 5 9 14	13,3
	5	82,00	15,49	4 5 7 11 13	17,30	100,21	16,32	4 5 7 10 14	15,25

TABLE V  
LOCATION AND SIZE OF DG USING PSO AND BA IN THE IEEE 30-BUS POWER SYSTEM

Case	Num Gen	PSO				BA			
		Ptot (MW)	Qtot (MVAR)	Buses	Ploss (MW)	Ptot (MW)	Qtot (MVAR)	Buses	Ploss (MW)
0	0	0.00	0.00	0	9.71	0.00	0.00	0	9.71
1	1	4.99	1.59	29	9.08	5.00	1.64	30	8.98
	2	9.96	1.93	10 29	8.62	10.00	3.29	24 30	8.36
	3	12.06	2.52	14 24 30	8.21	15.00	4.93	19 24 30	7.78
	4	13.97	3.29	7 17 25 30	8.12	20.00	6.57	19 24 26 30	7.26
	5	17.55	3.88	9 16 26 29 30	7.73	25.00	8.22	20 21 23 24 30	6.82
2	1	9.99	3.21	29	8.61	10.00	3.29	30	8.44
	2	16.30	2.00	18 30	7.75	20.00	6.57	19 30	7.32
	3	28.31	6.70	10 15 25	6.98	30.00	9.86	19 24 30	6.30
	4	35.38	4.96	19 20 29 30	6.26	40.00	13.15	19 22 24 30	5.47
	5	43.63	9.81	3 20 23 27 30	5.73	50.00	16.43	19 22 23 24 30	4.75
3	1	15.93	4.35	24	7.93	20.00	6.57	24	7.56
	2	36.65	5.19	23 28	6.40	40.00	13.15	19 24	5.84
	3	48.68	6.12	16 19 24	5.43	60.00	16.64	19 24 30	4.47
	4	65.98	8.60	4 16 20 28	4.72	80.00	26.29	15 19 21 30	3.39
	5	77.86	12.09	7 16 19 27 30	3.81	100.00	32.87	9 12 19 22 30	2.68
4	1	27.64	7.84	25	7.56	30.00	9.86	24	6.87
	2	53.36	16.24	15 28	5.37	60.00	19.72	15 21	4.84
	3	65.92	16.48	6 15 27	4.71	90.00	29.58	15 21 28	3.29
	4	104.41	20.87	15 16 25 28	3.38	120.00	39.44	10 15 21 27	2.34
	5	99.89	22.02	6 7 21 24 25	3.09	150.00	49.30	4 7 15 21 28	1.90
5	1	37.42	5.97	24	6.57	40.00	13.15	21	6.28
	2	71.09	13.43	17 24	4.71	80.00	22.14	21 28	3.97
	3	84.52	34.58	6 19 22	3.62	120.00	39.44	15 21 28	2.60
	4	115.31	20.41	7 15 25 28	2.88	152.19	44.78	6 15 21 28	2.10
	5	132.38	33.41	4 6 12 28 23	2.57	151.04	45.27	7 12 17 19 30	1.93

TABLE VI  
LOCATION AND SIZE OF DG USING PSO AND BA IN THE IEEE 33-NODE TEST FEEDER

IEEE33									
Case	Num Gen	PSO				BAT			
		Ptot (KW)	Qtot (KVAR)	Nodes	Ploss (KW)	Ptot (KW)	Qtot (KVAR)	Nodes	Ploss (KW)
0	0	0.00	0.00	0	210.99	0.00	0.00	0	210.99
1	1	493	100	13	147.40	500	102	14	146.00
	2	979	203	15 30	100.70	1000	203	12 30	98.44
	3	1182	240	11 18 27	100.00	1500	305	17 31 32	74.80
	4	1301	264	12 16 29 31	80.10	2000	406	7 10 15 29	62.40
	5	1944	395	15 18 20 28 32	67.10	2500	508	12 16 24 26 33	47.90
2	1	750	152	32	133.10	750	152	14	127.80
	2	1288	262	13 33	82.50	1500	305	18 31	78.60
	3	1569	319	14 24 32	70.50	2250	457	7 13 31	52.90
	4	2653	539	3 14 19 32	67.10	2998	609	4 13 27 32	47.70
	5	2567	521	12 16 24 26 29	52.00	3622	735	15 19 25 28 33	41.10
3	1	930	189	14	119.90	1000	203	11	117.00
	2	1714	348	6 14	86.20	1851	376	16 29	66.70
	3	2369	481	32 26 18	57.00	2687	546	18 24 33	55.00
	4	2329	473	25 33 16 8	52.30	3107	631	13 24 28 31	41.20
	5	3550	721	2 23 30 16 27	45.00	3195	649	8 17 24 27 32	39.40
4	1	1417	288	9	105.60	1500	305	30	101.90
	2	1814	368	14 30	64.00	2419	491	12 28	62.30
	3	2695	547	11 24 32	57.30	3061	622	9 25 32	48.10
	4	3104	630	11 24 26 30	43.30	3224	655	17 25 27 30	41.60
	5	3695	750	5 9 18 25 30	47.80	3284	667	6 10 24 30 32	40.30
5	1	1996	405	7	96.80	2000	406	27	96.60
	2	2884	586	8 29	67.10	2274	462	12 30	58.20
	3	2068	420	14 25 32	55.80	3087	627	17 24 29	47.30
	4	3224	655	12 13 23 31	55.40	3382	688	6 15 25 30	38.50
	5	4845	984	2 9 19 23 30	52.50	3427	696	6 12 24 26 29	42.60

Fig. 4 shows the convergence to the minimum power losses using BA and PSO. This figure shows that BA found better solutions after each solution and iterations, while PSO found a local solution and not other reduction is achieved for the rest of evaluations.

