

UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERÍA
FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA



TESIS

**“RECONFIGURACIÓN DE REDES DE DISTRIBUCIÓN PARA MINIMIZAR PÉRDIDAS
DE POTENCIA MEDIANTE RECOGIDO SIMULADO MEJORADO”**

**PARA OBTENER EL GRADO ACADÉMICO DE MAESTRO EN CIENCIAS EN
INGENIERÍA ELÉCTRICA CON MENCIÓN EN SISTEMAS DE POTENCIA**

ELABORADO POR:

FRANKLIN JESÚS SIMEÓN PUCUHUAYLA

ASESOR:

M. Sc. DIONICIO ZÓCIMO ÑAUPARI HUATUCO

LIMA - PERÚ

2025

DEDICATORIA

El presente trabajo lo dedico a mis padres Javier Marino Simeon Canchan y Mary Luz Pucuhuayla López, ejemplos de perseverancia y esfuerzo. A mis hermanos Clismar Manuel y Enrique Javier quienes me manifiestan su apoyo y confianza en cada nueva etapa emprendida. A Mishell Canteño, quien ha estado brindándome su apoyo en este proceso, animándome a seguir adelante con su optimismo y confianza.

AGRADECIMIENTOS

Por sobre todas las cosas agradezco a Dios, por las bendiciones concedidas y por poner en mi camino a maravillosas personas que me han permitido llegar a este punto.

A mi familia por su apoyo y comprensión durante este periodo de formación, por ser mi motivación para superarme cada día.

A mis profesores por transmitir sus conocimientos, muy en especial a mi asesor M. Sc. Dionicio Zócimo Ñaupari Huatoco, por facilitarme información relevante sobre el tema de investigación, por su buena disposición y paciencia durante las reuniones de revisión de avances, por sus valiosos consejos con los cuales fueron posible la elaboración de esta tesis.

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento al Dr. Yuri Percy Molina Rodriguez por su invaluable orientación, valiosos consejos y el continuo apoyo proporcionado durante la realización de este trabajo. La información actualizada que me brindó fue de gran utilidad para llevar a cabo esta investigación de manera efectiva.

Igualmente agradezco a los revisores de tesis MSc. Jose Elmer Koc Rueda y MSc, Jorge Hans Alayo Gamarra quienes han contribuido con sus comentarios y observaciones a darle claridad este trabajo

A todas las personas que me apoyaron durante mi formación académica y de alguna manera aportaron en el desarrollo del presente trabajo.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

ÍNDICE DE TABLAS	vii
ÍNDICE DE ILUSTRACIONES	ix
RESUMEN	xi
ABSTRACT	xii
INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO I: ANTECEDENTES Y DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA	3
1.1 Antecedentes bibliográficos	3
1.2 Descripción de la realidad problemática	10
1.3 Formulación del problema	11
1.4 Justificación e importancia de la investigación	11
1.5 Objetivos	11
1.5.1 Objetivo General:	11
1.5.2 Objetivos Específicos	12
1.6 Hipótesis	12
1.6.1 Hipótesis Principal:	12
1.6.2 Hipótesis Secundarias:	12
1.7 Variables e indicadores	13
1.7.1 Variable independiente:	13
1.7.2 Variable dependiente:	13
1.7.3 Indicadores de la variable independiente:	13
1.7.4 Indicadores de la variable dependiente:	14
1.8 Unidad de análisis:	14
1.9 Tipo y nivel de investigación	14
1.9.1 Tipo de investigación:	14
1.9.2 Nivel investigación:	14
1.10 Periodo de análisis de los sistemas de distribución:	15
1.11 Fuentes de información e instrumentos utilizados:	15
1.12 Técnicas de recolección y procesamiento de datos:	16

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO Y MARCO CONCEPTUAL	17
2.1 Sistema Eléctrico de Distribución	17
2.1.1 Concepto:	17
2.1.2 Componentes:	18
2.1.3 Configuración:	19
2.2 Pérdida de Potencia Activa	20
2.2.1 Generalidad	20
2.2.2 Clasificación	21
2.3 Reconfiguración de Redes de Distribución	22
2.3.1 Concepto:	22
2.3.2 Función Objetivo	23
2.3.3 Restricciones	23
2.3.4 Clasificación y métodos:	25
2.4 Clasificación según conocimiento - método	25
2.4.1 Conocimiento:	25
2.4.2 Método o técnicas evolutivas	26
2.5 Clasificación según <i>Soft Computing</i> y Optimización matemática	27
2.5.1 Computación Blanda (<i>Soft Computing</i>)	28
2.5.2 Optimización Matemática:	29
2.6 Optimización por Recocido Simulado	29
2.6.1 Concepto	29
2.6.2 Analogía con el proceso de recocido	31
2.6.3 Estrategia de recocido simulado	32
2.6.4 Representación matemática	32
2.6.5 Selección de parámetros	33
CAPÍTULO III: DESARROLLO DEL TRABAJO DE LA TESIS	35
3.1 Procedimiento seguido para el desarrollo del trabajo	35
3.2 Diagrama de bloques de cada etapa	36
3.2.1 Etapa 1	36
3.2.2 Etapa 2	37
3.2.3 Etapa 3	47
3.2.4 Etapa 4	50
3.2.5 Etapa 5	51
3.3 Pseudocódigo del algoritmo RS Mejorado	51
3.4 Modelo matemático	52
3.4.1 Solución inicial y temperatura inicial	53
3.4.2 Malla espacial selectiva (MES).	54

3.4.3	Mecanismo de enfriamiento.	54
3.4.4	Velocidad de enfriamiento.	58
3.4.5	Criterio de Aceptación.	58
3.4.6	Condición de parada.	59
3.4.7	Generador de vecino.	61
3.5	Casos de estudio a experimentar	61
3.5.1	Caso de estudio 1: Sistema de 5 barras	62
3.5.2	Caso de estudio 2: Sistema de 16 barras	62
3.5.3	Caso de estudio 3: Sistema de 33 barras	63
3.5.4	Caso de estudio 4: Sistema de 69 barras	64
3.5.5	Caso de estudio 5: Sistema de 94 barras	64
3.5.6	Caso de estudio 6: Sistema de 135 barras	65
CAPÍTULO IV: ANALISIS Y RESULTADOS		67
4.1	Simulación y resultados	67
4.1.1	Sistema de 5 barras	67
4.1.2	Sistema de 16 barras	72
4.1.3	Sistema de 33 barras	76
4.1.4	Sistema de 69 barras	81
4.1.5	Sistema de 94 barras	86
4.1.6	Sistema de 135 barras	91
4.1.7	Contrastación de la hipótesis	98
CONCLUSIONES		100
RECOMENDACIONES		101
BIBLIOGRÁFIA		102
ANEXOS		109
ANEXO A: DATOS DE LOS SISTEMAS		109
A.1	Sistema de 5 barras	109
A.2	Sistema de 16 barras	109
A.3	Sistema de 33 barras	111
A.4	Sistema de 69 barras	112
A.5	Sistema de 94 barras	114
A.6	Sistema de 135 barras	116

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.1	Antecedentes bibliográficos	9
Tabla 1.2	Relación del beneficio/costo para reducción de perdidas	10
Tabla 3.1	Principales verbos de OpenDSS	38
Tabla 3.2	Caracteres y delimitadores de OpenDSS	38
Tabla 3.3	Parámetros Básicos del elemento <i>Circuit</i>	40
Tabla 3.4	Parámetros Básicos del elemento <i>Line</i>	41
Tabla 3.5	Parámetros Básicos del elemento <i>Load</i>	42
Tabla 3.6	Parámetros Básicos del elemento <i>SwtControl</i>	43
Tabla 3.7	Modelos de enfriamiento.	55
Tabla 4.1	5 Barras - C=0.1, n=2 - 5 simulaciones	68
Tabla 4.2	5 Barras - C=0.5, n=2 - 5 simulaciones	69
Tabla 4.3	5 Barras - C=0.9, n=2 - 5 simulaciones	69
Tabla 4.4	Resultados para 5 Barras - 100 simulaciones	71
Tabla 4.5	Comparación de métodos para 5 barras - 100 simulaciones.	72
Tabla 4.6	16 Barras - C=0.1, n=2 - 5 simulaciones	73
Tabla 4.7	16 Barras - C=0.5, n=2 - 5 simulaciones	73
Tabla 4.8	16 Barras - C=0.9, n=2 - 5 simulaciones	73
Tabla 4.9	Resultados para 16 Barras - 100 simulaciones	75
Tabla 4.10	Comparación de métodos para 16 barras - 100 simulaciones.	76
Tabla 4.11	33 Barras - C=0.1, n=2 - 5 simulaciones	78
Tabla 4.12	33 Barras - C=0.5, n=2 - 5 simulaciones	78
Tabla 4.13	33 Barras - C=0.9, n=2 - 5 simulaciones	78
Tabla 4.14	Resultados para 33 Barras - 100 simulaciones	80
Tabla 4.15	Comparación de métodos para 33 barras - 100 simulaciones.	81
Tabla 4.16	69 Barras - C=0.1, n=4 - 5 simulaciones	82
Tabla 4.17	69 Barras - C=0.5, n=4 - 5 simulaciones	83
Tabla 4.18	69 Barras - C=0.9, n=4 - 5 simulaciones	83
Tabla 4.19	Resultados para 69 Barras - 100 simulaciones	85
Tabla 4.20	Comparación de métodos para 69 barras - 100 simulaciones.	86
Tabla 4.21	94 Barras - C=0.1, n=6 - 5 simulaciones	87
Tabla 4.22	94 Barras - C=0.1, n=6 - 5 simulaciones	88
Tabla 4.23	94 Barras - C=0.1, n=6 - 5 simulaciones	88
Tabla 4.24	Resultados para 94 Barras - 100 simulaciones	90
Tabla 4.25	Comparación de métodos para 94 barras - 100 simulaciones.	91

