

# Proyecto de Optimización y Reconfiguración de Redes de Distribución de Energía Eléctrica

Karen D. Culma R. - kd.culma - 201817546

**Resumen** - Este proyecto se enfoca en optimizar el Sistema de Distribución de Energía mediante la reconfiguración de la red para minimizar los costos asociados a las pérdidas de energía activa. Buscamos una distribución equilibrada de la carga y estabilidad en el suministro eléctrico. Los objetivos incluyen la implementación y evaluación iniciales, el desarrollo de una formulación matemática precisa y la validación práctica con datos reales. Se anticipa un impacto positivo en la sostenibilidad y eficiencia del SDEE. Estrategias como la implementación del algoritmo de Dijkstra y montículos binarios refuerzan la robustez del modelo frente a la eficiencia y variaciones en los parámetros.

## I. INTRODUCCION

En el sector energético, la eficiencia operativa y la sostenibilidad son imperativos cruciales. Este proyecto se centra en la reconfiguración de la red (RN) como una estrategia clave para optimizar el Sistema de Distribución de Energía (SDEE). El objetivo primordial es minimizar los costos asociados con las pérdidas de energía activa, ofreciendo beneficios económicos y reduciendo el impacto ambiental. Además de mejorar la eficiencia, se busca lograr una topología equilibrada para garantizar una distribución uniforme de la carga y estabilidad en el suministro eléctrico.

### *Objetivos Específicos:*

**Implementación y Evaluación Inicial:** Comenzamos implementando el modelo propuesto como punto de referencia, proporcionando una base para evaluar futuras configuraciones óptimas.

**Formulación Matemática Precisa:** Desarrollamos una formulación matemática sólida para la optimización del SDEE, asegurando precisión y robustez en el proceso de reconfiguración de la red.

**Validación Práctica:** Realizamos pruebas con datos reales del SDEE para validar la eficacia de las configuraciones óptimas, comparándolas con el modelo de referencia y fortaleciendo la aplicabilidad práctica de nuestras soluciones.

Este proyecto aborda una interesante oportunidad, que se refiere a una cuestión técnica y financiera muy pertinente. Al reducir los costos y garantizar un suministro constante de electricidad, se anticipa que las soluciones propuestas tendrán

un impacto significativo en la sostenibilidad y eficiencia de los SDEE, beneficiando tanto a las empresas de distribución como a los usuarios finales. El énfasis en la reconfiguración de la red (RN) y el uso de un modelo matemático sólido prometen ayudar al sector energético a mejorar su eficacia y sostenibilidad en el futuro.

## II. CONTEXTO Y ANTECEDENTES

Grosso modo, el problema consiste en encontrar la reconfiguración óptima de un Sistema de Distribución de Energía Eléctrica (SDEE, en adelante). Por lo tanto, es de vital importancia tener al menos una idea general de lo que son estos sistemas y de cómo funcionan. Antes de eso, es importante hablar un poco sobre la relevancia de la energía eléctrica en la actualidad.

La electricidad es esencial en la sociedad actual debido a su versatilidad, su papel fundamental en la transición hacia fuentes de energía más limpias y renovables, como la solar y la eólica, su contribución a la electrificación de la movilidad, su importancia en la tecnología de la información y la comunicación, su papel en la automatización industrial y la eficiencia, su influencia en la calidad de vida y el bienestar, y su función crucial en la investigación y el desarrollo tecnológico, lo que la convierte en un pilar fundamental para la vida moderna y la sostenibilidad ambiental. Actualmente, este tipo de energía está experimentando una profunda transformación impulsada por la creciente adopción de fuentes de energía renovable, la descentralización de la generación, el almacenamiento de energía, la electrificación de la movilidad, la digitalización y la automatización, la eficiencia energética y la integración de la inteligencia artificial. Estos cambios están revolucionando la forma en que se produce, distribuye y utiliza la electricidad, promoviendo una red más sostenible, flexible y eficiente, y contribuyendo a la lucha contra el cambio climático.

Teniendo lo anterior en cuenta, los sistemas de distribución de energía eléctrica están experimentando una transformación crucial en respuesta a los cambios actuales en la energía eléctrica. Estos sistemas se vuelven fundamentales para la integración exitosa de fuentes de energía renovable, la descentralización de la generación, el almacenamiento de energía y la electrificación del transporte. Además, la adopción de tecnologías avanzadas de gestión y automatización es esencial para mantener la estabilidad y la

eficiencia de la red eléctrica en este contexto cambiante. En conjunto, estos cambios destacan la importancia crítica de los sistemas de distribución de energía eléctrica en la transición hacia un suministro de electricidad más limpio, resiliente y eficiente.

Como explica Thomas Allen Short (2003), los sistemas de distribución de energía eléctrica son responsables de llevar la electricidad desde las redes de alta tensión hasta los clientes. Estos constan de cuatro componentes principales: las líneas primarias, las subestaciones, los transformadores y los circuitos secundarios. Las líneas primarias operan a un 'medio voltaje' (entre 600 V y 35 kV) y reciben la electricidad de alto voltaje. Luego, las subestaciones de distribución utilizan transformadores para reducir el voltaje de transmisión (entre 35 kV y 230 kV), permitiendo la distribución a través de los circuitos primarios. Finalmente, cerca de los usuarios, se utiliza otro transformador que reduce aún más el voltaje (comúnmente a 120/240 V) para su distribución a través de los circuitos secundarios. Desde este último transformador, los circuitos secundarios se conectan a los usuarios. En resumen, estos sistemas reciben electricidad de alto voltaje y la reducen de manera progresiva antes de entregarla a los clientes.

Por último, es necesario considerar un aspecto clave sobre el SDEE que se trabajará: este funciona con una topología radial. En el contexto de los SDEE, una topología radial es aquella en la que la energía eléctrica fluye en una sola dirección. De manera general (y como se aplica en este caso), la energía se origina en una subestación y se distribuye a varios clientes. Como explica Short, estas topologías presentan una serie de ventajas, a saber: facilitan la protección contra flujos dañinos, reducen el costo, son más fáciles de predecir y ofrecen mayor facilidad para el control del voltaje. En estas topologías existen ciertos interruptores de enlace que suelen utilizarse para corregir rápidamente flujos dañinos. Estos suelen ser manipulados de forma manual, pero también existen sistemas con interruptores automatizados que realizan estas operaciones de manera automática.

Considerando todo este contexto, ahora es posible comprender el problema. Dado que la topología radial original del SDEE puede modificarse mediante el uso de estos interruptores de enlace, el problema consiste en encontrar la configuración radial que optimice cierto índice de rendimiento (que se explicará más adelante). Particularmente, se quieren minimizar pérdidas.

Este es un problema de alta complejidad, lo que suscita preguntas sobre su importancia y relevancia en la actualidad. En la sección 3 de este documento se proporcionará una explicación detallada de la relevancia de este problema. En términos generales, la gestión eficiente de los Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica (SDEE) es fundamental en un mundo con tecnologías de redes inteligentes en constante evolución. La reconfiguración de redes en los SDEE se destaca como una técnica clave para mejorar la eficiencia operativa, reducir las pérdidas de energía, ahorrar costos y abordar desafíos técnicos y económicos, como la regulación de tensión deficiente y las pérdidas elevadas. Entre las técnicas utilizadas, la reconfiguración de red (RN) se

considera especialmente efectiva y rentable.

### *Algunas definiciones*

Antes de continuar, puede ser útil considerar las siguientes definiciones de algunos fenómenos del problema. Estos pertenecen a la rama de la ingeniería de sistemas de potencia. Sin embargo, dado que el objetivo del proyecto es enfocarse en la parte de optimización del problema, estas definiciones serán muy superficiales y solo servirán para tener una pequeña intuición sobre los fenómenos físicos con los que se lidiará.

El voltaje puede entenderse como la fuerza que impulsa la electricidad al moverse por cables y aparatos electrónicos, similar a la fuerza que impulsa el agua en una manguera. La potencia activa es el fenómeno físico que explica cómo se convierte la electricidad en acción, como el motor de un automóvil. La potencia reactiva es la parte de la electricidad que contribuye al buen funcionamiento de las cosas. La corriente se refiere al flujo de electrones que transporta electricidad y hace que las cosas funcionen. Finalmente, la resistencia limita la corriente en circuitos de corriente continua y corriente alterna, y la reactancia se aplica específicamente a circuitos de corriente alterna y se relaciona con el efecto de almacenamiento de energía en inductores y condensadores.