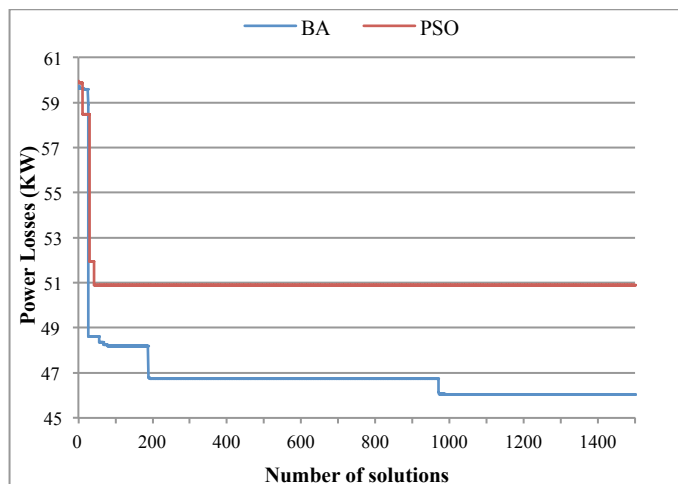


Fig. 4. BA and PSO convergences for case 4 with 4 generators

Fig. 5, 6 and 7 show the voltage profiles for the base and the five cases studied in the IEEE 14-bus, IEEE 30-bus and IEEE 33-node systems, respectively. For these tests, 4 generators were located using BA and the results were presented in Tables 4, 5 and 6.

Location of distributed generation for small power compensation was achieved with no voltage limits problems. Voltage profiles were improved for all cases tested in different power systems. For large power compensation the power was distributed to meet voltage limits.

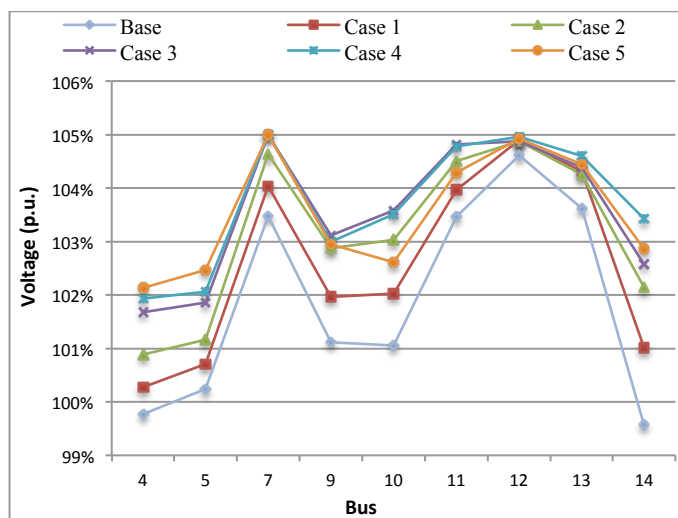


Fig. 5. Voltage before and after location of DG for IEEE 14-bus

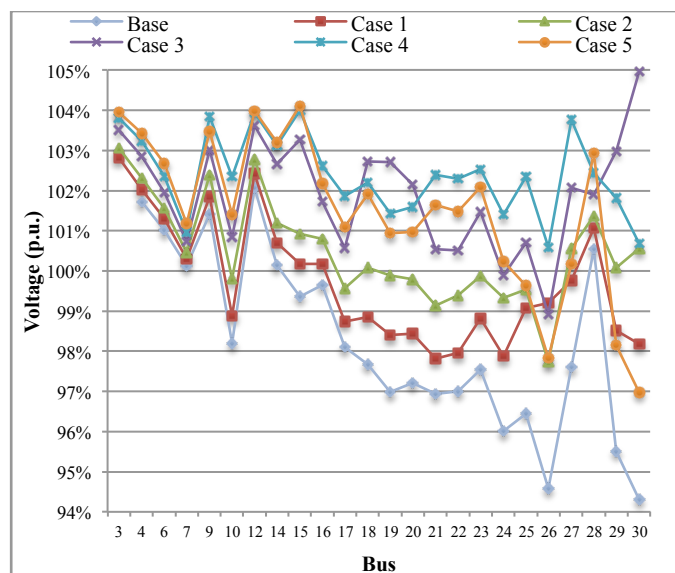


Fig. 6. Voltage before and after location of DG for IEEE 30-bus

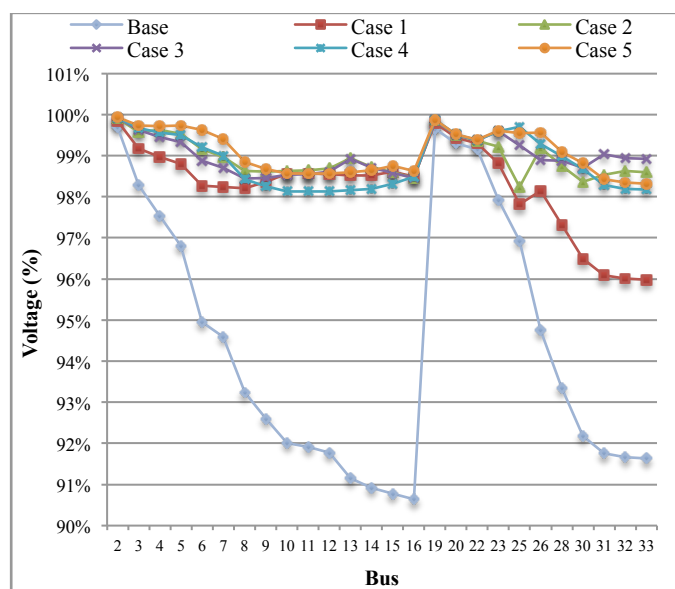


Fig. 7. Voltage before and after location of DG for IEEE 33-node

Fig. 8, 9 and 10 show the power losses reduction according to the number of generators located in the system using BA, for IEEE 14-bus, IEEE 30-bus and IEEE 33-node systems, respectively.