Tabla 4.26	135 Barras - C=0.1, n=8 - 5 simulaciones	93
Tabla 4.27	135 Barras - C=0.5, n=8 - 5 simulaciones	93
Tabla 4.28	135 Barras - C=0.9, n=8 - 5 simulaciones	93
Tabla 4.29	Resultados para 135 Barras - 100 simulaciones	96
Tabla 4.30	Resultados de diferentes métodos vistos en la literatura para el sistema 135-Barras	97

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Figura 2.1	Sistema de suministro eléctrico	18
Figura 2.2	Sistema eléctrico de distribución	19
Figura 2.3	Sistema de distribución radial	20
Figura 2.4	Sistema de distribución mallado	20
Figura 2.5	Clasificación por conocimiento y método	27
Figura 2.6	Clasificación por Computación blanda y optimización matemática	30
Figura 2.7	RS Sistema físico y problema de optimización	31
Figura 2.8	Diagrama de flujo del algoritmo RS	32
Figura 3.1	Etapas de desarrollo de la tesis	36
Figura 3.2	Etapa 1	36
Figura 3.3	Etapa 2	37
Figura 3.4	Uso del verbo y parámetro en OpenDSS	37
Figura 3.5	Regla Verbo - Parámetro en OpenDSS	38
Figura 3.6	Ejemplo regla Verbo - Parámetro en OpenDSS	39
Figura 3.7	Orden Predeterminado	39
Figura 3.8	Ejemplo de definición del elemento Circuit en OpenDSS	40
Figura 3.9	Ejemplo de definición del elemento Line en OpenDSS	40
Figura 3.10	Ejemplo de definición del elemento Load en OpenDSS	42
Figura 3.11	Ejemplo de definición del elemento Interruptor como línea corta	43
Figura 3.12	Diagrama de Flujo	48
Figura 3.13	Etapa 3	49
Figura 3.14	Escape de los óptimos locales	49
Figura 3.15	Etapa 4	50
Figura 3.16	Instalación librerías para conexión con OpenDSS	50
Figura 3.17	Etapa 5	51
Figura 3.18	Pseudocódigo	52
Figura 3.19	Mallas del sistema de 5 barras	54
Figura 3.20	Enfriamiento geométrico	56
Figura 3.21	Enfriamiento por Lundy & Mees	56
Figura 3.22	Modelo GDLM	57
Figura 3.23	Topología inicial del sistema de 5 barras	62
Figura 3.24	Topología inicial del sistema de 16 barras	63
Figura 3.25	Topología inicial del sistema de 33 barras	63
Figura 3.26	Topología inicial del sistema de 69 barras	64

Figura 3.27	Topología inicial del sistema de 94 barras	65
Figura 3.28	Topología inicial del sistema de 135 barras	66
Figura 4.1	Conformación de mallas para 5 barras	67
Figura 4.2	Mallas del sistema de 5 barras	68
Figura 4.3	5 Barras - Mejor solución $C=0.1$, $n=2$	70
Figura 4.4	5 Barras - Mejor solución $C=0.5$, $n=2$	70
Figura 4.5	5 Barras - Mejor solución $C=0.9$, $n=2$	70
Figura 4.6	Comparación de métodos RS para 5 barras	71
Figura 4.7	Conformación de mallas para 16 barras	72
Figura 4.8	Mallas del sistema de 16 barras	72
Figura 4.9	16 Barras - Mejor solución $C=0.1$, $n=2$	74
Figura 4.10	16 Barras - Mejor solución $C=0.5$, $n=2$	74
Figura 4.11	16 Barras - Mejor solución $C=0.9$, $n=2$	75
Figura 4.12	Comparación de métodos RS para 16 barras	76
Figura 4.13	Conformación de mallas para 33 barras	77
Figura 4.14	Mallas del sistema de 33 barras	77
Figura 4.15	33 Barras - Mejor solución $C=0.1$, $n=2$	79
Figura 4.16	33 Barras - Mejor solución $C=0.5$, $n=2$	79
Figura 4.17	33 Barras - Mejor solución $C=0.9$, $n=2$	80
Figura 4.18	Comparación de métodos RS para 33 barras	81
Figura 4.19	Conformación de mallas para 69 barras	82
Figura 4.20	Mallas del sistema de 69 barras	82
Figura 4.21	69 Barras - Mejor solución $C=0.1$, $n=4$	84
Figura 4.22	69 Barras - Mejor solución $C=0.5$, $n=4$	84
Figura 4.23	69 Barras - Mejor solución $C=0.9$, $n=4$	84
Figura 4.24	Comparación de métodos RS para 69 barras	85
Figura 4.25	Conformación de mallas para 94 barras	86
Figura 4.26	Mallas del sistema de 94 barras	87
Figura 4.27	94 Barras - Mejor solución $C=0.1$, $n=6$	89
Figura 4.28	94 Barras - Mejor solución $C=0.5$, $n=6$	89
Figura 4.29	94 Barras - Mejor solución $C=0.9$, $n=6$	89
Figura 4.30	Comparación de métodos RS para 94 barras	90
Figura 4.31	Conformación de mallas para 135 barras	91
Figura 4.32	Mallas del sistema de 135 barras	92
Figura 4.33	135 Barras - Mejor solución $C=0.1$, $n=8$	94
Figura 4.34	135 Barras - Mejor solución $C=0.5$, $n=8$	94
Figura 4.35	135 Barras - Mejor solución $C=0.9$, $n=8$	95
Figura 4.36	Comparación de métodos RS para 135 barras	95

RESUMEN

En esta tesis se estudió el algoritmo de optimización de Recocido Simulado (RS), analizando sus características principales, variantes, y los parámetros que afectan sus resultados. Además, se aplicó una de las variantes del RS en el contexto de la reconfiguración de redes de distribución.

La reconfiguración de redes de distribución es un problema complejo debido al gran número de configuraciones posibles, cuyo análisis resulta inviable por su alto costo computacional. Por ello, se emplearon algoritmos inteligentes, capaces de reducir las soluciones a explorar y encontrar una solución óptima o cercana con menor costo. Este estudio se centró en algoritmos adaptativos, como el recocido simulado, analizando sus limitaciones y áreas de mejora en escenarios de optimización complejos.

Se desarrolló una variante denominada Recocido Simulado Mejorado con Enfriamiento Híbrido (ISA-HC). Este algoritmo estableció parámetros iniciales óptimos, como la temperatura de partida y la solución inicial, adaptándose a las características específicas del sistema. Para lograr un enfriamiento efectivo, se implementó un enfoque híbrido en tres etapas, combinando dos métodos ampliamente reconocidos en la literatura, lo cual representa uno de los principales aportes de la investigación y dio origen al nombre de la variante.

El algoritmo ISA-HC se implementó utilizando el software Open Distribution System Simulator (OpenDSS) junto con una técnica de búsqueda espacial selectiva, optimizando así su rendimiento y reduciendo el espacio de búsqueda. Esta implementación, desarrollada en el lenguaje de programación Python, integró sus funciones con OpenDSS. La efectividad del algoritmo se verificó y validó mediante pruebas en sistemas de 5, 16, 33 y 69 barras, descritos en [50], [16], [5], y [54]. Tras confirmar su efectividad, el algoritmo fue aplicado a sistemas eléctricos de distribución reales de 94 y 135 barras, documentados en [61] y [38].

Finalmente, se contrastaron las hipótesis planteadas y se compararon los resultados obtenidos con los de otras metodologías presentes en la literatura técnica. Esta comparación permitió concluir que la variante propuesta no solo mejora el tiempo de simulación y la calidad de las soluciones globales, sino que también presenta menores desviaciones estándar.

ABSTRACT

In this thesis, the Simulated Annealing (SA) optimization algorithm was studied, analyzing its main characteristics, variants, and the parameters that affect its results. Additionally, one of the SA variants was applied in the context of distribution network reconfiguration.

Distribution network reconfiguration is a complex problem due to the large number of possible configurations, whose analysis becomes unfeasible because of the high computational cost. Therefore, intelligent algorithms were employed, capable of reducing the solutions to be explored and finding an optimal or near-optimal solution at a lower cost. This study focused on adaptive algorithms, such as simulated annealing, analyzing their limitations and areas for improvement in complex optimization scenarios.

A variant called Improved Simulated Annealing with Hybrid Cooling (ISA-HC) was developed. This algorithm established optimal initial parameters, such as the starting temperature and initial solution, adapting to the specific characteristics of the system. To achieve effective cooling, a three-stage hybrid approach was implemented, combining two widely recognized methods in the literature, which represents one of the main contributions of this research and gave rise to the name of the variant.