### III. IMPORTANCIA Y RELEVANCIA

La gestión eficiente de los SDEE es de suma importancia en un mundo donde la automatización avanzada y las tecnologías de redes inteligentes están en constante evolución. Según Borges et al. (2014), el problema de reconfiguración es particularmente relevante en la actualidad, dado que estas tecnologías se vuelven más accesibles para las empresas de distribución. Un aspecto fundamental en la operación de los SDEE es la planificación adecuada. Como señalan Lavorato et al. (2012), la mayoría de los SDEE operan con una topología radial por razones técnicas fundamentales. Esta topología facilita la coordinación y protección del sistema, al tiempo que reduce la corriente de cortocircuito, mejorando la seguridad y la eficiencia operativa. Es esencial que estos sistemas sean planificados adecuadamente para garantizar su funcionamiento eficiente y confiable.

Por otro lado, los beneficios de la reconfiguración de redes en SDEE, como lo destaca Hernández (2013), son notables tanto desde el punto de vista técnico como económico. Estos beneficios incluyen la reducción de pérdidas de energía y potencia, el ahorro en kilovatios-hora comprados a empresas generadoras, la disminución de la demanda pico de potencia y la prolongación de la vida útil de los equipos de distribución. Estos resultados contribuyen a la eficiencia operativa y al ahorro de costos. Del mismo modo, Mon (2014) señala que muchos sistemas de distribución de energía eléctrica enfrentan problemas como regulación de tensión deficiente, factor de potencia bajo, pérdidas elevadas y sobrecarga, lo que afecta la fiabilidad en la continuidad del suministro. Para abordar estos desafíos, es imperativo mejorar el funcionamiento de los SDEE, lo que incluye la reducción de pérdidas, la mejora de la

regulación de la tensión y la optimización general.

Para resolver eficazmente estos problemas y minimizar las pérdidas de potencia, Salau (2020) destaca varias técnicas, entre las que se incluyen la reconfiguración de la red (RN), la generación distribuida (GD) y la colocación estratégica de condensadores. De estas técnicas, la reconfiguración de la red (RN) se destaca como la más utilizada debido a su rentabilidad y efectividad.

#### IV. ESTADO DEL ARTE

Desde una perspectiva actual, la optimización de la reconfiguración de redes de distribución eléctrica se ha convertido en un desafío de gran relevancia en la ingeniería eléctrica. La búsqueda de soluciones óptimas en este contexto ha dado lugar al desarrollo y aplicación de diversos métodos y técnicas. En situaciones de pequeña escala, los enfoques de solución exacta, como la programación lineal, pueden resultar efectivos. Sin embargo, a medida que los problemas crecen en complejidad y alcance, la utilización de métodos heurísticos se vuelve necesario, dado el crecimiento exponencial del espacio de búsqueda y el tiempo requerido para alcanzar una solución óptima o cercana a ella. Este estado del arte abordará las distintas técnicas utilizadas en la reconfiguración de sistemas de distribución eléctrica, evaluando sus fortalezas y debilidades en la resolución de problemas complejos en este campo de la ingeniería eléctrica.

##### *Descripción de técnicas y métodos previos*

El Binary Bat Algorithm (BBA), derivado del Bat Algorithm (BA) propuesto por Mirjalili y Yang en 2014, se especializa en la resolución de problemas de optimización que involucran variables binarias (0 o 1), se utiliza una población de "murciélagos artificiales" para explorar y buscar soluciones óptimas en un espacio de búsqueda, donde cada "murciélago" representa una posible solución al problema. Estos murciélagos artificiales pueden modificar sus soluciones y comunicarse entre sí para mejorar la calidad de las soluciones a lo largo del tiempo. El objetivo principal del BBA es encontrar la mejor combinación de variables binarias que optimice una función objetivo predefinida, sujeta a ciertas restricciones. Quintero (2019) propone una significativa mejora para el BBA, denominada Modified Binary Bat Algorithm (MBBA), diseñada específicamente para abordar la reconfiguración de redes de distribución eléctrica con el objetivo de minimizar las pérdidas de potencia real. MBBA se destaca como una técnica prometedora en este contexto, generando configuraciones que se aproximan a la óptima para reducir las pérdidas de potencia. Es importante destacar que la reconfiguración no necesariamente requiere ser en tiempo real, sino que puede llevarse a cabo en un marco temporal más amplio, aprovechando datos históricos, debido a que las cargas tienden a mantener una tendencia general a lo largo del año. A pesar de su potencial, futuras investigaciones deben enfocarse en mejorar la eficiencia computacional y reducir los tiempos de ejecución para abordar simulaciones en tiempo real.

Adicional, Gebru et al. (2021) y Shafik et al. (2019) presentan el Modified Particle Swarm Optimization (MPSO) como una moderna técnica de optimización. Su objetivo es determinar de manera óptima la ubicación, tamaño de las baterías de condensadores necesarias, y la configuración de interruptores que deben abrirse o cerrarse en sistemas de distribución eléctrica. El MPSO es una adaptación del Particle Swarm Optimization (PSO) inicialmente propuesto por Kennedy y Eberhart en 1995. Este algoritmo de optimización se inspira en el comportamiento de aves y peces en busca de comida. Su principio es sencillo: las partículas, que representan soluciones potenciales, exploran el espacio de búsqueda para encontrar la mejor solución posible. Estas partículas ajustan su movimiento basándose en su propia experiencia y en la de las demás en el grupo. El PSO destaca por su eficiencia al explorar el espacio de búsqueda, hallando soluciones cercanas a óptimos globales. A medida que las partículas colaboran y comparten información sobre las mejores soluciones, el algoritmo tiende a converger hacia soluciones de alta calidad. El PSO encuentra aplicaciones en diversas áreas, desde optimización matemática hasta diseño de redes neuronales y planificación de rutas, demostrando ser efectivo en problemas de optimización en espacios de búsqueda complejos. Su simplicidad y eficacia lo convierten en una técnica de optimización ampliamente utilizada.

Además, Wen-jie et al. (2021) presentan el Particle Swarm Optimization Algorithm with Random Weight (PSOA-RW), es una variante del algoritmo de optimización por enjambre de partículas (PSO), ya mencionado, que introduce aleatoriedad en el peso de las partículas para mejorar su capacidad de búsqueda y convergencia en problemas de optimización multiobjetivo. La inclusión de aleatoriedad en el peso puede ayudar al algoritmo a explorar de manera más eficaz diferentes regiones del espacio de búsqueda, lo que puede conllevar a una mayor diversidad de soluciones y, en última instancia, a una mejor capacidad para encontrar soluciones óptimas o cercanas a óptimas en problemas multiobjetivo. PSOA-RW se utiliza en la optimización multiobjetivo de redes de distribución activa, teniendo en cuenta aspectos económicos y medioambientales. Este algoritmo puede mejorar la capacidad de optimización global y la convergencia. Sin embargo, la escalabilidad y el tiempo de ejecución pueden ser desafíos en aplicaciones de gran envergadura.

Por otro lado, W. Zheng et al. (2021) proponen un modelo de reconfiguración de redes de distribución (DR-DNR) desde una perspectiva de distribución en sistemas trifásicos desequilibrados. Este enfoque se adapta para hacer frente a la incertidumbre en la generación distribuida (GD) y las demandas de carga. El DR-DNR se divide en dos etapas: la primera se centra en el estado de los interruptores, mientras que la segunda maneja las variables de flujo de potencia óptimo (OPF). Esta técnica garantiza la confiabilidad y adaptabilidad del sistema, aunque su aplicación computacional puede requerir máquinas más potentes.

Mientras que, en el influyente trabajo de M. E. Baran y F. F. Wu (1989) titulado "Network Reconfiguration in Distribution Systems for Loss Reduction and Load Balancing," se

introduce una técnica fundamental en la gestión de sistemas de distribución eléctrica. La reconfiguración de redes eléctricas se centra en modificar las conexiones de líneas y dispositivos para reducir pérdidas de energía y equilibrar las cargas. Aunque esta técnica es esencial para mejorar la eficiencia y confiabilidad de las redes eléctricas, su implementación puede requerir sistemas de control y automatización avanzados.

En cuanto a Borger (2014), presenta un modelo de Programación No Lineal Entera Mixta (MINLP) para abordar el problema de reconfiguración de sistemas de distribución eléctrica (EDS). En este enfoque, se utilizan dos técnicas de linealización para transformar el MINLP en un modelo de Programación Lineal Entera Mixta (MILP), lo que simplifica su resolución mediante software de optimización existente. Aunque este método logra representar con precisión el funcionamiento de EDS, es importante destacar que los tiempos de ejecución y la eficiencia computacional pueden ser áreas de mejora.