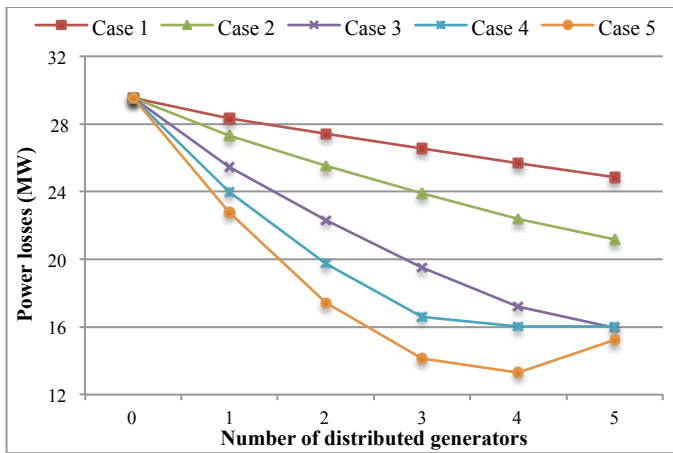


Fig. 8. Power losses reduction using BA for the IEEE 14-bus

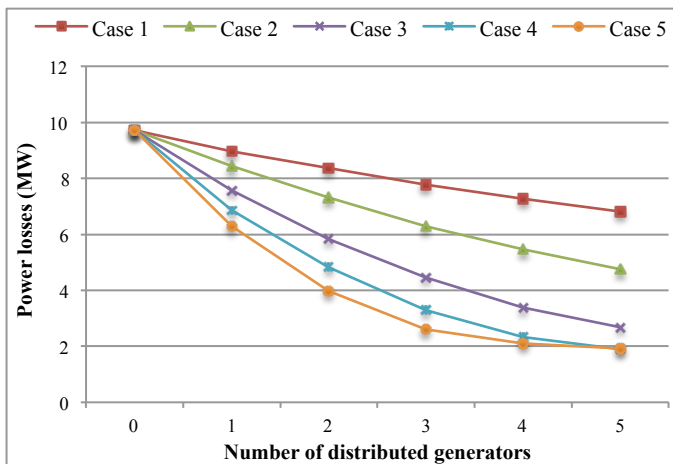


Fig. 9. Power losses reduction using BA for the IEEE 30-bus

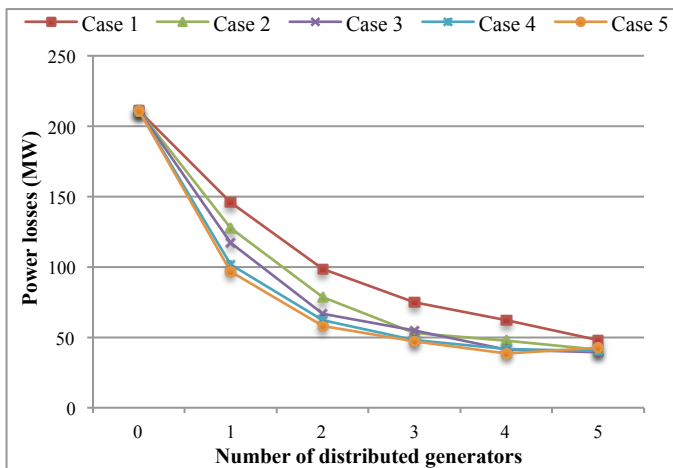


Fig. 10. Power losses reduction using BA for the IEEE 33-node test feeder

For all cases, real power losses were reduced according to the number, capacities and locations of generators. Fig. 8, 9 and 10 show that a maximum inclusion of power was found, but the optimum solution was difficult to find for greater capacities and number of generators, due to the number of possible combinations.

## VI. CONCLUSION

Bat-inspired and Particle Swarm Optimization algorithms were used to find location and size of DG. BA showed better results for minimizing power losses for the five cases with different number of generators. BA obtained consistent results for minimizing power losses when changing size, locations, and number of generators. Some few problems with BA were found when searching for the minimum power losses at the maximum power inclusion capacity, especially for cases using greater size and number of generators. BA allows adjusting parameters to find better solutions for the different power systems, but a robust test is needed to determine convergence to the global optimum.

## ACKNOWLEDGMENT

Authors would like to thank to Universidad del Norte, Barranquilla and the Power System Research Group GISEL for the support with valuable information for this research.

## REFERENCES

- [1] L. Ramesh, S. P. Chowdhury, S. Chowdhury, A. A. Natarajan, and C. T. Gaunt, "Minimization of Power Loss in Distribution Networks by Different Techniques," in *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2009.
- [2] G. Naik, D. K. Khatod, and M. P. Sharma, "Optimal Allocation of Distributed Generation in Distribution System for Loss Reduction," in *International Proceedings of Computer Science and Information Technology IPCSIT*, 2012.
- [3] A. K. Singh and S. K. Parida, "Selection of load buses for DG placement based on loss reduction and voltage improvement sensitivity," in *2011 International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives*, 2011, pp. 1–6.
- [4] Y. M. Atwa, E. F. El-Saadany, M. M. A. Salama, and R. Seethapathy, "Optimal Renewable Resources Mix for Distribution System Energy Loss Minimization," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 25, no. 1, pp. 360–370, Feb. 2010.
- [5] D. Q. Hung, N. Mithulananthan, and R. C. Bansal, "Analytical strategies for renewable distributed generation integration considering energy loss minimization," *Appl. Energy*, vol. 105, pp. 75–85, 2013.
- [6] M. F. Shaaban and E. F. El-Saadany, "Optimal allocation of renewable DG for reliability improvement and losses reduction," in *2012 IEEE Power and Energy Society General Meeting*, 2012, pp. 1–8.
- [7] M. H. Albadi, A. S. Al-Hinai, N. N. Al-Abri, Y. H. Al-Busafi, and R. S. Al-Sadairi, "Optimal Allocation of Renewable-Based DG Resources in Rural Areas Using Genetic Algorithms," in *2012 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference*, 2012, pp. 1–4.
- [8] M. Al Riyami, F. Al Khalasi, A. Al Hinai, M. Al Shuraiqi, and M. Bouzguenda, "Power losses reduction using solar photovoltaic generation in the rural grid of Hij-Oman," in *2010 IEEE International Energy Conference*, 2010, pp. 553–557.
- [9] X. Chen and W. Gao, "Effects of Distributed Generation on power loss, loadability and stability," in *IEEE SoutheastCon 2008*, 2008, pp. 468 – 473.
- [10] D. D. Wu, M. Junjie, W. Yulong, and L. Yang, "Size and Location of Distributed Generation in Distribution System Based on Immune Algorithm," *Syst. Eng. Procedia*, vol. 4, pp. 124–132, 2012.