The ISA-HC algorithm was implemented using the Open Distribution System Simulator (OpenDSS) software, along with a selective spatial search technique, thereby optimizing its performance and reducing the search space. This implementation, developed in the Python programming language, integrated its functions with OpenDSS. The algorithm's effectiveness was verified and validated through tests on 5, 16, 33, and 69-bus systems, as described in [50], [16], [5], and [54]. After confirming its effectiveness, the algorithm was applied to real distribution systems of 94 and 135 buses, documented in [61] and [38].

Finally, the proposed hypotheses were contrasted, and the obtained results were compared with those of other methodologies in the technical literature. This comparison led to the conclusion that the proposed variant not only improves simulation time and the quality of global solutions but also presents lower standard deviations.

INTRODUCCIÓN

El Sistema Eléctrico de Potencia está conformado por las unidades de generación, líneas de transmisión y subtransmisión, redes de distribución y centros de carga [56]. En la distribución se producen las mayores pérdidas de potencia, lo que genera costos para las empresas, los cuales no pueden eliminarse, pero sí minimizarse. Estas pérdidas se clasifican en técnicas y no técnicas; en este trabajo, solo se consideran las pérdidas técnicas como objeto de estudio.

Las estrategias más utilizadas para minimizar las pérdidas técnicas son el cambio de rutas de energía, el aumento del nivel de tensión, el banco de condensadores y la reconfiguración de redes. De estas, la reconfiguración fue la técnica que requirió menor inversión, ya que aprovechó los recursos existentes en la red.

El estudio de la reconfiguración de redes se centra en determinar el estado de los interruptores (abiertos o cerrados) de seccionamiento e interconexión, con el objetivo de lograr una topología que minimice las pérdidas de potencia activa, mejore el perfil de tensión, optimice el balanceo de carga y facilite el restablecimiento del suministro mediante el aislamiento de áreas afectadas. La solución debe cumplir con restricciones de límites de tensión, capacidad de carga de las líneas, capacidad de la subestación y garantizar la radialidad del sistema.

Según el concepto de radialidad definido en [49] y [52], debe existir un único camino energizado desde cualquier barra hasta la subestación. La conexión debe asegurar que todas las barras y cargas estén energizadas, logrando una configuración radial que facilite una operación sencilla y una protección efectiva, incluso ante la expansión para nuevos clientes.

La reconfiguración es un problema combinatorio que depende del número de interruptores instalados, lo que puede generar hasta 2^n soluciones posibles en un sistema con “ n ” interruptores. En sistemas grandes, evaluar todas las soluciones es inviable debido al alto costo computacional. Por ello, se han explorado técnicas y herramientas para reducir el espacio de búsqueda y encontrar soluciones óptimas o cercanas con menores costos.

Investigadores han propuesto modelos matemáticos basados en métodos físicos y biológicos, clasificados por conocimiento, computación blanda (*Soft Computing*) y optimización matemática.

Las metaheurísticas, dentro de la computación blanda, han ganado relevancia en la literatura técnica. El algoritmo de Recocido Simulado, inspirado en el proceso metalúrgico de recocido, utiliza trayectorias y una metáfora termodinámica para aceptar soluciones. En esta tesis, se mejora el algoritmo incorporando la técnica de búsqueda por malla en espacio selectivo, reduciendo el espacio de búsqueda y aumentando la velocidad de la solución.

El algoritmo propuesto está implementado en Python e integrado con OpenDSS (Distribution System Simulator) mediante la interfaz Component Object Model (COM). Se probó en cuatro sistemas de distribución utilizados frecuentemente en la literatura técnica para evaluar su eficacia, antes de aplicarlo a sistemas reales.

Este trabajo de investigación se organiza en cuatro capítulos. El capítulo 1 presenta los antecedentes y la descripción del problema, incluyendo la revisión bibliográfica, la formulación y justificación del problema, los objetivos e hipótesis, las variables e indicadores, la unidad de análisis, el tipo y nivel de investigación, el periodo de análisis, las fuentes de información y las técnicas de recolección de datos.

El capítulo 2 introduce los conceptos clave del sistema eléctrico de distribución, sus componentes y configuraciones. Se aborda la reconfiguración de redes, su clasificación y los métodos utilizados, con especial énfasis en dos clasificaciones prevalentes en la literatura. Además, se presenta el algoritmo de recocido simulado, incluyendo su analogía, representación matemática y parámetros seleccionados. Finalmente, se explora el concepto y clasificación de las pérdidas de potencia activa.

El capítulo 3 describe el procedimiento del trabajo, incluyendo los diagramas de bloques de cada etapa, el pseudocódigo y el modelo matemático de la función objetivo. Se detalla el método de solución implementado, sus características y los casos de estudio.

El capítulo 4 evalúa la eficacia del método propuesto en sistemas de distribución de 5, 16, 33 y 69 barras, así como en sistemas reales de 94 y 135 barras, presentando los análisis y resultados.

Finalmente, se presentan las conclusiones y recomendaciones basadas en los resultados obtenidos.

CAPÍTULO I

ANTECEDENTES Y DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

Este capítulo revisa investigaciones sobre la minimización de pérdidas de potencia mediante la reconfiguración de redes, destacando las metodologías propuestas. Se aborda la problemática a nivel nacional e internacional y se presenta la formulación del problema, junto con los objetivos, hipótesis, variables e indicadores.

1.1 Antecedentes bibliográficos

La revisión de literatura permitió recopilar antecedentes de artículos publicados en IEEE, Elsevier, IET, revistas especializadas y tesis de reconocidos profesionales internacionales.

La revisión técnica sobre la reconfiguración de redes para minimizar pérdidas activas, empleando metodologías distintas al algoritmo de Recocido Simulado, se presenta cronológicamente.

En [34], se propone una metodología para la reconfiguración de redes basada en flujo de potencia óptimo (OPF) utilizando la Descomposición de Benders generalizada. En la etapa maestra, se define la topología radial de la red, mientras que en la etapa esclava se valida su viabilidad mediante el OPF. La metodología, implementada en GAMS (General Algebraic Modeling System), se probó en sistemas de 33, 70 y 201 barras.

En la tesis doctoral [50], se utiliza el comportamiento de la Colonia de Hormigas en busca de alimento como inspiración para resolver el problema de reconfiguración de redes y minimizar las pérdidas de potencia. El autor propone un nuevo enfoque para el cálculo del flujo de potencia en sistemas de distribución radial con alta relación relación (r/x) resistencia/reactancia), donde los métodos clásicos enfrentan problemas de convergencia. Este enfoque combina el método de Newton con una función de penalización para mitigar el mal acondicionamiento de la matriz jacobiana. La técnica se validó en sistemas de prueba de 5, 16, 33, 69 y 136 barras, obteniendo resultados comparables o superiores a otras metodologías.

En [41], se emplea un algoritmo genético discreto (DGA) para determinar los momentos óptimos de reconfiguración en la programación diaria de microrredes, que integran fuen-

tes intermitentes como paneles solares y aerogeneradores. El método logró reducir costos operativos y pérdidas de potencia en un sistema real de 77 barras con dos microfuentes interconectadas. Los resultados mostraron que el uso de estas fuentes contribuye a una reducción del 9 al 14 % en los costos operativos en comparación con reconfiguraciones horarias y fijas.

En [60], se presentan dos enfoques para sistemas con demanda variable orientados a reducir pérdidas de potencia: el algoritmo CLONALG (selección clonal), inspirado en los sistemas inmunológicos biológicos, y el SGACB (algoritmo genético especializado de Chu-Beasley), basado en la selección natural y la evolución. Ambos métodos, desarrollados en C++ y aplicados a sistemas de 33, 84, 136 y 417 barras (real), demostraron buen desempeño. CLONALG resultó ser más eficiente, mientras que SGACB se posicionó como una alternativa competitiva, logrando mejores resultados que otros métodos de la literatura.

En [59], los autores proponen el Algoritmo Inmune Artificial Cop-aiNet, basado en la teoría de redes inmunitarias (aiNet), para la reconfiguración de redes con demanda variable. Utilizando un flujo de carga especializado para redes radiales, el algoritmo fue implementado en C++ y probado en sistemas de 33, 84, 136 y 417 barras (sistema real). Los resultados mostraron un rendimiento y eficiencia destacados en comparación con métodos reportados en la literatura.

En [21], se propone un algoritmo híbrido llamado “Algoritmo de búsqueda por gravedad en optimización de enjambre de partículas - BPSOGSA” para minimizar pérdidas. Este algoritmo combina la capacidad de búsqueda global del PSO con la capacidad de exploración del GSA e incorpora índices de confiabilidad para validar la red reconfigurada. Fue aplicado a sistemas de 16, 33, 69 y 119 barras, obteniendo mejores resultados que algoritmos reportados en la literatura.

En [26], los investigadores proponen el algoritmo de optimización de Saltamontes (GOA) para minimizar las pérdidas de potencia activa en la reconfiguración de redes de distribución. Este algoritmo, inspirado en el comportamiento natural de los saltamontes, busca determinar la combinación óptima de interruptores teniendo en cuenta las limitaciones de la topología de la red. Fue probado en el sistema radial IEEE de 33 barras, logrando una reducción de pérdidas de potencia activa del 38.0074 %, superior a otros métodos como el EGA (33.86 %), SPSO (33.36 %) y FEP (33.79 %). Aunque el GOA mostró una rápida convergencia, se recomienda probarlo en sistemas con mayor número de barras, como el de 94 barras, para validar su efectividad.