Jabr (2013), por su parte, se concentra en diferentes formulaciones MILP para el problema de reconfiguración de EDS, empleando aproximaciones poliédricas y técnicas de linealización para abordar la elección de conductores. Los resultados indican que la incorporación de variables auxiliares puede facilitar la obtención de soluciones óptimas. La formulación preferida involucra representaciones más complejas de los conductores, junto con restricciones de árbol de expansión. Esta técnica resalta la importancia de adaptar las formulaciones para abordar problemas específicos y puede requerir el uso de máquinas de cálculo más potentes.

También se encuentran trabajos como el de Carvajal et al. (2009) donde utiliza ACO (Optimización de Colonia de Hormigas), que forma parte de las técnicas metaheurísticas. El algoritmo ACO se inspira en el comportamiento real de las hormigas, que tienen la capacidad de encontrar la ruta más corta desde su colonia hasta una fuente de alimento. Esto se logra mediante la transmisión de información entre las hormigas a través de un rastro de feromona que dejan mientras se desplazan. Cuando una hormiga descubre una fuente de alimento y regresa a la colonia, sigue el rastro de feromona, tendiendo a elegir el camino con la concentración más alta de feromona. Es importante destacar que debido a la naturaleza del método, no se puede garantizar la búsqueda del óptimo global del problema en todo momento. Sin embargo, el algoritmo es capaz de encontrar soluciones de alta calidad. Además, el algoritmo propuesto se muestra robusto y rápido, lo que lo hace adecuado para su aplicación en sistemas del mundo real.

### *Comparación de enfoques existentes*

El problema de la reconfiguración de redes de distribución eléctrica es de gran relevancia en la ingeniería eléctrica actual y presenta desafíos significativos. A medida que los problemas en este campo crecen en complejidad, se hace necesario recurrir a enfoques de solución más avanzados. En situaciones

de pequeña escala, como la programación lineal, pueden ser efectivos, pero en problemas más complejos, la utilización de métodos heurísticos, como el Binary Bat Algorithm (BBA) y su mejora, el Modified Binary Bat Algorithm (MBBA), se vuelve esencial debido al crecimiento exponencial del espacio de búsqueda. Estos algoritmos se destacan por su capacidad para abordar la reconfiguración de redes de distribución eléctrica y minimizar las pérdidas de potencia. Sin embargo, es importante señalar que la reconfiguración no necesariamente debe ser en tiempo real y puede aprovechar datos históricos.

Por otro lado, el Modified Particle Swarm Optimization (MPSO) y el Particle Swarm Optimization Algorithm with Random Weight (PSOA-RW) son técnicas de optimización modernas que se aplican a la ubicación y el tamaño de baterías de condensadores y a la configuración de interruptores en sistemas de distribución eléctrica. Estos algoritmos, basados en el comportamiento de aves y peces en busca de comida, son eficaces para explorar el espacio de búsqueda y converger hacia soluciones de alta calidad. Sin embargo, la escalabilidad y el tiempo de ejecución pueden ser desafíos en aplicaciones de gran envergadura.

Además, se ha propuesto un modelo de reconfiguración de redes de distribución (DR-DNR) que considera sistemas trifásicos desequilibrados y aborda la incertidumbre en la generación distribuida y la demanda de carga. Este enfoque se divide en dos etapas y garantiza la confiabilidad y adaptabilidad del sistema, aunque puede requerir una mayor capacidad de cómputo.

Finalmente, en la literatura se encuentran formulaciones MILP (Programación Lineal Entera Mixta) para el problema de reconfiguración de redes de distribución eléctrica, que pueden utilizar aproximaciones poliédricas y técnicas de linealización para abordar la elección de conductores. Estas formulaciones pueden ser efectivas, pero pueden aumentar la complejidad y requerir sistemas de cómputo más potentes.

En resumen, la reconfiguración de redes de distribución eléctrica es un desafío importante en la ingeniería eléctrica, y existen varias técnicas de optimización que pueden abordarlo. Cada enfoque tiene sus ventajas y desventajas, y su aplicabilidad puede variar según el problema específico y los recursos disponibles. El uso de técnicas modernas, como los algoritmos basados en enjambres y la programación lineal entera mixta, ha demostrado ser efectivo en la resolución de estos problemas, pero es importante considerar la escalabilidad y la eficiencia computacional en aplicaciones de gran envergadura.

### V. BRECHAS Y OPORTUNIDADES EN LA LITERATURA

El problema de reconfiguración de la red de distribución eléctrica es un campo en constante evolución, y presenta diversas brechas y oportunidades para investigaciones futuras. Estas áreas de interés pueden servir como puntos de partida para avanzar en la comprensión y solución de los desafíos en este dominio crítico. Una de las brechas clave en la investigación actual es la eficiencia computacional de los

algoritmos de reconfiguración. A medida que las redes de distribución eléctrica crecen en tamaño y complejidad, es necesario desarrollar algoritmos más eficientes que puedan manejar sistemas de gran escala en tiempo real. Reducir los tiempos de ejecución y mejorar la capacidad de procesamiento será esencial para abordar problemas más complejos.

Otra oportunidad se encuentra en la optimización multiobjetivo. Aunque algunas técnicas ya consideran aspectos económicos y medioambientales, hay espacio para desarrollar métodos más avanzados que puedan abordar una gama más amplia de objetivos y restricciones, incluyendo la confiabilidad y la seguridad de la red. La gestión de la incertidumbre es un desafío en el contexto de la reconfiguración de la red. Con la creciente variabilidad de la generación distribuida y las demandas de carga, se necesita investigación en técnicas robustas que puedan adaptarse a condiciones cambiantes y garantizar la confiabilidad del suministro eléctrico.

Por otro lado, la automatización y el control avanzado son elementos esenciales en la gestión de redes eléctricas modernas. Investigaciones futuras pueden centrarse en la integración efectiva de sistemas de control avanzado en el proceso de reconfiguración, permitiendo una implementación más eficiente de las soluciones. La creciente integración de energías renovables plantea desafíos específicos en la reconfiguración de la red. Investigaciones futuras pueden explorar cómo optimizar la reconfiguración teniendo en cuenta fuentes intermitentes de energía y la ubicación óptima de recursos renovables.

Adicional, las redes eléctricas inteligentes son una tendencia emergente en la gestión de sistemas de distribución. La investigación puede abordar cómo la reconfiguración se integra en el contexto de las redes inteligentes, aprovechando la información en tiempo real y la comunicación avanzada. Finalmente, la validación empírica en entornos del mundo real es esencial. Implementar y evaluar soluciones de reconfiguración en sistemas de distribución eléctrica reales permitirá verificar la efectividad y la aplicabilidad de las técnicas propuestas.

## VI. MODELO MATEMÁTICO

Es importante considerar que un SDEE se configura como una red mallada interconectada. En primer lugar, una malla es una red en la cual cada elemento está conectado con todos los demás. Por lo tanto, una red mallada interconectada consiste en un conjunto de mallas que están interconectadas de tal manera que se forma una red más extensa.[2]

Para plantear una definición formal y rigurosa del problema se usó el artículo de Borges et al (2014).[2]

### A. Conjuntos

- $\Gamma \quad \Omega_b$ : conjunto de nodos.
- $\Gamma \quad \Omega_l$ : conjunto de arcos.

### B. Parámetros

- $\Gamma \quad P_i^D \in \mathbb{R}$ : demanda de potencia activa en el nodo  $i$  en el período  $t$  (kW).
- $\Gamma \quad Q_i^D \in \mathbb{R}$ : demanda de potencia reactiva en el nodo  $i$  (KVar).
- $\Gamma \quad R_{ij} \in \mathbb{R}$ : resistencia del arco  $ij$  ( $\Omega$ ).
- $\Gamma \quad X_{ij} \in \mathbb{R}$ : reactancia del arco  $ij$  ( $\Omega$ ).
- $\Gamma \quad Z_{ij} \in \mathbb{R}$ : impedancia del arco  $ij$  ( $\Omega$ ).
- $\Gamma \quad \underline{V} \in \mathbb{R}$ : voltaje mínimo (kV).
- $\Gamma \quad \bar{V} \in \mathbb{R}$ : voltaje máximo (kV).
- $\Gamma \quad \bar{I}_{ij} \in \mathbb{R}$ : máxima corriente del arco  $ij$  (A).