- [11] D. Zhang, Z. Fu, and L. Zhang, "Joint Optimization for Power Loss Reduction in Distribution Systems," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 23, no. 1, pp. 161–169, Feb. 2008.
- [12] Y.-K. Wu, C.-Y. Lee, L.-C. Liu, and S.-H. Tsai, "Study of Reconfiguration for the Distribution System With Distributed Generators," *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 25, no. 3, pp. 1678–1685, Jul. 2010.
- [13] R. S. Rao, K. Ravindra, K. Satish, and S. V. L. Narasimham, "Power Loss Minimization in Distribution System Using Network Reconfiguration in the Presence of Distributed Generation," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 1, pp. 317–325, Feb. 2013.
- [14] A. Hajizadeh and E. Hajizadeh, "PSO-Based Planning of Distribution Systems with Distributed Generations," in *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2008.
- [15] M. P. Lalitha, V. C. V. Reddy, and V. Usha, "Optimal DG Placement for Minimum Real Power Loss in Radial Distribution Systems using PSO," *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 13, no. 2, pp. 107–116, 2010.
- [16] S. Kansal, B. B. R. Sai, B. Tyagi, and V. Kumar, "Optimal placement of distributed generation in distribution networks," *Int. J. Eng. Sci. Technol.*, vol. 3, no. 3, pp. 47–55, 2011.
- [17] L. Wang and C. Singh, "Reliability-Constrained Optimum Placement of Reclosers and Distributed Generators in Distribution Networks Using an Ant Colony System Algorithm," *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Part C (Applications Rev.)*, vol. 38, no. 6, pp. 757–764, Nov. 2008.
- [18] D. Gautam and N. Mithulananthan, "Optimal DG placement in deregulated electricity market," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 77, no. 12, pp. 1627–1636, 2007.
- [19] D. Q. Hung, N. Mithulananthan, and R. C. Bansal, "Analytical Expressions for DG Allocation in Primary Distribution Networks," *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 25, no. 3, pp. 814–820, Sep. 2010.
- [20] C. Wang and M. H. Nehrir, "Analytical Approaches for Optimal Placement of Distributed Generation Sources in Power Systems," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 19, no. 4, pp. 2068–2076, Nov. 2004.
- [21] J.-H. Teng, T.-S. Luor, and Y.-H. Liu, "Strategic distributed generator placements for service reliability improvements," in *IEEE Power Engineering Society Summer Meeting*, 2002, vol. 2, pp. 719–724.
- [22] C. L. T. Borges and D. M. Falcão, "Optimal distributed generation allocation for reliability, losses, and voltage improvement," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 28, no. 6, pp. 413–420, 2006.
- [23] M. F. Shaaban, Y. M. Atwa, and E. F. El-Saadany, "DG Allocation for Benefit Maximization in Distribution Networks," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 2, pp. 1–1, May 2012.
- [24] G. Celli, E. Ghiani, S. Mocci, and F. Pilo, "A Multiobjective Evolutionary Algorithm for the Sizing and Siting of Distributed Generation," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 20, no. 2, pp. 750–757, May 2005.
- [25] T. Sutthibun and P. Bhasaputra, "Multi-objective optimal distributed generation placement using simulated annealing," in *International Conference on Electrical Engineering/Electronics Computer Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)*, 2010, pp. 810–813.
- [26] A. I. Aly, Y. G. Hegazy, and M. A. Alsharkawy, "A simulated annealing algorithm for multi-objective distributed generation planning," in *IEEE PES General Meeting*, 2010, pp. 1–7.
- [27] N. Ghadimi and R. Ghadimi, "Optimal Allocation of Distributed Generation and Capacitor Banks in Order to Loss Reduction in Reconfigured System," *Res. J. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 4, no. 9, pp. 1099–1104, 2012.
- [28] K. Nara, Y. Hayashi, K. Ikeda, and T. Ashizawa, "Application of tabu search to optimal placement of distributed generators," in *2001 IEEE Power Engineering Society Winter Meeting. Conference Proceedings (Cat. No.01CH37194)*, 2001, vol. 2, pp. 918–923.
- [29] M. Mokhtari Fard, R. Noroozian, and S. Molaei, "Determining the optimal placement and capacity of DG in intelligent distribution networks under uncertainty demands by COA," in *2nd Iranian Conference on Smart Grids (ICSG)*, 2012, pp. 1–8.
- [30] W.-S. Tan, M. Y. Hassan, M. S. Majid, and H. Abdul Rahman, "Optimal distributed renewable generation planning: A review of different approaches," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 18, pp. 626–645, 2013.
- [31] F. van den Bergh and A. P. Engelbrecht, "A new locally convergent particle swarm optimiser," in *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, vol. vol.3, p. 6.
- [32] X.-S. Yang, "A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm," in *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO 2010) SE - 6*, vol. 284, J. González, D. Pelta, C. Cruz, G. Terrazas, and N. Krasnogor, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2010, pp. 65–74.
- [33] U. of Washington, "Power Systems Test Case Archive." [Online]. Available: <http://www.ee.washington.edu/research/pstca/>.



SOLICITAR ACCESO DE EDICIÓN

# ASPECTOS NEGATIVOS A NIVEL AMBIENTAL Y SOCIAL DE LAS ENERGÍAS RENOVABLES

Esta encuesta busca identificar y priorizar los principales efectos negativos que ocasionan la generación solar fotovoltaica y la generación eólica

\*Obligatorio

## IMPACTO DE LA GENERACIÓN SOLAR FOTOVOLTAICA \*

Por favor evalúe el nivel de impacto de cada aspecto para el caso de la generación solar fotovoltaica

	Bajo nivel de impacto	Medio nivel de impacto	Alto nivel de impacto
Desechos de metales pesados en la fabricación	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ocupación de terrenos	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Impacto visual	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Baja aceptación social de comunidades aledañas	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>



## IMPACTO DE LA GENERACIÓN EÓLICA \*

Por favor evalúe el nivel de impacto de cada aspecto para el caso de la generación eólica

	Bajo nivel de impacto	Medio nivel de impacto	Alto nivel de impacto
Ocupación de terrenos	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Perturbación de hábitats	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Impacto visual	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ruido	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Baja aceptación de comunidades aledañas	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Si considera que otros aspectos negativos a nivel ambiental o social de la generación renovable deberían considerarse en este estudio, por favor descríbalos especificando si aplican a generación solar o eólica y su nivel de impacto.