En [48], los investigadores proponen la Optimización Mejorada de Enjambres de Partículas Binarias Selectivas (IS-BPSO), que introduce una nueva función sigmoidea para con-

trolar la tasa de cambio de las partículas, mejorando la convergencia y la exploración del espacio de búsqueda. Los autores concluyen que este método es altamente eficaz y garantiza la obtención del óptimo global, a diferencia de otros métodos heurísticos que presentan tiempos de cálculo elevados en sistemas grandes, lo que limita su aplicación en redes reales. El IS-BPSO mostró mejores resultados de convergencia en comparación con enfoques de PSO, como se demostró en los sistemas de prueba de 33 y 94 barras.

En [44], los investigadores proponen el algoritmo de búsqueda Cuckoo Mejorado (ICSA) para resolver el problema de reconfiguración de redes eléctricas de distribución. El algoritmo se mejora al agregar un mecanismo de búsqueda local para optimizar la explotación de soluciones candidatas cercanas a la mejor solución actual, superando las limitaciones del algoritmo de búsqueda de Cuckoo en términos de exploración y explotación. Se demostró su eficacia en los sistemas de prueba de 33, 69 y 169 barras, obteniendo buenas soluciones en comparación con versiones mejoradas del algoritmo Cuckoo y otros métodos existentes.

En [32], los autores presentan el algoritmo de enjambres de salpa (SSA), una técnica reciente y eficiente para abordar el problema de reconfiguración de redes y reducir las pérdidas de potencia activa en los sistemas de distribución. Este algoritmo modela e imita el comportamiento de las salpas, un tipo de organismo marino que busca su fuente de alimento en los océanos, lo que le otorga capacidades de búsqueda y optimización paralela. Los resultados de la simulación, aplicados al sistema IEEE de 33 barras, muestran una reducción del 38.0074 % en las pérdidas de potencia activa, superando a técnicas de optimización global como el algoritmo genético (GA), el genético mejorado (EGA), el enjambre de partículas (PSO), el enjambre de partículas selectivo (SPSO) y el algoritmo de búsqueda Tabu modificado (MTS). Sin embargo, los autores sugieren que es necesario probar el algoritmo en sistemas de prueba con un mayor número de barras o nodos, dado que los sistemas de distribución reales suelen tener una cantidad considerablemente mayor de nodos.

En la tesis de maestría [49], el autor presenta una técnica innovadora de optimización utilizando el Enjambre de Partículas Binarias (BPSO). La técnica propuesta, llamada Optimización Selectiva Mejorada BPSO (IS-BPSO), reduce el espacio de búsqueda de soluciones e introduce una función sigmoidea diseñada para controlar la tasa de cambio de las partículas, lo que mejora la exploración del espacio de búsqueda. El algoritmo fue desarrollado en C# para integrarse con el software OpenDSS. El desempeño del algoritmo se validó utilizando los sistemas de 5, 33, 69 y 94 barras, y sus resultados fueron comparados con técnicas modernas disponibles en la literatura técnica.

La propuesta en [24], denominada algoritmo selectivo de Luciérnaga, utiliza el flujo de carga para refinar los criterios de la técnica de Luciérnaga en aplicaciones de reconfiguración de redes. Este algoritmo incorpora una perturbación que restablece la población cuando el contador alcanza un número predefinido, evitando que el algoritmo se quede atrapado en

una solución óptima local. Se probó en sistemas de prueba de 5, 33, 70 y 84 barras y se comparó con técnicas como SPSO (Enjambre de Partículas Selectivas) y SBAT (algoritmo de Murciélagos Selectivos), obteniendo mejoras notables en los resultados.

En [42], los investigadores proponen el algoritmo de búsqueda de Cuckoo binario mejorado (EBCSA) para la reducción de pérdidas de potencia. Este método adapta el algoritmo de búsqueda de Cuckoo continuo (CSA) al dominio binario, incorporando un nuevo mecanismo de búsqueda local. Los resultados obtenidos en sistemas de prueba con 33, 69, 70 y 136 barras muestran que el EBCSA presenta una mayor tasa de éxito, una mejor calidad de solución óptima y un menor número de iteraciones en comparación con otros algoritmos como el CSA binario (BCSA), el algoritmo de optimización de colinas (BCOA), el algoritmo genético binario (BGA) y el Enjambre de Partículas Binario (BPSO). Estos resultados sugieren que el EBCSA es un enfoque valioso para abordar problemas de reconfiguración de redes. Sin embargo, la aplicación de algoritmos metaheurísticos en su versión binaria sigue siendo limitada en la literatura.

En [4], los autores proponen un método híbrido para maximizar las ganancias de las empresas de distribución mediante la reconfiguración de redes y la maximización de las ganancias de la Generación Distribuida (GD). El enfoque utiliza el algoritmo de fuegos artificiales (FWA) combinado con una iteración basada en la teoría de juegos. Debido a la complejidad del problema de selección de coeficientes, los autores proponen un modelo auto-adaptativo denominado SAWFA. La eficacia del método se prueba en un sistema práctico de Taiwán de 84 barras, mostrando resultados prometedores en la optimización de las pérdidas y las ganancias asociadas a la integración de GD.

En la tesis de maestría [52], el autor presenta un método innovador que combina el algoritmo de Búsqueda Tabú con el concepto de Distancia Eléctrica. Este enfoque genera una solución inicial basada en Distancia Eléctrica, lo que permite obtener una solución de calidad con un bajo costo computacional, utilizando únicamente la configuración de red para su cálculo. Además, se introduce un método de generación de vecindarios para el algoritmo de Búsqueda Tabú, lo que asegura una trayectoria descendente constante en términos de las pérdidas del sistema. El algoritmo fue desarrollado en Python, integrando OpenDSS, y se probó en sistemas de prueba de 5, 33, 69, 94 y 135 barras. Los resultados obtenidos fueron comparados con técnicas propuestas en la literatura, demostrando su efectividad.

La revisión de la literatura técnica sobre el problema de reconfiguración de redes para la minimización de pérdidas activas de forma cronológica, enfocándose en el uso del Recocido Simulado (Simulated Annealing, SA), se presenta a continuación:

En [28], los autores proponen un método híbrido que combina el Recocido Simulado,

capaz de evitar mínimos locales al aceptar mejoras temporales en el costo, y la Búsqueda Tabú, que asegura un descenso eficiente hacia mejores soluciones. Las restricciones se dividen en dos grupos: mecanismo de perturbación y un factor de penalización, garantizando que todas las soluciones sean factibles. Este enfoque compensa las limitaciones del Recocido Simulado en cuanto a tiempo computacional y las deficiencias de la Búsqueda Tabú en términos de convergencia. El algoritmo propuesto mejora tanto la velocidad de cálculo como la convergencia, como se demuestra en el sistema real de KEPCO de 148 barras.

En [30], se presenta un algoritmo mejorado de Recocido Simulado para problemas en sistemas de distribución de gran escala. Este algoritmo emplea un enfriamiento polinomial y realiza cálculos estadísticos durante la búsqueda. Además, incorpora mecanismos de perturbación basados en la topología y una función de costo con estrategia de suavizado, lo que permite escapar de los mínimos locales y acercarse rápidamente a la solución óptima. La metodología fue validada en sistemas reales de Korea Electric Power Corporation (KEPCO), de 148 y 362 barras, demostrando su eficiencia en sistemas de gran escala.

En [29], se propone un algoritmo híbrido que combina el Recocido Simulado y la Búsqueda Tabú para minimizar pérdidas en sistemas de gran escala, demostrando su eficacia en sistemas de mayor dimensión. El algoritmo incluye adaptaciones, como un mecanismo de perturbación, para mejorar el tiempo de cálculo y la convergencia. Fue validado en el sistema de 33 barras y en el sistema de distribución de Korea Electric Power Corporation (KEPCO) de 148 barras.

En [13], los autores proponen el algoritmo Simulated Immune Annealing (SAI) para la reconfiguración de redes de distribución. Este algoritmo utiliza la codificación de bucles en los interruptores compartidos entre mallas para generar soluciones factibles y emplea datos históricos actuales para crear vacunas dinámicas que optimizan la búsqueda. Con el recocido de Boltzmann como operador de selección, el algoritmo mostró una reconfiguración eficaz y rápida convergencia al ser probado en el sistema de 69 barras.

En [12], los autores proponen una metodología híbrida denominada algoritmo de colonia de hormigas modificado. Este algoritmo combina Recocido Simulado para generar la distribución de feromonas, lo que mejora la actualización de feromonas del algoritmo básico de colonia de hormigas, optimizando así la reconfiguración de la red. Al ser probado en un sistema de 33 barras, el método propuesto mostró ser más eficiente y factible en comparación con el algoritmo básico de colonia de hormigas.