### C. Función objetivo.

Se quiere minimizar la pérdida de potencia activa del SDEE:

$$\min \sum_{ij \in \Omega_l} \sum_{t \in T} R_{ij} I_{ij,t}^{sqr}.$$

### D. Variables de decisión

- $\Gamma \quad P_{ij,t} \in \mathbb{R}$ : flujo de potencia activa en el arco  $ij$ .
- $\Gamma \quad Q_{ij,t} \in \mathbb{R}$ : flujo de potencia reactiva en el arco  $ij$ .
- $\Gamma \quad I_{ij,t}^{sqr} \in \mathbb{R}$ : la raíz del flujo de corriente en el arco  $ij$ .
- $\Gamma \quad V_{i,t}^{sqr} \in \mathbb{R} \in \mathbb{R}$ : la raíz del voltaje presente en el nodo  $i$ .
- $\Gamma \quad \Delta_{ij,t}^V \in \mathbb{R}$ : intervalo de discretización de  $V_{i,t}^{sqr}$ .
- $\Gamma \quad y_{ij,t} \in \{0,1\}$ : define si el interruptor en el arco  $ij$  estará activo.

Note que, de entrada, el problema comenzaría siendo uno de optimización lineal entera mixta debido al uso de variables tanto continuas como binarias.

### E. Restricciones

- (1)  $\sum_{ki \in \Omega_i} P_{ki} - \sum_{ij \in \Omega_i} (P_{ij} + R_{ij} I_{ij}^{sqr}) + P_i^S = P_i^D, \forall i \in \Omega_b$
- (2)  $\sum_{ki \in \Omega_i} Q_{ki} - \sum_{ij \in \Omega_i} (Q_{ij} + X_{ij} I_{ij}^{sqr}) + Q_i^S = Q_i^D, \forall i \in \Omega_b$
- (3)  $V_i^{sqr} = V_j^{sqr} + 2(R_{ij} P_{ij} + X_{ij} Q_{ij}) - Z_{ij}^2 I_{ij}^{sqr} + \Delta V_{ij}, \forall ij \in \Omega_l$
- (4)  $-b^V(1 - y_{ij}) \leq \Delta V_{ij} \leq b^V(1 - y_{ij}), \forall ij \in \Omega_l$
- (5)  $V_i^{sqr} I_{ij}^{sqr} = P_{ij}^2 + Q_{ij}^2, \forall ij \in \Omega_l$
- (6)  $\underline{V}^2 \leq V_i^{sqr} \leq \bar{V}^2, \forall i \in \Omega_b$
- (7)  $0 \leq I_{ij}^{sqr} \leq \bar{I}_{ij}^2 y_{ij}, \forall ij \in \Omega_l$
- (8)  $\sum_{ij \in \Omega_l} y_{ij} = |N| - 1$

A continuación, se explicarán cada una de las restricciones de manera individual:

- (1) Ecuación de balance de potencia activa. Esta restricción y la siguiente dicen, de manera coloquial, "todo lo que entra debe salir". Además, están fuertemente relacionadas con la primera ley de Kirchhoff.
- (2) Ecuación de balance de potencia reactiva.
- (3) Ley de Ohm para Disminución de Voltaje: Implementa la ley de Ohm para modelar la disminución de voltaje en un arco específico. Multiplica los flujos de potencia activa y reactiva por resistencias y reactancias, respectivamente.
- (4) Esta desigualdad permite restringir los valores entre los cuales los intervalos de discretización deberán encontrarse, y se activará solo cuando se decida prender el interruptor de un arco particular.
- (5) Ecuación que permite Calcular la magnitud del flujo de corriente en un arco mediante la ley de Ohm y las raíces cuadradas de flujos de potencia activa y reactiva.
- (6) Establece límites para el voltaje en cada nodo de la red eléctrica. Garantiza la estabilidad y seguridad del sistema eléctrico al controlar los niveles de voltaje en cada punto de la red.
- (7) Definir los límites del flujo de corriente en los arcos, considerando el estado del interruptor.
- (8) Topología Radial: Asegura que la red tenga topología radial, garantizando un único arco entrante a cada nodo (excluyendo la subestación).

Debido a que hay restricciones con varias variables de decisión al cuadrado, así como otras en las que se multiplican entre sí, este problema de optimización no es lineal. Específicamente, es un problema de programación no lineal entera mixta. Por ende, si se planea resolverlo con programación lineal, es necesario llevar a cabo varias linealizaciones. Además, este problema requiere un gran conocimiento de teoría de grafos y flujo en redes, ya que los SDEE se pueden representar mediante redes. Por ejemplo, se necesita conocimiento sobre conceptos como grafos conexos y árboles de recubrimiento.

## VII. BÚSQUEDA Y SELECCIÓN DE INSTANCIAS DE PRUEBA EN LA LITERATURA

La investigación sobre el problema de reconfiguración de redes de distribución eléctrica requiere una cuidadosa elección de instancias de prueba. En esta sección, se explora la literatura con el objetivo de identificar ejemplos representativos que permitan una evaluación robusta de los enfoques propuestos. Este análisis se orienta hacia la búsqueda de instancias que no solo desafíen, sino que también reflejen de manera precisa situaciones del mundo real.

Es fundamental definir criterios de selección para guiar la inclusión o exclusión de instancias específicas. Estos pueden incluir, entre otros, realismo, complejidad y disponibilidad de datos. El realismo implica que la instancia represente fielmente características del mundo real como redes eléctricas. La complejidad indica que los desafíos deben ser significativos para evaluar adecuadamente la eficacia del algoritmo bajo diferentes condiciones. Por último, es importante contar con información transparente sobre topología y restricciones de los componentes involucrados en el procesamiento del problema planteado. Además, se prioriza a aquellas instancias utilizadas previamente por investigaciones anteriores reconocidas en literatura especializada relacionada al tema tratado.

Esto se llevó a cabo mediante una revisión sistemática de la literatura, utilizando bases de datos académicas y repositorios especializados. Se utilizaron términos específicos para buscar información relacionada con "sistemas de prueba para RDS" o "instancias para RSD", entre otros similares.

### • Sistema de 14 nodos.

El sistema de prueba IEEE 14-bus es altamente conocido en el ámbito de la investigación de sistemas de potencia eléctrica. Se trata de un modelo simplificado de una red eléctrica que consta de 14 nodos, o barras, y se utiliza para probar y comparar diferentes algoritmos, métodos de análisis y estrategias de operación en sistemas de energía. Este sistema tiene una estructura en la que los nodos representan buses en la red eléctrica, y las conexiones entre ellos se establecen mediante líneas de transmisión. Cada nodo puede ser una carga, una fuente de generación o una subestación, dependiendo del contexto del estudio. Los datos asociados incluyen información como la demanda de carga, la capacidad de generación y los parámetros de las líneas de transmisión [11].

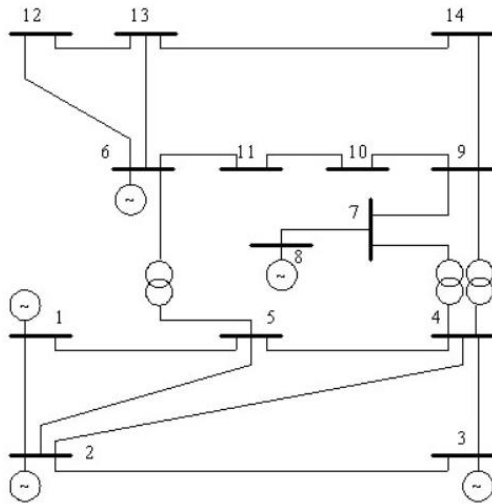


Fig. 1. Sistema de prueba de 14 barras de IEEE.

- Sistema de 33 nodos.

El trabajo de Venkatesh [17] sobre la optimización de la reconfiguración en sistemas de distribución radial es una contribución significativa a los problemas críticos que se deben abordar para maximizar la capacidad de carga. Su instancia específica con 33 nodos ha servido como escenario fundamental para evaluar el éxito o fracaso del enfoque propuesto, así como su efectividad bajo condiciones más realistas y desafiantes.