Tu respuesta

Página 1 de 1

ENVIAR

Nunca envíes contraseñas a través de Formularios de Google.

---

Este formulario se creó en Universidad de Córdoba. Informar sobre abusos - Condiciones del servicio - Otros términos

Google Forms



## PROBLEMA DE 33 NODOS

Bus.con = [ ...

1 12.66 1 0 1 1;  
2 12.66 1 0 1 1;  
3 12.66 1 0 1 1;  
4 12.66 1 0 1 1;  
5 12.66 1 0 1 1;  
6 12.66 1 0 1 1;  
7 12.66 1 0 1 1;  
8 12.66 1 0 1 1;  
9 12.66 1 0 1 1;  
10 12.66 1 0 1 1;  
11 12.66 1 0 1 1;  
12 12.66 1 0 1 1;  
13 12.66 1 0 1 1;  
14 12.66 1 0 1 1;  
15 12.66 1 0 1 1;  
16 12.66 1 0 1 1;  
17 12.66 1 0 1 1;  
18 12.66 1 0 1 1;  
19 12.66 1 0 1 1;  
20 12.66 1 0 1 1;  
21 12.66 1 0 1 1;  
22 12.66 1 0 1 1;  
23 12.66 1 0 1 1;  
24 12.66 1 0 1 1;  
25 12.66 1 0 1 1;  
26 12.66 1 0 1 1;  
27 12.66 1 0 1 1;  
28 12.66 1 0 1 1;

29 12.66 1 0 1 1;  
30 12.66 1 0 1 1;  
31 12.66 1 0 1 1;  
32 12.66 1 0 1 1;  
33 12.66 1 0 1 1;

];

SW.con = [ ...

1 100 12.66 1.0000 0.00000 1.50000 -1.50000 1.1 0.9 1 1];

PQ.con = [ ...

2 100 12.66 0.001 0.0006 1.1 0.9 0 1;  
3 100 12.66 0.0009 0.0004 1.1 0.9 0 1;  
4 100 12.66 0.0012 0.0008 1.1 0.9 0 1;  
5 100 12.66 0.0006 0.0003 1.1 0.9 0 1;  
6 100 12.66 0.0006 0.0002 1.1 0.9 0 1;  
7 100 12.66 0.002 0.001 1.1 0.9 0 1;  
8 100 12.66 0.002 0.001 1.1 0.9 0 1;  
9 100 12.66 0.0006 0.0002 1.1 0.9 0 1;  
10 100 12.66 0.0006 0.0002 1.1 0.9 0 1;  
11 100 12.66 0.00045 0.0003 1.1 0.9 0 1;  
12 100 12.66 0.0006 0.00035 1.1 0.9 0 1;  
13 100 12.66 0.0006 0.00035 1.1 0.9 0 1;  
14 100 12.66 0.0012 0.0008 1.1 0.9 0 1;  
15 100 12.66 0.0006 0.0001 1.1 0.9 0 1;  
16 100 12.66 0.0006 0.0002 1.1 0.9 0 1;  
17 100 12.66 0.0006 0.0002 1.1 0.9 0 1;  
18 100 12.66 0.0009 0.0004 1.1 0.9 0 1;  
19 100 12.66 0.0009 0.0004 1.1 0.9 0 1;  
20 100 12.66 0.0009 0.0004 1.1 0.9 0 1;  
21 100 12.66 0.0009 0.0004 1.1 0.9 0 1;

```

22  100  12.66  0.0009      0.0004      1.1  0.9  0  1;
23  100  12.66  0.0009      0.0005      1.1  0.9  0  1;
24  100  12.66  0.0042      0.002  1.1  0.9  0  1;
25  100  12.66  0.0042      0.002  1.1  0.9  0  1;
26  100  12.66  0.0006      0.00025     1.1  0.9  0  1;
27  100  12.66  0.0006      0.00025     1.1  0.9  0  1;
28  100  12.66  0.0006      0.0002      1.1  0.9  0  1;
29  100  12.66  0.0012      0.0007      1.1  0.9  0  1;
30  100  12.66  0.002  0.006  1.1  0.9  0  1;
31  100  12.66  0.0015      0.0007      1.1  0.9  0  1;
32  100  12.66  0.0021      0.001  1.1  0.9  0  1;
33  100  12.66  0.0006      0.0004      1.1  0.9  0  1;
];

```

Line.con = [ ...

```

1   2   100  12.66  60   0   0   0.0575259120.0293244890.00000
    0   0   0   0   0   0   1;
2   3   100  12.66  60   0   0   0.3075951670.15666764  0.00000
    0   0   0   0   0   0   1;
3   4   100  12.66  60   0   0   0.2283566560.1162996740.00000
    0   0   0   0   0   0   1;
4   5   100  12.66  60   0   0   0.2377779280.1211038990.00000
    0   0   0   0   0   0   1;
5   6   100  12.66  60   0   0   0.5109948110.4411151790.00000
    0   0   0   0   0   0   1;
6   7   100  12.66  60   0   0   0.1167988140.3860849690.00000
    0   0   0   0   0   0   1;
7   8   100  12.66  60   0   0   1.0677857390.7706101240.00000
    0   0   0   0   0   0   1;
8   9   100  12.66  60   0   0   0.6426430470.4617047140.00000
    0   0   0   0   0   0   1;