En [36], los investigadores presentan un algoritmo de Recocido Simulado que preserva la factibilidad, con un enfoque secuencial. Este algoritmo mejora el Recocido Simulado mediante modificaciones locales (deterministas) y aleatorias en la red, buscando las mejo-

res alteraciones para optimizar la función objetivo. Acepta cambios aleatorios basados en el valor de la función objetivo. Al ser probado en sistemas de 33 y 69 barras, el enfoque mostró una superioridad en comparación con métodos avanzados, destacándose por su menor costo computacional.

En [17], los investigadores compararon dos algoritmos metaheurísticos clásicos para resolver problemas de optimización combinatoria, como la reconfiguración de redes: el Recocido Simulado, que acepta soluciones peores para escapar de los óptimos locales, y la Búsqueda Tabú, que utiliza una lista tabú para evitar los mínimos locales. Ambos métodos fueron probados en los sistemas de 16 y 33 barras, comúnmente utilizados en la literatura. Los resultados fueron positivos, aunque se observó que el Recocido Simulado, con su alto índice de ejecución, carecía de la capacidad para explorar adecuadamente las soluciones.

En [68], los autores aplicaron el Recocido Simulado para la configuración óptima de una red de distribución a lo largo de un día, con el objetivo de minimizar las pérdidas de potencia activa, entre otras variables de optimización. El Recocido Simulado se integró en un algoritmo evolutivo multiobjetivo basado en descomposición (MOEA/D) para mejorar el proceso de generación de soluciones y la actualización de vecindarios. El rendimiento del método se evaluó en un sistema de prueba típico de 33 barras para el problema de despacho óptimo multiobjetivo.

En 2022, la tesis de maestría en [3] propuso el uso del algoritmo de recocido simulado para sistemas de distribución de 5, 33 y 69 barras, empleando el software OpenDSS. El estudio introdujo un concepto innovador, la Generación de Barra, que consiste en generar vecinos considerando la ruta desde cada barra hasta la barra slack. Este enfoque mejoró la efectividad del algoritmo para resolver el problema de reconfiguración de la red de distribución.

Como se ha observado, el Recocido Simulado (“Simulated Annealing”) tiene un amplio uso en la optimización de la reconfiguración de redes de distribución. Sin embargo, aún existen oportunidades para mejorar los métodos propuestos por diversos autores e investigadores.

En la Tabla 1.1 se presenta un resumen cronológico de los antecedentes bibliográficos mencionados.

Tabla 1.1: Antecedentes bibliográficos

Ref.	Año	Método o Técnica	Sistema de Prueba	Documento científico
[28]	2000	Recocido Simulado (RS) y Búsqueda Tabú	Sistema real de KEP-CO 148 barras	Artículo científico
[30]	2002	Recocido Simulado (RS)	KEPCO - 148 barras y 362 barras	Artículo científico
[29]	2004	Recocido Simulado (RS) y Búsqueda Tabú	33 barras y KEPCO 148 barras	Artículo científico
[34]	2009	OPF y Descomposición de Benders generalizado	33, 70 y 201 barras	Artículo científico
[50]	2010	Colonia de Hormigas (ACO)	5, 16, 33, 69, 136 (sistema real) barras	Tesis de doctorado
[13]	2011	Simulated Immune Annealing (SAI)	69 barras	Artículo científico
[41]	2015	Algoritmo genético discreto (DGA)	77 barras	Artículo científico
[60]	2016	CLONALG (algoritmo de selección clonal) - SGACB (algoritmo Genético especializado de Chu-Beasley)	33, 84, 136 y 417 (sistema real) barras	Artículo de libro
[59]	2016	Algoritmo inmune artificial Cop-aiNet	33, 84, 136 y 417 (sistema real)	Artículo científico
[21]	2017	Algoritmo de búsqueda por gravedad en optimización de enjambre de partículas - BPSOGSA	16, 33, 69 y 119 barras	Artículo de libro
[12]	2017	Recocido Simulado (RS) y Colonia de Hormigas (ACO)	33 barras	Artículo científico
[36]	2018	Recocido Simulado (RS)	33 y 69 barras	Artículo científico
[26]	2018	Optimización de Saltamontes (Grasshopper) – GOA	33 barras	Artículo científico
[17]	2018	Recocido Simulado (RS) y Búsqueda Tabú	16 y 33 barras	Artículo científico
[48]	2019	Optimización Mejorada de Enjambres de Partículas Binarias Selectivas (IS - BPSO)	33, 94 barras	Artículo científico
[44]	2019	Búsqueda de Cuckoo Mejorado	33, 69, 119 barras	Artículo científico
[32]	2019	Enjambres de Salpa (SSA)	33 barras	Artículo científico
[49]	2019	Optimización selectiva mejorada BPSO (IS-BPSO)	5, 33, 69, 94 barras	Tesis de maestría
[24]	2019	Algoritmo selectivo de Lúciérnaga	5, 33, 70, 84 barra	Artículo científico
[42]	2021	Búsqueda de Cuckoo binario mejorado (EBCSA)	33, 69, 70 y 136 barras	Artículo científico
[68]	2021	Recocido Simulado (RS)	33 barras	Artículo científico
[4]	2021	Fuegos artificiales y teoría de juegos - SAWFA	Taiwán 84 barras	Artículo científico
[52]	2022	Búsqueda Tabú	5, 33, 69, 94, 135 barras	Tesis de maestría
[3]	2022	Recocido Simulado	5, 33, 69 barras	Tesis de maestría

1.2 Descripción de la realidad problemática

Los sistemas de distribución, que conforman las partes más extensas de un sistema eléctrico de potencia (SEP), experimentan significativas pérdidas de potencia debido a sus bajos niveles de tensión [42].

En las redes de distribución primaria, las pérdidas de potencia activa representan uno de los problemas más significativos para las empresas, ya que constituyen una gran parte de las pérdidas totales del sistema. Aunque resulta imposible eliminarlas por completo, se puede minimizar su impacto al máximo posible [48][49].

Según la referencia [9], las pérdidas en un sistema eléctrico de distribución no deberían superar el 10%, y lo ideal es que se encuentren entre el 3% y el 6%. Sin embargo, lograr estos valores es complicado, incluso en países desarrollados. En naciones en desarrollo como Perú, las pérdidas suelen superar el 20%, lo que genera un fuerte interés en las empresas de distribución por reducir estos valores. La optimización de las pérdidas activas en redes de distribución ha captado la atención de numerosos investigadores debido a esta problemática [9][12][42][48].

Existen diversas técnicas para reducir las pérdidas, como la reconducción, instalación de bancos de baterías, aumento del nivel de tensión, ampliación de la sección transversal del conductor, reducción del flujo de potencia mediante generadores o condensadores distribuidos, y la reconfiguración de redes [42][48][49]. Esta última es la más económica para las empresas distribuidoras, ya que aprovecha sus infraestructuras y recursos existentes, lo que la convierte en la opción más conveniente [36][48]. Como se muestra en la Tabla 1.2, la reconfiguración es el método más beneficioso.

Tabla 1.2: Relación del beneficio/costo para reducción de perdidas
(Fuente: Referencia [9])

Método de reducción de perdidas	Beneficio /costo
Ubicación de bancos de condensadores	2 a 8
Cambio de conductores	0.6 a 7
Aumento del nivel de tensión	1.5 a 3
Reconfiguración	Mayor de 13

En los últimos años, el método de reconfiguración de redes (NR) ha ganado importancia. Este proceso consiste en alternar los estados (apertura/cierre) de los interruptores eléctricos en el sistema de distribución bajo condiciones de operación normal [32][42]. Según las referencias [9][48][28], su concepto fue desarrollado por Merlin y Back en 1975.

El proceso de reconfiguración de redes (NR), además de reducir las pérdidas de po-

tencia, también asegura el cumplimiento de las restricciones relacionadas con los límites permisibles de tensión, las sobrecargas en las líneas y mantiene la topología de funcionamiento radial. De esta manera, contribuye a mejorar la calidad del servicio, la tensión y la confiabilidad del sistema [9][36][42][49].

Los investigadores han estado desarrollando métodos heurísticos para abordar el problema de la reconfiguración de redes (NR) de manera más eficiente, buscando obtener mejores soluciones finales y reducir el tiempo de convergencia. Algunas de las metodologías propuestas han sido citadas en la sección de antecedentes [9][42][48].

1.3 Formulación del problema

En el presente trabajo de investigación, se busca responder a la siguiente pregunta: ¿Qué tan eficiente es el uso del algoritmo de Recocido Simulado mejorado en la reconfiguración de redes para obtener soluciones de alta calidad en la minimización de pérdidas en sistemas de distribución primaria?

1.4 Justificación e importancia de la investigación

La presente investigación se justifica desde los siguientes puntos de vista:

- Científico: Se propone la implementación de un algoritmo basado en el método de optimización Recocido Simulado mejorado, con el objetivo de abordar los problemas descritos en la sección “Descripción de la realidad problemática”. Este enfoque busca contribuir al desarrollo de las técnicas existentes, mejorando la eficiencia en la solución de problemas de esta índole y ampliando su aplicabilidad a sistemas de mayor dimensión, más cercanos a situaciones reales.
- Técnica: El algoritmo Recocido Simulado se emplea para la optimización global en espacios de búsqueda extensos, como los presentes en las redes de distribución radial. Al mejorar el algoritmo, se logra una mayor eficiencia y una mejor convergencia hacia la solución óptima global. Además, el uso de herramientas computacionales facilita el modelado, la simulación y la implementación del algoritmo, brindando un gran apoyo en el procesamiento de numerosas variables y restricciones, lo que ayuda a minimizar los errores humanos.
- Económica: Reducir las pérdidas en las redes de distribución conlleva una disminución significativa en los costos operativos de las empresas distribuidoras de electricidad, lo que, además de optimizar la eficiencia del sistema, contribuye a mejorar la sostenibilidad económica de la operación.