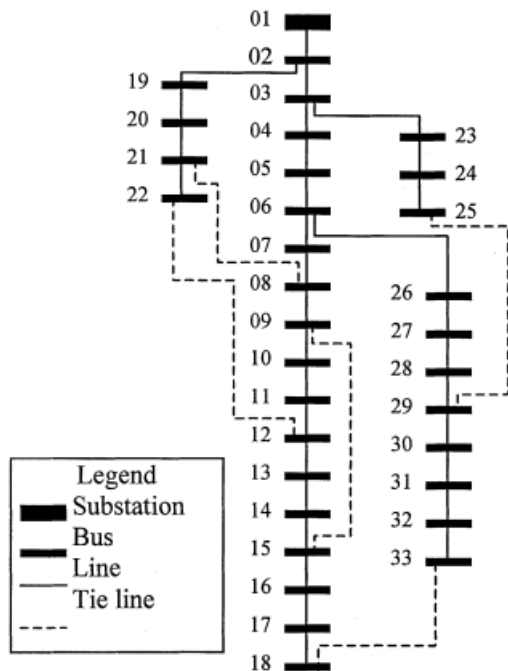


Fig. 2. Sistema de distribución radial de 33 Nodos propuesto por Venkatesh.

- Sistema de 84 nodos.

Tran The et al. [15] utiliza como sistema de prueba una red de distribución de 84 barras. Se trata de la red operativa de la Compañía Eléctrica de Taiwán, que cuenta con 83 interruptores de seccionamiento y 13 interruptores de enlace, operando a una tensión de 11,4 kV. El sistema está

configurado con líneas aéreas y cables subterráneos, abarcando un total de 12 alimentadores. La carga total del sistema, según un informe [36], es de 28,35 MW y 20,70 MVar.

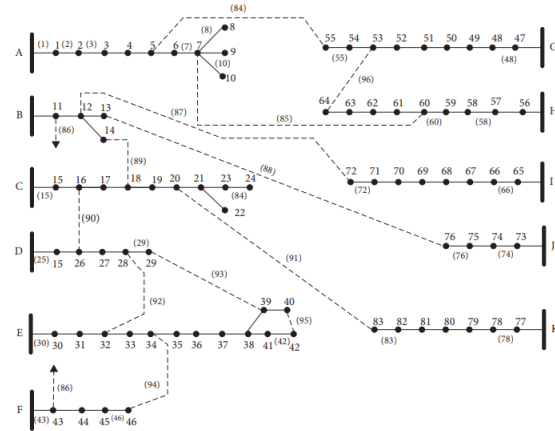


Fig. 3. Sistema de 84 barras.

- Sistema de 135 nodos.

El trabajo de Mantovani [11] sobre la reconfiguración del sistema de distribución de radio utilizando el criterio de caída de tensión es una contribución significativa a la mejora continua en los sistemas eléctricos. Mantovani trabaja con un sistema real de 135 barras, 21 interruptores y 100 MVA como potencia base a 13,6 kV con un límite de tensión mínimo de 95 pu.

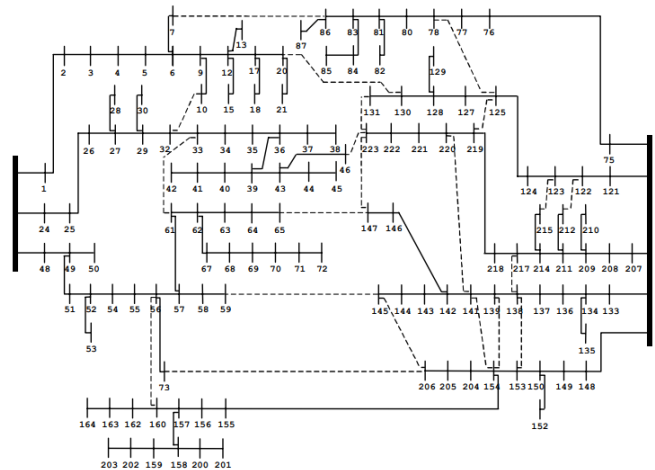


Fig. 4. Sistema de prueba de 136 barras.

Por último, se recupera la información del sistema de 69 nodos que se encuentran disponible en [22].

## VIII. MÉTRICAS DE COMPARACIÓN

### A. Análisis de complejidad usando notación asintótica.

La notación asintótica, en especial la notación  $O$  grande, constituye un marco conceptual esencial para la evaluación de algoritmos, proporcionando una perspectiva abstracta sobre el rendimiento en función del tamaño de entrada. En el contexto específico de nuestro código de optimización para la reconfiguración de redes en sistemas de distribución, esta métrica se vuelve aún más relevante dada la complejidad inherente de estos problemas. Al analizar el crecimiento

asintótico del tiempo de ejecución en relación con el tamaño de la red, se puede identificar patrones que revelan cómo la complejidad del algoritmo escala con problemas de mayor envergadura.

Esta perspectiva a gran escala resulta crucial en problemas de optimización que implican estructuras de red complejas, como la reconfiguración de sistemas de distribución eléctrica. La notación asintótica, al proporcionar una comprensión profunda de la eficiencia intrínseca de tu solución, facilita comparaciones significativas con otras implementaciones y algoritmos existentes. En el ámbito específico de la reconfiguración de redes, donde la carga balanceada y la reducción de pérdidas son objetivos críticos, la notación asintótica permite prever el rendimiento del código a medida que enfrenta redes de distribución más grandes y complejas.

Además, la notación asintótica simplifica la comparación entre diferentes enfoques y algoritmos, proporcionando una base sólida para la toma de decisiones en la selección de estrategias de optimización. Esto es especialmente valioso en proyectos de ingeniería eléctrica, donde la eficiencia y la escalabilidad son críticas para abordar problemas de gran envergadura. Al evaluar la eficiencia computacional en términos de notación asintótica, los investigadores y profesionales pueden anticipar cómo se comportará su algoritmo en situaciones prácticas con conjuntos de datos considerablemente grandes. La notación asintótica emerge como una métrica esencial y conveniente para comprender y comparar la eficiencia computacional de nuestro código de optimización en el contexto específico de la reconfiguración de redes en sistemas de distribución eléctrica.

A continuación, se mostrará el análisis de complejidad que se realizó del código.

- (1) **Definición de Parámetros y Estructuras de Datos:** las operaciones de asignación de valores a parámetros y estructuras de datos tienen una complejidad constante  $O(1)$  en función del tamaño del conjunto de nodos y arcos, lo que es insignificante en comparación con las operaciones posteriores. La complejidad aquí es esencialmente determinada por la cantidad de nodos y arcos.
- (2) **Lectura de Datos:** la lectura de datos desde un archivo tiene una complejidad lineal  $O(N)$ , donde  $N$  es la cantidad de barras en el sistema. La complejidad depende del tamaño del conjunto de barras.
- (3) **Creación de Estructuras de Datos (Grafo):** la creación del grafo implica la adición de nodos y arcos, siendo lineal con respecto a la cantidad de nodos y arcos. En este caso, la complejidad es  $O(N + E)$ , donde  $N$  es la cantidad de nodos y  $E$  es la cantidad de arcos.
- (4) **Visualización del Grafo:** la visualización del grafo no afecta significativamente la complejidad general del algoritmo y se puede considerar  $O(1)$ , ya que es una operación independiente del tamaño del grafo.
- (5) **Definición del Modelo de Optimización:** la definición del modelo de optimización implica la creación de variables de decisión y restricciones. Dado que la cantidad de nodos y arcos afecta directamente la cantidad de variables y restricciones, la complejidad es  $O(N + E)$ , donde  $N$  es la cantidad de nodos y  $E$  es la cantidad de arcos.

(6) **Ejecución del Optimizador:** la ejecución del optimizador es la etapa más intensiva en términos computacionales. La complejidad depende de varios factores, incluido el método de optimización utilizado por Gurobi. En términos generales, la complejidad es influenciada principalmente por la cantidad de variables y restricciones en el modelo, así como por la estructura del problema. En problemas grandes y complejos, la complejidad podría ser significativa, pero puede variar.

En conclusión, el código generalmente tiene una complejidad lineal en términos de la cantidad de nodos y arcos ( $O(N + E)$ ), donde  $N$  es la cantidad de nodos y  $E$  es la cantidad de arcos en el grafo. Sin embargo, la complejidad específica puede variar según la implementación interna del optimizador Gurobi y la estructura del problema de optimización. La ejecución del optimizador es la parte más costosa en términos computacionales y podría aumentar significativamente en problemas grandes y complejos.

### *B. Análisis de demora computacional.*

La demora computacional, también conocida como tiempo de ejecución, es una métrica crucial para evaluar el rendimiento práctico de un algoritmo. A diferencia de la notación asintótica, que proporciona una visión teórica del crecimiento del algoritmo en relación con el tamaño de entrada, la demora computacional se centra en la realidad de la ejecución del código en un entorno específico.