```

9	10	100	12.66	60	0	0	0.6513780010.4617047140.00000
	0	0	0	0	0	1;	
10	11	100	12.66	60	0	0	0.1226637120.0405551440.00000
	0	0	0	0	0	1;	
11	12	100	12.66	60	0	0	0.2335976280.0772419510.00000
	0	0	0	0	0	1;	
12	13	100	12.66	60	0	0	0.9159223240.7206337080.00000
	0	0	0	0	0	1;	
13	14	100	12.66	60	0	0	0.3379179360.4447963380.00000
	0	0	0	0	0	1;	
14	15	100	12.66	60	0	0	0.3687398460.3281847020.00000
	0	0	0	0	0	1;	
15	16	100	12.66	60	0	0	0.4656354430.3400392820.00000
	0	0	0	0	0	1;	
16	17	100	12.66	60	0	0	0.8042396971.0737754220.00000
	0	0	0	0	0	1;	
17	18	100	12.66	60	0	0	0.4567133110.3581331160.00000
	0	0	0	0	0	1;	
2	19	100	12.66	60	0	0	0.1023237470.0976443080.00000
	0	0	0	0	0	1;	
19	20	100	12.66	60	0	0	0.9385084190.8456683360.00000
	0	0	0	0	0	1;	
20	21	100	12.66	60	0	0	0.2554974060.2984858580.00000
	0	0	0	0	0	1;	
21	22	100	12.66	60	0	0	0.4423006370.5848051730.00000
	0	0	0	0	0	1;	
3	23	100	12.66	60	0	0	0.28151509 0.1923561670.00000
	0	0	0	0	0	1;	
23	24	100	12.66	60	0	0	0.5602849090.4424254220.00000
	0	0	0	0	0	1;	

```

24  25  100  12.66 60  0  0  0.5590370590.43743402 0.00000
    0  0  0  0  0  0  1;
6   26  100  12.66 60  0  0  0.1266568340.0645138750.00000
    0  0  0  0  0  0  1;
26  27  100  12.66 60  0  0  0.1773195670.0902819890.00000
    0  0  0  0  0  0  1;
27  28  100  12.66 60  0  0  0.6607368810.5825590420.00000
    0  0  0  0  0  0  1;
28  29  100  12.66 60  0  0  0.5017607170.4371220570.00000
    0  0  0  0  0  0  1;
29  30  100  12.66 60  0  0  0.3166420840.1612846870.00000
    0  0  0  0  0  0  1;
30  31  100  12.66 60  0  0  0.6079528010.6008400530.00000
    0  0  0  0  0  0  1;
31  32  100  12.66 60  0  0  0.1937288020.2257985620.00000
    0  0  0  0  0  0  1;
32  33  100  12.66 60  0  0  0.2127585230.3308051880.00000
    0  0  0  0  0  0  1;

```

```
];
```

```
Supply.con = [ ...
```

```
1 100 0 9.9 9.9 0 200 100 0.2 0 0 0 0 0 1 1.5 -1.5 0 0 1;
```

```
];
```

```
Bus.names = { ...
```

```
'Bus1'; 'Bus2'; 'Bus3'; 'Bus4'; 'Bus5';
```

```
'Bus6'; 'Bus7'; 'Bus8'; 'Bus9'; 'Bus10';
```

```
'Bus11'; 'Bus12'; 'Bus13'; 'Bus14'; 'Bus15';
```

'Bus16';'Bus17';'Bus18';'Bus19';'Bus20';  
'Bus21';'Bus22';'Bus23';'Bus24';'Bus25';  
'Bus26';'Bus27';'Bus28';'Bus29';'Bus30';  
'Bus31';'Bus32';'Bus33'};



## PROBLEMA 69 NODOS

Bus.con = [ ...

1 12.66 1 0 1 1;  
2 12.66 1 0 1 1;  
3 12.66 1 0 1 1;  
4 12.66 1 0 1 1;  
5 12.66 1 0 1 1;  
6 12.66 1 0 1 1;  
7 12.66 1 0 1 1;  
8 12.66 1 0 1 1;  
9 12.66 1 0 1 1;  
10 12.66 1 0 1 1;  
11 12.66 1 0 1 1;  
12 12.66 1 0 1 1;  
13 12.66 1 0 1 1;  
14 12.66 1 0 1 1;  
15 12.66 1 0 1 1;  
16 12.66 1 0 1 1;  
17 12.66 1 0 1 1;  
18 12.66 1 0 1 1;  
19 12.66 1 0 1 1;  
20 12.66 1 0 1 1;  
21 12.66 1 0 1 1;  
22 12.66 1 0 1 1;  
23 12.66 1 0 1 1;  
24 12.66 1 0 1 1;  
25 12.66 1 0 1 1;  
26 12.66 1 0 1 1;  
27 12.66 1 0 1 1;  
28 12.66 1 0 1 1;

29 12.66 1 0 1 1;  
30 12.66 1 0 1 1;  
31 12.66 1 0 1 1;  
32 12.66 1 0 1 1;  
33 12.66 1 0 1 1;  
34 12.66 1 0 1 1;  
35 12.66 1 0 1 1;  
36 12.66 1 0 1 1;  
37 12.66 1 0 1 1;  
38 12.66 1 0 1 1;  
39 12.66 1 0 1 1;  
40 12.66 1 0 1 1;  
41 12.66 1 0 1 1;  
42 12.66 1 0 1 1;  
43 12.66 1 0 1 1;  
44 12.66 1 0 1 1;  
45 12.66 1 0 1 1;  
46 12.66 1 0 1 1;  
47 12.66 1 0 1 1;  
48 12.66 1 0 1 1;  
49 12.66 1 0 1 1;  
50 12.66 1 0 1 1;  
51 12.66 1 0 1 1;  
52 12.66 1 0 1 1;  
53 12.66 1 0 1 1;  
54 12.66 1 0 1 1;  
55 12.66 1 0 1 1;  
56 12.66 1 0 1 1;  
57 12.66 1 0 1 1;  
58 12.66 1 0 1 1;  
59 12.66 1 0 1 1;

60 12.66 1 0 1 1;  
61 12.66 1 0 1 1;  
62 12.66 1 0 1 1;  
63 12.66 1 0 1 1;  
64 12.66 1 0 1 1;  
65 12.66 1 0 1 1;  
66 12.66 1 0 1 1;  
67 12.66 1 0 1 1;  
68 12.66 1 0 1 1;  
69 12.66 1 0 1 1;  
];

SW.con = [ ...