1.5 Objetivos

1.5.1 Objetivo General:

El objetivo general de la tesis es:

- Elaborar e implementar el algoritmo Recocido Simulado mejorado en la reconfiguración de redes de distribución para minimizar las pérdidas de potencia.

1.5.2 Objetivos Específicos

Los objetivos específicos que apoyarán a la conclusión del objetivo general son:

- Modelar y simular los sistemas de prueba incluido los sistema eléctrico de distribución reales en el software OpenDSS.
- Implementar el algoritmo Recocido Simulado mejorado mediante un programa en el lenguaje de programación Python que permite la integración entre el software OpenDSS y el algoritmo propuesto.
- Analizar, evaluar el algoritmo en los sistemas de prueba y verificar su efectividad.
- Evaluar el algoritmo en sistemas eléctricos reales modelados y verificar su efectividad
- Analizar y comparar los resultados obtenidos por el algoritmo Recocido Simulado mejorado con los obtenidos por otras técnicas de optimización.

1.6 Hipótesis

1.6.1 Hipótesis Principal:

- La aplicación del algoritmo Recocido Simulado mejorado en la reconfiguración de redes de distribución permitirá obtener soluciones de buena calidad en términos de minimizar pérdidas de potencia.

1.6.2 Hipótesis Secundarias:

- La representación y simulación de sistemas de prueba, incluidos sistemas eléctricos de distribución reales con el software OpenDSS, generará datos confiables y significativos.
- Al implementar el algoritmo Recocido Simulado mejorado en Python e integrarlo con el software OpenDSS, se logrará una mejora significativa en la eficiencia y precisión de la reconfiguración de redes de distribución.
- La aplicación del algoritmo propuesto en sistemas de prueba típicos demuestra ser efectiva, tanto en tiempo de convergencia como en la calidad de las soluciones globales para minimizar las pérdidas de potencia.
- La aplicación del algoritmo propuesto en sistemas de distribución reales es efectiva en cuanto a tiempo de convergencia y calidad de las soluciones globales para minimizar las pérdidas de potencia.
- Los resultados del algoritmo Recocido Simulado mejorado superan significativamente a otras técnicas de optimización en términos de eficiencia y calidad de la solución.

1.7 Variables e indicadores

1.7.1 Variable independiente:

La variable independiente correspondiente a la hipótesis principal, es el algoritmo de optimización Recocido Simulado mejorado.

A continuación, se describe las variables independientes de las hipótesis secundarias.

- Primera hipótesis secundaria, es la representación y simulación de los sistemas en estudio.
- Segunda hipótesis secundaria, es la implementación del algoritmo Recocido Simulado mejorado en Python.
- Tercera hipótesis secundaria, es la aplicación del algoritmo propuesto en los sistemas de prueba típicos.
- Cuarta hipótesis secundaria, es la aplicación del algoritmo propuesto en sistemas de distribución reales.
- Quinta hipótesis secundaria, son los resultados obtenidos por el algoritmo Recocido Simulado mejorado.

1.7.2 Variable dependiente:

La variable dependiente de la hipótesis principal es la minimización de pérdidas de potencia.

A continuación, se describe las variables dependientes de las hipótesis secundarias.

- Primera hipótesis secundaria, es la generación de datos confiables y significativos.
- Segunda hipótesis secundaria, es la mejora significativa en la eficiencia y precisión de la reconfiguración de redes de distribución
- Tercera hipótesis secundaria, es el tiempo de convergencia y la calidad de las soluciones globales en la minimización de pérdidas de potencia.
- Cuarta hipótesis secundaria, es el tiempo de convergencia y la calidad de soluciones globales en la minimización de pérdidas de potencia.
- Quinta hipótesis secundaria, es la eficiencia y calidad de solución.

1.7.3 Indicadores de la variable independiente:

El indicador del “algoritmo de optimización Recocido Simulado mejorado” es la temperatura inicial, temperatura final, coeficiente de decrecimiento de la temperatura y vecinos considerados.

1.7.4 Indicadores de la variable dependiente:

- El indicador de “minimización de pérdidas de potencia” corresponde a la función objetivo, que representa las pérdidas del sistema en análisis.
- El indicador de “datos confiables y significativos” corresponde a las pérdidas del sistema en análisis antes de la reconfiguración.
- El indicador de “tiempo de convergencia” se refiere a los segundos que tarda el algoritmo en llegar a la solución.
- El indicador de “calidad de soluciones globales” corresponde a las pérdidas de la red eléctrica en análisis, considerando los límites operativos.
- El indicador de “eficiencia y precisión” se refiere al tiempo de simulación y a la desviación estándar de las soluciones.

1.8 Unidad de análisis:

- Sistema de prueba sencillo de 5 barras.
- Sistema de prueba IEEE de 16 barras.
- Sistema de prueba IEEE de 33 barras.
- Sistema de prueba de 69 barras.
- Sistema de prueba real de 94 barras.
- Sistema de prueba real de 135 barras.

1.9 Tipo y nivel de investigación

1.9.1 Tipo de investigación:

Esta tesis es una investigación experimental aplicada, en la que se implementará el algoritmo de optimización mediante Recocido Simulado mejorado en Python, incorporando nuevas funcionalidades y considerando límites operativos para su integración, evaluación y validación en cuatro sistemas de prueba típicos, así como en sistemas eléctricos reales modelados en OpenDSS. El algoritmo propuesto permitirá encontrar soluciones globales, ampliando las alternativas para la minimización de pérdidas de potencia, beneficiando a los operadores y planificadores de las empresas de distribución eléctrica.

1.9.2 Nivel investigación:

El nivel de investigación de esta tesis corresponde a una maestría en ciencias, ya que se aplican los conocimientos adquiridos en diversas asignaturas de la maestría, como Optimización de Sistemas Eléctricos de Potencia, Planificación de Sistemas Eléctricos y Tópicos en Sistemas Expertos e Inteligencia Artificial.

El tema de la reconfiguración de redes primarias para minimizar pérdidas de potencia ha sido ampliamente estudiado y publicado en revistas científicas, como IEEE, Elsevier, IET, así como en tesis de maestría y doctorado. En estos estudios, los autores e investigadores proponen soluciones utilizando métodos matemáticos, heurísticos y metaheurísticos.

1.10 Periodo de análisis de los sistemas de distribución:

- Sistema de prueba sencillo de 5 barras: se basa en los datos publicados en 2010, presentados en la tesis de Pereira [50]. Estos datos han sido utilizados en diversos artículos científicos y tesis, como se menciona en las referencias [49], [24], [52], [3].
- Sistema de prueba IEEE de 16 barras: se basa en los datos publicados en 1988 por Civanlar et al. [16]. Estos datos han sido utilizados en diversos artículos científicos y tesis, como se menciona en las referencias [50], [21], [17]..
- Sistema de prueba IEEE de 33 barras: se basa en los datos publicados en 1989 por Baran y Wu [5]. Estos datos han sido utilizados en diversos artículos científicos y tesis, como se menciona en las referencias [29], [34], [50], [60], [59], [21], [12], [36], [26], [17], [48], [44], [32], [49], [24], [42], [68], [52], [3].
- Sistema de prueba típico de 69 barras: se basa en los datos publicados en 2007 por Savier y Das [54]. Estos datos han sido utilizados en diversos artículos científicos y tesis, como se menciona en las referencias [50], [13], [21], [36], [44], [49], [42], [52], [3].
- Sistema de prueba real de 94 barras: se basa en los datos publicados en 2003 por Su y Lee [61]. Estos datos han sido utilizados en diversos artículos científicos y tesis, como se menciona en las referencias [48], [49], [52].
- Sistema de prueba real de 135 barras: se basa en los datos publicados en 2000 por Mantovani, Casari y Romero [38]. Estos datos han sido utilizados en diversos artículos científicos y tesis, como se menciona en las referencias [50], [60], [42], [52].

1.11 Fuentes de información e instrumentos utilizados:

- Fuentes de información: artículos científicos indexados en revistas de reconocida trayectoria como IEEE, Elsevier, IET, entre otras; libros sobre optimización e inteligencia artificial de editoriales prestigiosas como Wiley, Springer, Amazon; y tesis de maestría y doctorado, todas las cuales están detalladas en la bibliografía. Los datos de los sistemas de prueba y reales se recopilaron mediante un análisis y revisión crítica de los antecedentes bibliográficos. Específicamente, los datos para el primer sistema de prueba sencillo de 5 barras provienen del artículo científico de la referencia [50]; para el segundo sistema de prueba IEEE 16 barras, se obtuvieron del artículo de la referencia [16]; para el tercer sistema de prueba IEEE 33 barras, se utilizaron los datos del artículo de la referencia [5]; para el cuarto sistema típico de 69 barras, los datos

provienen del artículo de la referencia [54]; los datos del quinto sistema real de 94 barras se obtuvieron del artículo de la referencia [61]; y para el último sistema real de 135 barras, los datos provienen del artículo de la referencia [38].