En el contexto de nuestra implementación para la reconfiguración de redes en sistemas de distribución eléctrica, la demora computacional depende de varios factores, incluidos el tamaño de la red, la complejidad del modelo de optimización y la eficiencia del optimizador Gurobi. La ejecución del optimizador es una operación intensiva en términos computacionales y su demora puede variar en función de la complejidad del problema.

Es fundamental considerar que la demora computacional no se rige únicamente por la cantidad de nodos y arcos en el grafo, sino también por la naturaleza de las restricciones y variables del modelo de optimización. Problemas con mayor cantidad de restricciones y variables tienden a tener demoras computacionales mayores.

Al evaluar la demora computacional de tu código, es recomendable realizar experimentos prácticos con conjuntos de datos representativos de problemas del mundo real. Estos experimentos permitirán obtener información concreta sobre el rendimiento temporal de tu algoritmo en situaciones prácticas. Además, considerar el tiempo de ejecución en relación con el crecimiento del tamaño de la red proporcionará información valiosa sobre la escalabilidad de tu implementación.

Esta métrica es esencial para evaluar la eficiencia práctica de nuestro código de optimización. A través de experimentos y análisis de tiempo de ejecución, podremos obtener una comprensión detallada de cómo tu algoritmo se desempeña en situaciones del mundo real, complementando así la información proporcionada por la notación asintótica.



## IX. IMPLEMENTACIÓN DE ESTRATEGIAS DE RED Y ESTRATEGIAS DE ACELERACIÓN Y OPTIMIZACIÓN

En la estrategia diseñada para la reconfiguración de redes de distribución de energía eléctrica (RSD), se exploraron diversos métodos. Inicialmente, se adoptaron métodos tradicionales basados en programación matemática, priorizando la optimización de la función objetivo para minimizar las pérdidas de potencia ponderadas. Adicional, se exploraron estrategias de búsqueda local y algoritmos bien establecidos como el algoritmo de Dijkstra para la determinación de rutas más cortas. Aunque tradicionalmente asociado con la búsqueda de caminos mínimos en grafos, el algoritmo de Dijkstra podría desempeñar un papel significativo en el contexto de RSD, y más aún si se implementa el grafo como un montículo binario.

El algoritmo de Dijkstra y el uso de montículos binarios representan elementos fundamentales en la resolución de problemas de flujo en redes debido a su eficiencia y capacidad para encontrar las rutas más cortas en grafos ponderados. La importancia radica en su habilidad para determinar de manera óptima el camino con el menor costo entre nodos en un grafo dirigido y ponderado.

En contextos de flujo en redes, la optimización de rutas es esencial para maximizar la eficiencia en la transferencia de información o recursos entre nodos. La utilización del algoritmo de Dijkstra en conjunto con montículos binarios permite alcanzar esta optimización en múltiples niveles:

- Encontrar la ruta más corta: El algoritmo de Dijkstra es invaluable para determinar la ruta más corta entre un nodo origen y todos los demás nodos en un grafo ponderado, lo cual es fundamental en problemas de flujo de redes. Esto permite identificar la trayectoria óptima para el envío de datos o recursos, minimizando los costos asociados, ya sea en términos de tiempo, distancia, o cualquier otro factor de ponderación.
- Eficiencia computacional: El uso de montículos binarios en la implementación del algoritmo de Dijkstra proporciona una eficiencia computacional notable. La capacidad de los montículos binarios para realizar operaciones de inserción, extracción del mínimo y actualización de claves en tiempo logarítmico ( $O(\log n)$ ) resulta crucial en grafos extensos, reduciendo significativamente el tiempo requerido para encontrar las rutas óptimas.
- Aplicaciones en problemas de flujo de redes: En problemas de redes, como la optimización de rutas en sistemas de telecomunicaciones, logística, transporte, distribución de recursos, entre otros, la identificación de las rutas más cortas y eficientes es esencial para mejorar el rendimiento, minimizar costos operativos y maximizar la utilización de los recursos disponibles.
- Escalabilidad y flexibilidad: La eficiencia y versatilidad del algoritmo de Dijkstra con montículos binarios permiten su aplicación en una amplia gama de contextos de flujo en redes, desde redes de comunicación hasta logística y distribución de datos, demostrando su escalabilidad y adaptabilidad a diferentes entornos y problemáticas.

Por otro lado, el uso del montículo binario es vital. Esta se destaca como una estructura de datos crucial en la

optimización de algoritmos, particularmente en problemas relacionados con grafos y redes, debido a su eficiencia y su capacidad para manejar eficazmente operaciones de prioridad.

- Eficiencia en operaciones fundamentales: El montículo binario permite operaciones clave, como inserción, extracción del mínimo y reducción de claves, en un tiempo logarítmico ( $O(\log n)$ ). Esta eficiencia en tiempo de ejecución es esencial en algoritmos que requieren manejo de prioridades, como Dijkstra o algoritmos basados en árboles de búsqueda, lo que los hace fundamentales en problemas de flujo en redes.
- Optimización de estructuras jerárquicas: La estructura jerárquica del montículo binario, implementada típicamente como un árbol binario completo representado en forma de arreglo, permite una organización eficiente de datos. Esta organización jerárquica facilita la identificación y manipulación de elementos según su prioridad, fundamental para encontrar las rutas más cortas o resolver problemas de flujo en redes optimizando caminos y recursos.
- Aplicabilidad en algoritmos de búsqueda y optimización: Su versatilidad lo convierte en una opción esencial en la implementación de algoritmos de búsqueda como Dijkstra y en la resolución de problemas de optimización, ya que su capacidad para mantener una estructura de árbol parcialmente ordenado permite la rápida identificación y manipulación de elementos prioritarios.
- Flexibilidad: El montículo binario se adapta a distintos contextos y problemas, y su eficiencia se mantiene incluso en grafos o conjuntos de datos extensos. Esta escalabilidad y flexibilidad lo convierten en una elección óptima para la gestión eficiente de prioridades en diversas aplicaciones, incluidos los problemas de flujo en redes.

En el marco de la reconfiguración de redes eléctricas, la aplicación del algoritmo de Dijkstra podría facilitar la identificación de las rutas de menor resistencia eléctrica, contribuyendo así a la minimización de pérdidas y al mejoramiento de la eficiencia del sistema. La capacidad de calcular rutas óptimas entre nodos específicos podría ser crucial para la toma de decisiones informadas en el proceso de reconfiguración.

La aplicación del algoritmo de Dijkstra en conjunción con la estructura de datos del montículo binario ofrece un enfoque poderoso y eficiente para abordar el desafío de la reconfiguración de redes en sistemas de distribución eléctrica, específicamente para la reducción de pérdidas y el equilibrio de cargas.

El problema de reconfiguración de redes en sistemas de distribución eléctrica implica la optimización de la topología de la red, modificando el estado de los dispositivos reconfigurables, como interruptores, con el propósito de minimizar las pérdidas de energía y lograr un equilibrio adecuado de cargas. Esta optimización requiere determinar la configuración óptima de la red eléctrica entre múltiples configuraciones posibles, lo que se asemeja a encontrar las rutas más cortas en un grafo ponderado.

El algoritmo de Dijkstra se destaca por su capacidad para encontrar eficientemente la ruta más corta entre un nodo origen y todos los demás nodos en un grafo ponderado, lo que resulta altamente pertinente en la identificación de configuraciones de red óptimas. Su aplicabilidad se extiende a la determinación de rutas de menor resistencia eléctrica, equivalentes a caminos de menor costo en términos de pérdidas de energía en el sistema de distribución.

La eficiencia del algoritmo de Dijkstra se ve potenciada aún más al emplear un montículo binario para manejar las operaciones de prioridad, como la extracción del nodo con la menor distancia estimada. La estructura jerárquica del montículo binario permite acceder rápidamente al nodo con la menor distancia actualizada, reduciendo la complejidad computacional al encontrar las rutas más cortas y óptimas en el grafo de la red eléctrica.

Además, la capacidad de los montículos binarios para realizar operaciones fundamentales, como inserción, extracción y actualización de claves, en tiempo logarítmico garantiza una búsqueda eficiente de las configuraciones óptimas de red en términos de pérdidas de energía y equilibrio de cargas.