1 100 12.66 1.0000 0.00000 1.50000 -1.50000 1.1 0.9 1 1];

PQ.con = [ ...

2	100	12.66	0.000000	0.000000	1.1	0.9	0	1;
3	100	12.66	0.000000	0.000000	1.1	0.9	0	1;
4	100	12.66	0.000000	0.000000	1.1	0.9	0	1;
5	100	12.66	0.000000	0.000000	1.1	0.9	0	1;
6	100	12.66	0.000026	0.000022	1.1	0.9	0	1;
7	100	12.66	0.000404	0.000300	1.1	0.9	0	1;
8	100	12.66	0.000750	0.000540	1.1	0.9	0	1;
9	100	12.66	0.000300	0.000220	1.1	0.9	0	1;
10	100	12.66	0.000280	0.000190	1.1	0.9	0	1;
11	100	12.66	0.001450	0.001040	1.1	0.9	0	1;
12	100	12.66	0.001450	0.001040	1.1	0.9	0	1;
13	100	12.66	0.000080	0.000050	1.1	0.9	0	1;
14	100	12.66	0.000080	0.000055	1.1	0.9	0	1;
15	100	12.66	0.000000	0.000000	1.1	0.9	0	1;

16	100	12.66	0.000455	0.000300	1.1	0.9	0	1;
17	100	12.66	0.000600	0.000350	1.1	0.9	0	1;
18	100	12.66	0.000600	0.000350	1.1	0.9	0	1;
19	100	12.66	0.000000	0.000000	1.1	0.9	0	1;
20	100	12.66	0.000010	0.000000	1.1	0.9	0	1;
21	100	12.66	0.001140	0.000810	1.1	0.9	0	1;
22	100	12.66	0.000050	0.000035	1.1	0.9	0	1;
23	100	12.66	0.000590	0.000420	1.1	0.9	0	1;
24	100	12.66	0.000590	0.000420	1.1	0.9	0	1;
25	100	12.66	0.000590	0.000420	1.1	0.9	0	1;
26	100	12.66	0.000590	0.000420	1.1	0.9	0	1;
27	100	12.66	0.000590	0.000420	1.1	0.9	0	1;
28	100	12.66	0.000260	0.000186	1.1	0.9	0	1;
29	100	12.66	0.000260	0.000186	1.1	0.9	0	1;
30	100	12.66	0.000000	0.000000	1.1	0.9	0	1;
31	100	12.66	0.000000	0.000000	1.1	0.9	0	1;
32	100	12.66	0.000000	0.000000	1.1	0.9	0	1;
33	100	12.66	0.000140	0.000100	1.1	0.9	0	1;
34	100	12.66	0.000195	0.000140	1.1	0.9	0	1;
35	100	12.66	0.000060	0.000040	1.1	0.9	0	1;
36	100	12.66	0.000000	0.000000	1.1	0.9	0	1;
37	100	12.66	0.000260	0.000186	1.1	0.9	0	1;
38	100	12.66	0.000000	0.000000	1.1	0.9	0	1;
39	100	12.66	0.000240	0.000170	1.1	0.9	0	1;
40	100	12.66	0.000240	0.000170	1.1	0.9	0	1;
41	100	12.66	0.000012	0.000010	1.1	0.9	0	1;
42	100	12.66	0.000000	0.000000	1.1	0.9	0	1;
43	100	12.66	0.000060	0.000043	1.1	0.9	0	1;
44	100	12.66	0.000000	0.000000	1.1	0.9	0	1;
45	100	12.66	0.000392	0.000263	1.1	0.9	0	1;
46	100	12.66	0.000392	0.000263	1.1	0.9	0	1;

```

47  100  12.66  0.000000  0.000000  1.1  0.9  0  1;
48  100  12.66  0.000790  0.000564  1.1  0.9  0  1;
49  100  12.66  0.003847  0.002745  1.1  0.9  0  1;
50  100  12.66  0.003847  0.002745  1.1  0.9  0  1;
51  100  12.66  0.000405  0.000283  1.1  0.9  0  1;
52  100  12.66  0.000036  0.000027  1.1  0.9  0  1;
53  100  12.66  0.000044  0.000035  1.1  0.9  0  1;
54  100  12.66  0.000264  0.000190  1.1  0.9  0  1;
55  100  12.66  0.000240  0.000172  1.1  0.9  0  1;
56  100  12.66  0.000000  0.000000  1.1  0.9  0  1;
57  100  12.66  0.000000  0.000000  1.1  0.9  0  1;
58  100  12.66  0.000000  0.000000  1.1  0.9  0  1;
59  100  12.66  0.001000  0.000720  1.1  0.9  0  1;
60  100  12.66  0.000000  0.000000  1.1  0.9  0  1;
61  100  12.66  0.012440  0.008880  1.1  0.9  0  1;
62  100  12.66  0.000320  0.000230  1.1  0.9  0  1;
63  100  12.66  0.000000  0.000000  1.1  0.9  0  1;
64  100  12.66  0.002270  0.001620  1.1  0.9  0  1;
65  100  12.66  0.000590  0.000420  1.1  0.9  0  1;
66  100  12.66  0.000280  0.000200  1.1  0.9  0  1;
67  100  12.66  0.000280  0.000200  1.1  0.9  0  1;
68  100  12.66  0.000180  0.000130  1.1  0.9  0  1;
69  100  12.66  0.000180  0.000130  1.1  0.9  0  1;];

```

Line.con = [ ...

```

1  2  100  12.66  60  0  0  0.000205  0.000632  0.00000
   0  0  0  0  0  0  1;
2  3  100  12.66  60  0  0  0.000305  0.000732  0.00000
   0  0  0  0  0  0  1;