- Instrumentos utilizados: Laptop marca DELL, con procesador Intel Core i5-7200U CPU a 2.50 GHz (con turbo hasta 2.7 GHz) y 8 GB de memoria RAM. Para la simulación y análisis, se emplearon los softwares OpenDSS y el lenguaje de programación Python. Las herramientas de búsqueda utilizadas para la obtención de artículos científicos fueron ScienceDirect, IEEE Xplore e IET Digital Library.

1.12 Técnicas de recolección y procesamiento de datos:

La recolección de datos se realizó mediante la descarga de artículos científicos sobre los sistemas de prueba disponibles en las bases de datos de bibliotecas virtuales de revistas científicas. Para la presente investigación, se utilizaron plataformas como IEEE Xplore, ScienceDirect, IET Digital Library, entre otras.

El procesamiento de los datos de esta tesis se realizará mediante la herramienta de simulación OpenDSS, que procesará la base de datos de los sistemas de prueba recolectados de las bibliotecas virtuales, así como los datos de los sistemas reales para validar la topología del sistema, detectar errores de datos y verificar restricciones. A través del lenguaje de programación Python, se recolectarán y procesarán datos de la red, como tensiones y cargabilidad, extraídos del software OpenDSS. Estos datos serán utilizados para aplicar el algoritmo Recocido Simulado mejorado, desarrollado en Python, con el objetivo de evaluar los indicadores establecidos en la investigación.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO Y MARCO CONCEPTUAL

Este capítulo presenta los conceptos teóricos necesarios para comprender la reconfiguración de redes de distribución primaria mediante el algoritmo de Recocido Simulado propuesto en esta tesis. Primero, se explican el concepto, los componentes y la configuración del sistema eléctrico de distribución. Luego, se aborda el concepto de pérdidas de potencia en sistemas eléctricos de distribución. A continuación, se detalla la reconfiguración de redes de distribución y las metodologías empleadas. Finalmente, se introduce el concepto básico de Recocido Simulado para comprender su fundamento.

2.1 Sistema Eléctrico de Distribución

Los Sistemas de Potencia tienen como objetivo generar, transportar y distribuir energía eléctrica desde los centros de producción hasta los consumidores finales. Están compuestos por unidades de generación, líneas de transmisión y subtransmisión, redes de distribución, centros de carga, y diversos dispositivos de protección y control que garantizan su funcionamiento eficiente y seguro [56].

2.1.1 Concepto:

Los sistemas de distribución, clave en el sistema eléctrico, transportan energía desde las subestaciones de subtransmisión, donde la tensión se reduce a niveles de media tensión (MT), hasta los usuarios finales mediante líneas aéreas o subterráneas [53][56]. Su diseño adecuado es esencial para garantizar confiabilidad, operación eficiente y continuidad del suministro eléctrico [53].

Cada área de carga local se abastece a través de los alimentadores de distribución primaria de cada subestación [47]. En el caso peruano, las redes de media tensión operan en un rango de 10 000 a 60 000 voltios.

Por lo general, los alimentadores primarios son extensos y suelen transportarse en postes. En áreas densamente urbanizadas, pueden instalarse en conductos subterráneos o enterrarse directamente. Las líneas que llevan la energía desde el transformador de distribución hasta los consumidores, conocidas como redes de distribución secundaria, pueden ser aéreas o subterráneas [47].

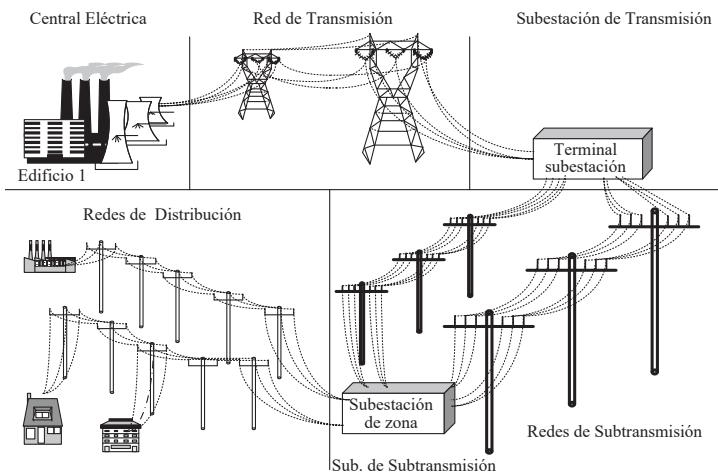


Fig. 2.1: Sistema de suministro eléctrico
(Fuente: Referencia [53])

2.1.2 Componentes:

El sistema de distribución suele comenzar en la subestación de subtransmisión, alimentada por una o más líneas de subtransmisión o, en algunos casos, directamente por una línea de transmisión de alta tensión. La existencia de un sistema de subtransmisión depende de la configuración de la compañía eléctrica. Cada subestación de distribución suministra energía a uno o más alimentadores primarios, que generalmente tienen una configuración radial, permitiendo un único camino para el flujo de potencia desde la subestación hasta el usuario [33].

Subestación de subtransmisión: Las líneas de subtransmisión, generalmente con un nivel de tensión de 138 kV o menor, alimentan estas subestaciones. En el sistema peruano, algunas líneas de 220 kV también se consideran de subtransmisión. Estas subestaciones transforman la tensión a niveles adecuados para los alimentadores primarios, con tensiones que varían entre 10 kV y 138 kV, y manejan potencias de hasta varias decenas de MW, como los bancos de transformadores de 60 a 75 MVA [31].

Alimentadores primarios: Son los circuitos que conectan las subestaciones de subtransmisión con las subestaciones de distribución. Su potencia varía según el nivel de tensión en distribución, que va de 1 kV a 30 kV, con valores entre 2 y 8 MW [31]. Estos alimentadores alimentan principalmente a grandes usuarios industriales (fábricas, minas, etc.) y, en su mayoría, son trifásicos.

Subestaciones de distribución: Estas subestaciones reducen la tensión de los alimentadores primarios a niveles adecuados para el usuario final. Las tensiones comunes de utilización son 110 V, 220 V y 440 V, dependiendo del país. Los transformadores de estas subestaciones generalmente tienen capacidades de 300 a 500 kVA en líneas aéreas y

hasta 750 kVA en redes subterráneas; en infraestructuras grandes, como edificios, pueden alcanzar hasta 2000 kVA [31].

Alimentadores secundarios: Distribuyen el flujo de potencia desde el secundario del transformador de la subestación de distribución a los usuarios o servicios. La potencia depende del tipo de red, siendo mayor en redes subterráneas, que suelen contar con sistemas automáticos en baja tensión y alimentadores adicionales, con múltiples transformadores de distribución. Estos alimentadores pueden ser monofásicos (MRT, monofásico con retorno por tierra), bifásicos o trifásicos. En áreas rurales y residenciales predominan las cargas monofásicas, mientras que las cargas industriales y comerciales son principalmente trifásicas [31].

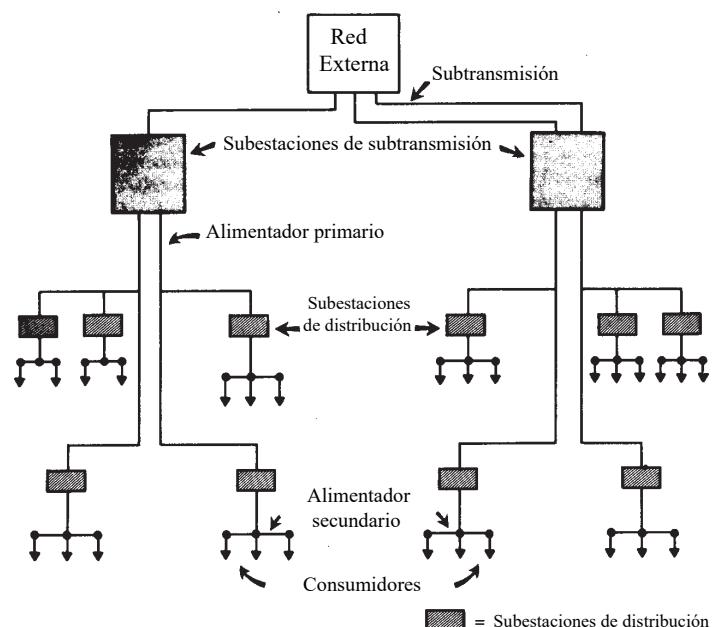


Fig. 2.2: Sistema eléctrico de distribución
(Fuente: Referencia [47])

2.1.3 Configuración:

Existen dos configuraciones importantes en los sistemas de distribución, que se pueden clasificar en:

- Sistema Radial: En este sistema, el flujo de potencia hacia la carga sigue un único camino disponible, lo que significa que si se presenta una falla en el recorrido, toda la carga puede verse afectada. [31][53].
- Sistema Mallado: A diferencia del sistema radial, el sistema mallado ofrece múltiples rutas para el flujo de potencia hacia la carga. [31][53].