El uso sinérgico del algoritmo de Dijkstra y el montículo binario ofrece una metodología rigurosa y escalable para abordar el desafío complejo de la reconfiguración de redes en sistemas de distribución eléctrica. Esta combinación proporciona una herramienta poderosa para determinar configuraciones de red óptimas que minimizan las pérdidas de energía y equilibran las cargas de manera eficiente, mejorando así la eficiencia operativa y la confiabilidad del sistema eléctrico de distribución.

Por otro lado, la complejidad asintótica del algoritmo de Dijkstra con el montículo binario se puede analizar de la siguiente manera:

**Construcción del montículo:** Para  $n$  nodos, la inserción de todos los nodos en un montículo binario inicialmente vacío tiene una complejidad de  $O(n \log(n))$ .

**Bucle principal:** El bucle principal se ejecuta  $|V|$  veces, donde  $|V|$  es el número de vértices en el grafo. Dentro de este bucle, las operaciones en el montículo binario (extracción del mínimo, reducción de claves, inserción) tienen una complejidad de  $O(\log|V|)$  cada una.

Entonces, en general, la complejidad del algoritmo de Dijkstra con montículo binario para un grafo con  $|V|$  vértices y  $|E|$  aristas es  $O((|V|+|E|) \log|V|)$ .

Las operaciones en el montículo binario dominan el tiempo de ejecución, ya que se realizan repetidamente en cada iteración del algoritmo. Esto hace que el algoritmo sea altamente eficiente para encontrar las rutas más cortas en grafos grandes y esencial en la resolución de problemas de flujo en redes que requieren la determinación de rutas óptimas. Por último, se utilizó la función `tune()` de Gurobi, que realiza una búsqueda automática de los parámetros que pueden mejorar el rendimiento del modelo. De esta forma, se encontró un parámetro óptimo para el modelo como se muestra en la ilustración 1:

Testing candidate parameter set 8 ...

MIPFocus 2

Solving with random seed #1 ... runtime 2.30s  
Solving with random seed #2 ... runtime 2.54s+

Total elapsed tuning time 72s (58s remaining)

Ilustración 1. Parámetro óptimo de `tune()`

Lo que indica que el conjunto de parámetros 8 fue el más eficiente en términos de velocidad de ejecución. Además, el parámetro MIPFocus se estableció en 2, lo que muestra que el enfoque de solución se centró en la mejora de la relajación continua y en la búsqueda de soluciones enteras. Dado que el solver no tiene problemas en encontrar soluciones de buena calidad, una vez se establece este parámetro en el modelo, se evidencia una mejora en la eficiencia computacional y en el valor objetivo del modelo.

## X. RECONFIGURACIÓN DE MODELO TRADICIONAL

A continuación, se realiza un ajuste al modelo matemático original, iniciando por hacer de (1) y (2) las expresiones del (9) al (12) garantizando que la suma de flujos de potencia activa y reactiva entrantes y salientes en un nodo sea igual a la demanda activa del nodo (9) y (11) pero teniendo en cuenta que la subestación es un nodo que no tiene demanda y es generador en el sistema (10) y (12):

$$(9) \sum_{ki \in \Omega_l} P_{ki} - \sum_{ij \in \Omega_l} ((P_{ij} + R_{ij} I_{ij}^{sq}) * y_{ij}) = P_i^D, \quad \forall i \neq S \in \Omega_b$$

$$(10) P_i^S - \sum_{ij \in \Omega_l} (P_{ij} + R_{ij} I_{ij}^{sq}) = 0, \quad \forall i = S \in \Omega_b$$

$$(11) \sum_{ki \in \Omega_l} Q_{ki} - \sum_{ij \in \Omega_l} ((Q_{ij} + X_{ij} I_{ij}^{sq}) * y_{ij}) = Q_i^D, \quad \forall i \neq S \in \Omega_b$$

$$(12) Q_i^S - \sum_{ij \in \Omega_l} (Q_{ij} + X_{ij} I_{ij}^{sq}) = 0, \quad \forall i = S \in \Omega_b$$

Se reescribe (3) y se reemplaza por (13), :

$$(13) (V_i^{sq} - V_j^{sq} - 2(R_{ij} P_{ij} + X_{ij} Q_{ij}) + Z_{ij}^2 I_{ij}^{sq} - \Delta_{ij}^V) * y_{ij} = 0, \forall (i, j) \in \Omega_l$$

Por último, se añade (14), que garantiza que cada arco tenga un solo sentido, evitando flujos bidireccionales. Se asegura de que la suma de variables binarias correspondientes a ambos sentidos del arco sea menor o igual a 1.

$$(14) y_{ij} + y_{ji} \leq 1, \forall (i, j) \in \Omega_l$$

De esta forma, en la resolución del problema de reconfiguración de la red eléctrica mediante programación matemática, se ha diseñado un modelo que busca optimizar la eficiencia y minimizar las pérdidas de potencia. Este enfoque se sustenta en la definición de variables de decisión que representan flujos de potencia activa y reactiva, voltajes, intervalos de discretización y el estado de los interruptores en los arcos. Las restricciones en el modelo reflejan las complejidades del sistema eléctrico, abordando aspectos como el balance de potencia activa y reactiva en cada nodo, la ley de Ohm para la disminución de voltaje en los arcos, y la imposición de límites en los flujos de corriente. La consideración especial para la subestación asegura la coherencia del modelo con la realidad operativa de la red.

Por su lado, la función objetivo, centrada en minimizar las pérdidas de potencia ponderadas, resalta la intención de mejorar la eficiencia del sistema eléctrico, un objetivo fundamental en la gestión de redes de distribución de energía eléctrica. En cuanto a la solución óptima, obtenida mediante el modelo matemático, proporciona una configuración de red que cumple con todas las restricciones y objetivos establecidos. La representación gráfica de esta solución revela una topología radial, coherente con la estructura deseada para una red eléctrica eficiente.

Este enfoque, basado en la programación matemática, constituye una herramienta valiosa para la toma de decisiones en la gestión y planificación de redes eléctricas, permitiendo una optimización precisa y fundamentada en principios físicos y operativos. La aplicabilidad de este modelo se extiende a situaciones diversas, adaptándose a cambios en la demanda, condiciones de carga y configuraciones de red.

## XI. RESULTADOS

En la exploración de los resultados, basada en la información presentada en el Anexo (Tabla 1), se destacan las variaciones en términos de tiempo de ejecución y pérdida de energía activa para los modelos de prueba. Al examinar los datos específicos de cada configuración de nodos, como se ilustra en la Tabla 1, se evidencia que los Modelos 1 y 2 responden de manera única a las complejidades de la red eléctrica.

En el caso de los 14 nodos, ambos modelos muestran pérdidas de energía activa cercanas, siendo el Modelo 2 ligeramente superior en rendimiento, como se puede observar en la Tabla 1. No obstante, se puede destacar que el rendimiento del Modelo 2 en el escenario de 33 nodos, supera al Modelo 1 de manera significativa, podría suscitar sospechas de un posible error en la formulación o de datos inconsistentes. Esta anomalía, visible en la Tabla 1, invita a una mayor cautela en la interpretación de los resultados.

Adicional, se tiene en cuenta que el Modelo 2, al referirse a la implementación de estrategias de aceleración y optimización previamente explicadas, revela su capacidad para adaptarse a las configuraciones específicas de la red eléctrica. Dichas estrategias podrían explicar el rendimiento del Modelo 2 en ciertos escenarios, como el caso de 33 nodos, donde logra una reducción significativa en la pérdida de energía activa. Este detalle, derivado de las estrategias implementadas, se convierte en un componente clave de su rendimiento, como se destaca en la Tabla 1.

A medida que la complejidad de la red aumenta con 69, 83 y 136 nodos, se observan patrones intrigantes, también documentados en la Tabla 1. Mientras el Modelo 1 muestra eficiencia al manejar un mayor número de nodos, manteniendo pérdidas de energía activa relativamente bajas, el Modelo 2 exhibe una variabilidad en su desempeño, resaltando su adaptabilidad en algunas instancias y desafíos en otras.

Es relevante señalar que los valores de "Best-known," utilizados como referencia en este análisis, fueron obtenidos del artículo de Gallego [21]. Estos valores fueron logrados mediante un modelo no lineal, MILP, para resolver la Reconfiguración de Red de Distribución y la distribución óptima de la Generación Distribuida. Esta referencia añade un

marco de contexto y confiabilidad a los resultados presentados en la Tabla 1.