```

3	4	100	12.66	60	0	0	0.000916	0.002197	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
3	28	100	12.66	60	0	0	0.002686	0.006592	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
3	36	100	12.66	60	0	0	0.002686	0.006592	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
4	5	100	12.66	60	0	0	0.015320	0.017944	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
4	47	100	12.66	60	0	0	0.002075	0.005127	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
5	6	100	12.66	60	0	0	0.223389	0.113770	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
6	7	100	12.66	60	0	0	0.232605	0.118469	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
7	8	100	12.66	60	0	0	0.056274	0.028687	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
8	9	100	12.66	60	0	0	0.030090	0.015320	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
8	51	100	12.66	60	0	0	0.056641	0.028870	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
9	10	100	12.66	60	0	0	0.499878	0.165222	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
9	53	100	12.66	60	0	0	0.106201	0.054077	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
10	11	100	12.66	60	0	0	0.114258	0.037781	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
11	12	100	12.66	60	0	0	0.434204	0.143494	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
11	68	100	12.66	60	0	0	0.122803	0.037292	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			

12	13	100	12.66	60	0	0	0.628662	0.207520	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
12	66	100	12.66	60	0	0	0.451294	0.149170	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
13	14	100	12.66	60	0	0	0.637207	0.210571	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
14	15	100	12.66	60	0	0	0.645752	0.213379	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
15	16	100	12.66	60	0	0	0.119995	0.039673	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
16	17	100	12.66	60	0	0	0.228516	0.075562	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
17	18	100	12.66	60	0	0	0.002869	0.000977	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
18	19	100	12.66	60	0	0	0.199951	0.066101	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
19	20	100	12.66	60	0	0	0.128540	0.042114	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
20	21	100	12.66	60	0	0	0.208496	0.068909	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
21	22	100	12.66	60	0	0	0.008545	0.002808	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
22	23	100	12.66	60	0	0	0.097107	0.032104	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
23	24	100	12.66	60	0	0	0.211365	0.069885	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
24	25	100	12.66	60	0	0	0.457031	0.151062	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
25	26	100	12.66	60	0	0	0.457031	0.151062	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			

26	27	100	12.66	60	0	0	0.457031	0.151062	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
28	29	100	12.66	60	0	0	0.039063	0.095520	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
29	30	100	12.66	60	0	0	0.242798	0.080261	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
30	31	100	12.66	60	0	0	0.042847	0.014160	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
31	32	100	12.66	60	0	0	0.214233	0.070801	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
32	33	100	12.66	60	0	0	0.512085	0.171875	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
33	34	100	12.66	60	0	0	1.042480	0.344604	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
34	35	100	12.66	60	0	0	0.899658	0.297424	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
36	37	100	12.66	60	0	0	0.039063	0.095520	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
37	38	100	12.66	60	0	0	0.064270	0.075073	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
38	39	100	12.66	60	0	0	0.018555	0.021667	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
39	40	100	12.66	60	0	0	0.001099	0.001282	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
40	41	100	12.66	60	0	0	0.444519	0.519348	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
41	42	100	12.66	60	0	0	0.189209	0.221130	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
42	43	100	12.66	60	0	0	0.025024	0.029175	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			



43	44	100	12.66	60	0	0	0.005615	0.007080	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
44	45	100	12.66	60	0	0	0.066467	0.083801	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
45	46	100	12.66	60	0	0	0.000549	0.000732	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
47	48	100	12.66	60	0	0	0.051941	0.127136	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
48	49	100	12.66	60	0	0	0.176880	0.432800	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
49	50	100	12.66	60	0	0	0.050171	0.122742	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
51	52	100	12.66	60	0	0	0.202576	0.067993	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
53	54	100	12.66	60	0	0	0.123901	0.063110	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
54	55	100	12.66	60	0	0	0.173462	0.088318	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
55	56	100	12.66	60	0	0	0.171692	0.087463	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
56	57	100	12.66	60	0	0	0.970459	0.325745	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
57	58	100	12.66	60	0	0	0.480530	0.160522	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
58	59	100	12.66	60	0	0	0.185669	0.061401	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
59	60	100	12.66	60	0	0	0.235657	0.071533	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			
60	61	100	12.66	60	0	0	0.309753	0.157776	0.00000
	0	0	0	0	0	1;			

```

61  62  100  12.66 60  0  0  0.059448  0.030273  0.00000
    0  0  0  0  0  0  1;
62  63  100  12.66 60  0  0  0.088501  0.045044  0.00000
    0  0  0  0  0  0  1;
63  64  100  12.66 60  0  0  0.433655  0.220886  0.00000
    0  0  0  0  0  0  1;
64  65  100  12.66 60  0  0  0.635376  0.323608  0.00000
    0  0  0  0  0  0  1;
66  67  100  12.66 60  0  0  0.002869  0.000977  0.00000
    0  0  0  0  0  0  1;
68  69  100  12.66 60  0  0  0.002869  0.000854  0.00000
    0  0  0  0  0  0  1;
];

```

```

Supply.con = [ ...
1 100 0 9.9 9.9 0 200 100 0.2 0 0 0 0 0 1 1.5 -1.5 0 0 1;
];

```

```

Bus.names = { ...
'Bus1'; 'Bus2'; 'Bus3'; 'Bus4'; 'Bus5';
'Bus6'; 'Bus7'; 'Bus8'; 'Bus9'; 'Bus10';
'Bus11'; 'Bus12'; 'Bus13'; 'Bus14'; 'Bus15';
'Bus16'; 'Bus17'; 'Bus18'; 'Bus19'; 'Bus20';
'Bus21'; 'Bus22'; 'Bus23'; 'Bus24'; 'Bus25';
'Bus26'; 'Bus27'; 'Bus28'; 'Bus29'; 'Bus30';
'Bus31'; 'Bus32'; 'Bus33'; 'Bus34'; 'Bus35';
'Bus36'; 'Bus37'; 'Bus38'; 'Bus39'; 'Bus40';
'Bus41'; 'Bus42'; 'Bus43'; 'Bus44'; 'Bus45';
'Bus46'; 'Bus47'; 'Bus48'; 'Bus49'; 'Bus50';
'Bus51'; 'Bus52'; 'Bus53'; 'Bus54'; 'Bus55';
'Bus56'; 'Bus57'; 'Bus58'; 'Bus59'; 'Bus60';

```

'Bus61';'Bus62';'Bus63';'Bus64';'Bus65';  
'Bus66';'Bus67';'Bus68';'Bus69');