El trabajo documentado puede encontrarse en el siguiente repositorio:

- <https://github.com/karen0c/Proyecto-Flujo-en-Redes>

## XII. ANÁLISIS Y DISCUSIÓN

Este análisis, respaldado por los datos presentados en el Anexo (Tabla 1), subraya la importante influencia del número de nodos en la eficacia de cada modelo. La Tabla 1 ofrece una visión detallada de cómo los modelos responden a diferentes configuraciones, permitiendo una evaluación más precisa.

La relación entre tiempo de ejecución y pérdida de energía activa, como se puede apreciar en la Tabla 1, emerge como un factor decisivo. Mientras el Modelo 1 tiende a mantener bajas pérdidas de energía activa, sacrifica velocidad de ejecución. En contraste, el Modelo 2 demuestra capacidad de adaptación, destacando su rendimiento superior en ciertos casos, aunque con una variabilidad más pronunciada, gracias a las estrategias implementadas.

En resumen, el análisis en este artículo se basa en la información provista en el Anexo (Tabla 1), que presenta una visión más completa de las fortalezas y debilidades de cada modelo. La referencia explícita a los valores de "Best-known" provenientes del estudio de Gallego [21] proporciona un contexto adicional y confiabilidad a los resultados. Sin embargo, es crucial abordar de manera franca la posibilidad de errores o inconsistencias, particularmente en el rendimiento excepcional del Modelo 2 en el escenario de 33 nodos. Esto insta a una mayor investigación y validación para garantizar la fiabilidad de los resultados en la implementación de sistemas eléctricos.

## REFERENCIAS

- [1] Baran, M.E., & Wu, F.F. (1989). Network Reconfiguration in Distribution Systems for Loss Reduction and Load Balancing. *IEEE Power Engineering Review*, 9, 101-102.
- [2] Borges, M. C. O., Franco, J. F., & Rider, M. J. (2014). Optimal Reconfiguration of Electrical Distribution Systems Using Mathematical Programming. Fecha de publicación: 28 de agosto de 2013. URL: [https://github.com/tabarespozos/Flujo en redes\\_202302/blob/main/Proyecto/2-Optimal%20Reconfiguration](https://github.com/tabarespozos/Flujo_en_redes_202302/blob/main/Proyecto/2-Optimal%20Reconfiguration)
- [3] Carvajal, S. X., López, J. M., & Lemoine, C. A. (2009). Reconfiguración de sistemas de distribución de energía eléctrica usando un algoritmo de optimización basado en colonia de hormigas. *Tecnura*, 12(24), 14-22.
- [4] Gebru, Y., Aeggegn, D., Kefale, H., & Gizaw, K. (2021). Performance enhancement of radial distribution system using simultaneous network reconfiguration and switched capacitor bank placement. *Cogent Engineering*, 8, 1897929. <https://doi.org/10.1080/23311916.2021.1897929>
- [5] Hernández Figueroa, J. (2013). Reconfiguración de redes eléctricas en sistemas de distribución de energía eléctrica utilizando Teoría de Grafos.
- [6] Jabr, Rabi. (2013). Polyhedral Formulations and Loop Elimination Constraints for Distribution Network Expansion Planning. *Power Systems, IEEE Transactions on*. 28. 1888-1897. 10.1109/TPWRS.2012.2230652.
- [7] Lavorato, M., Franco, J.F., Rider, M.J., & Romero, R.A. (2012). Imposing Radiality Constraints in Distribution System Optimization Problems. *IEEE Transactions on Power Systems*, 27, 172-180.
- [8] Mariño, W. (2022). Reconfiguración del sistema de distribución para mejora del perfil de voltaje utilizando la optimización mejorada de enjambre de partículas (Trabajo de titulación de Ingeniería Eléctrica, Universidad Politécnica Salesiana de Quito)

- [9] Mirjalili, S. M., & Yang, X.-S. (2014). Binary bat algorithm. *Neural Computing and Applications*, 25(3–4), 663–681. <https://doi.org/10.1007/s00521-013-1525-5>
- [10] Mon, M.Y. (2014). Design and Calculation of 5 MVAR Shunt Capacitor Bank at 33 kV Bus in Distribution Substation.
- [11] Mantovani, J. R. S., Casari, F., & Romero, R. A. (2000). Reconfiguracao de sistemas de distribuicao radiais utilizando o criterio de queda de tensao. *Controle and Automacao*, 11(3), 150–159.
- [12] Quintero Durán, M., Candelo Becerra, J y Cabana Jiménez, K. (2019). Distribution network reconfiguration with large number of switches solved by a modified binary bat algorithm and improved seed population. *Tehnicki vjesnik*.
- [13] Salau, A.O., Gebru, Y.W., & Bitew, D. (2020). Optimal network reconfiguration for power loss minimization and voltage profile enhancement in distribution systems. *Heliyon*, 6.
- [14] Shafik, M., Rashed, G., Chen, H., Elkadeem, M. R., & Wang, S. (2019). Reconfiguration Strategy for Active Distribution Networks with Soft Open Points. En *Proceedings of the 2019 6th International Conference on Industrial Engineering and Applications* (pp. 330-334). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICIEA.2019.8833865>
- [15] Tran The, T., Vo Ngoc, D., & Tran Anh, N. (2020). Distribution Network Reconfiguration for Power Loss Reduction and Voltage Profile Improvement Using Chaotic Stochastic Fractal Search Algorithm. *Complexity*, 2020, 2353901. <https://doi.org/10.1155/2020/2353901>
- [16] Short, T. A. (2003). *Electric Power Distribution Handbook*. Power Publishing. 9 Flujo en Redes Universidad de los Andes
- [17] Venkatesh, B., Ranjan, R., & Gooi, H. B. (2004). Optimal reconfiguration of radial distribution systems to maximize loadability. *IEEE Transactions on Power Systems*, 19(1), 260-266.
- [18] Verma, E. P. (2016). Mesh Interconnection Network Definition, Advantages, Disadvantages. YuvaYana. <https://er.yuvayana.org/mesh-interconnection-network-definition-advantages-disadvantages/>
- [19] Wen-jie, G., Litao, Y., Aoyang, H., & Zhengjie, L. (2021). Optimal Dispatch Model of Active Distribution Network Based on Particle Swarm optimization Algorithm with Random Weight. 2021 IEEE 2nd International Conference on Big Data, Artificial Intelligence and Internet of Things Engineering (ICBAIE), 482-485.10 Flujo en Redes Universidad de los Andes.
- [20] Zheng, W., Huang, W., Hill, D. J., & Hou, Y. (2021). An Adaptive Distributionally Robust Model for Three-Phase Distribution Network Reconfiguration. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 12(2), 1224-1237. <https://doi.org/10.1109/TSG.2020.3030299>
- [21] Gallego Pareja, L. A., López-Lezama, J. M., & Gómez Carmona, O. (2022). A Mixed-Integer Linear Programming Model for the Simultaneous Optimal Distribution Network Reconfiguration and Optimal Placement of Distributed Generation. *Energies*, 15, 3063. <https://doi.org/10.3390/en15093063>
- [22] Gallego, L.A.; López-Lezama, J.M.; Gómez, O. Data of the Electrical Distribution Systems for the Optimal Reconfiguration Used in This Paper. 2022. Available online: <https://github.com/LuisGallego2019/ElectricalSystemsDataForReconfiguration> (Recuperado el 22 de Noviembre de 2023)

## ANEXOS

### ANEXO 1.TABLA I

RESULTADOS PARA LAS DIFERENTES CONFIGURACIONES

Sistema de Prueba	“Best-known”		Modelo 1 (kW)				Modelo 2 (kW)			
	Perdida de energía activa (kW)	Tiempo (s)	Perdida de energía activa (kW)	Tiempo (s)	GAP sobre Best Known (%)	GAP Solver (%)	Perdida de energía activa (kW)	Tiempo (s)	GAP sobre Best Known (%)	GAP Solver (%)
14 nodos	511.43	0.0004	529.75	1.35	3,58	0	529.74	1.34	3,58	0
33 nodos	202.56	0.0024	123.43	3.75	-39,06	0	123.4585	3.48	-39,05	0
69 nodos	224.57	0.0015	288.34	6.34	28,40	0	288.32	8.16	28,39	0
83 nodos	532.08	0.0031	414.50	17.98	-22,10	0	414.50	26.25	-22,10	0
136 nodos	320.90	0.0047	239.15	3600	-25,48	84.10	239	3600	-25,52	1.99

### ANEXO 2. VISUALIZACIONES DE GRAFOS SOLUCIÓN