La selección de la configuración del sistema de distribución depende principalmente de

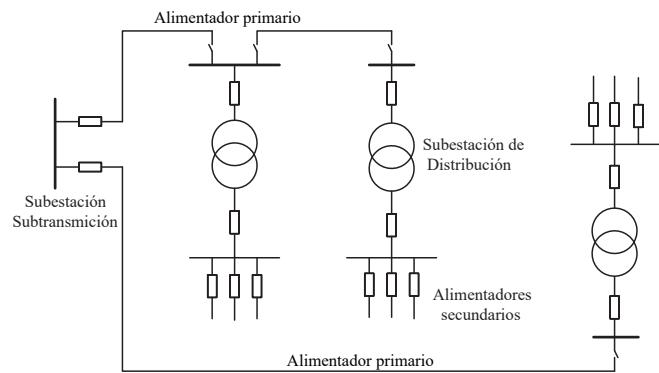


Fig. 2.3: Sistema de distribución radial
(Fuente: Adaptado de [53])

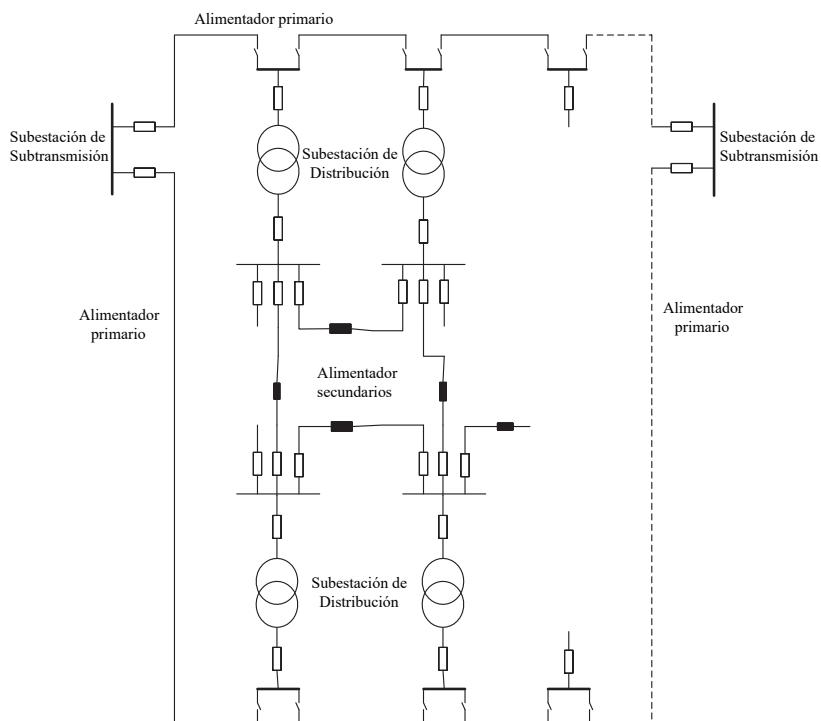


Fig. 2.4: Sistema de distribución mallado
(Fuente: Adaptado de [53])

la regulación de tensión, continuidad de servicio, confiabilidad y costos. En ocasiones, el diseño del sistema limita la elección de la configuración, ya que se deben considerar sus características específicas y no tratarlo aisladamente del conjunto [31].

2.2 Pérdida de Potencia Activa

2.2.1 Generalidad

Los componentes del sistema eléctrico, en condiciones normales de funcionamiento, generan pérdidas técnicas, lo que representa un problema significativo para las empresas de distribución, reflejado en los costos de las tarifas eléctricas y en la economía de la empresa. A pesar de los esfuerzos realizados, no se han obtenido grandes avances en la reducción de

las pérdidas de potencia. Esto ha llevado a la búsqueda de soluciones innovadoras basadas en programas de análisis y metodologías prácticas. El nivel de pérdidas en una empresa de distribución es un parámetro clave para evaluar su eficiencia comercial, técnica y administrativa en el servicio a los clientes [64].

2.2.2 Clasificación

Las pérdidas son la diferencia entre la potencia o energía generada, comprada y la potencia vendida, y se clasifican en dos tipos: comerciales o no técnicas, y técnicas.

A. Pérdidas no técnicas:

No toda la energía generada se vende; estas pérdidas no pueden ser cobradas, ya que no representan una pérdida real de energía. Los equipos de medición no contabilizan lo entregado a los usuarios, por lo que no pueden ser objeto de cobro [64].

Existen pérdidas sociales y comerciales, relacionadas con la ineficiencia de los sistemas de medición, control, facturación y recaudación, así como con errores administrativos y el nivel de automatización de los procesos de comercialización y atención al cliente. Estas pérdidas, originadas por el uso ilegal de energía, se traducen en pérdidas financieras para la empresa y representan la diferencia entre las pérdidas totales y las pérdidas técnicas [66].

- . Las pérdidas sociales son causadas por el hurto de energía en sectores de bajos ingresos, a través de conexiones ilegales o contrabando. La inversión en líneas y redes de distribución para suministrar el servicio eléctrico en estas áreas resulta costosa, debido a la baja recuperación de la inversión a través de las tarifas eléctricas [66].
- . Las pérdidas comerciales son causadas por alteraciones en los equipos de medición y modificaciones ilegales en sus conexiones, lo que genera errores en los consumos registrados por las empresas. También incluyen las pérdidas derivadas de deficiencias en los sistemas administrativos de registro de consumo (lecturas), facturación, recaudación y la falta de un sistema de control efectivo para verificar la exactitud de los medidores y equipos de medición [66].

B. Pérdidas técnicas:

Estas pérdidas, que son el foco de esta tesis, provienen de la energía consumida por los equipos involucrados en la generación, transmisión, subtransmisión y distribución. No son facturadas y reflejan el estado y la ingeniería de las instalaciones eléctricas. Dependen del grado de optimización de la estructura del sistema eléctrico y de las políticas de operación y mantenimiento adoptadas. Su mayor concentración se encuentra en la transmisión, a través de conductores, transformadores y otros equipos del sistema de distribución (efecto Joule), así como el efecto corona en las líneas de transmisión [66].

Las pérdidas son la energía no aprovechada que el sistema necesita para su operación. Es decir, la energía perdida en los equipos, redes y elementos del sistema de distribución encargados de conducir y transformar la electricidad. Estas pérdidas pueden ser determinadas mediante métodos analíticos y herramientas disponibles, como software e instrumentos de medición. Representan la energía perdida durante la transmisión y distribución, debido al calentamiento natural de los conductores que transportan la electricidad desde las centrales generadoras [64].

Estas pérdidas son inherentes a cualquier empresa distribuidora de energía y no pueden ser eliminadas por completo, pero sí reducidas mediante la mejora de la red. Para un control y reducción adecuados de las pérdidas técnicas, es necesario considerar los siguientes parámetros [64].

- Diagnóstico del estado actual del sistema.
- Proyección de la carga.
- Revisión de los criterios de expansión usados.
- Estudios de flujos de carga para optimizar la operación de líneas y redes.
- Analizar la ubicación óptima de transformadores y usuarios.
- Ejecutar estudios de reconfiguración de alimentadores primarios.

2.3 Reconfiguración de Redes de Distribución

2.3.1 Concepto:

Es una de las soluciones más económicas y sencillas para reducir las pérdidas en un sistema de distribución. Consiste en cambiar el estado de los interruptores del sistema eléctrico para obtener una configuración que minimice las pérdidas, mejore el perfil de tensión y reduzca la carga en las líneas”[17].

La reconfiguración de las redes de distribución es un problema de optimización no lineal y multiobjetivo, con metas como minimizar pérdidas, mejorar la confiabilidad, equilibrar las cargas de los transformadores y alimentadores, maximizar las cargas del alimentador y mejorar los perfiles de tensión. Los estados de los interruptores se determinan utilizando los recursos disponibles en el sistema”[48].

Esta técnica consiste en optimizar una o varias funciones objetivas, sujetas a restricciones. Dado el gran tamaño de la red de distribución, existen muchas opciones de “switcheo”, lo que convierte el problema en una decisión compleja con una combinatoria muy amplia [9].

Aunque la solución parece simple inicialmente, se vuelve compleja debido a la gran cantidad de combinaciones posibles que pueden configurar el sistema. Este desafío se incrementa a medida que el sistema crece. Dado que cada interruptor tiene dos estados posibles, el número total de configuraciones será de 2^n , donde " n " representa el número de interruptores del sistema bajo análisis" [17].

La reconfiguración de redes utiliza los recursos disponibles del sistema para determinar los estados de los interruptores. Además de minimizar las pérdidas, este proceso también considera restricciones de radialidad, límites de tensión, capacidad de corriente de las ramas y la necesidad de conectar todas las cargas del sistema.

2.3.2 Función Objetivo

También conocida como la función fitness, la reconfiguración de redes tiene como objetivo minimizar las pérdidas activas de las líneas (conductores) del sistema, teniendo en cuenta las restricciones de tensión y corriente. La función se define en la ecuación (2.1):

$$\min f(x) = \sum_{l=1}^{N_l} r_l i_l^2 \quad (2.1)$$

Donde, N_l es el número de líneas, r_l la resistencia de la línea l , i_l la corriente que fluye por la línea l y $f(x)$ es la suma de toda las pérdidas activas de las líneas. x es la solución para el sistema, que determina el estado de los interruptores (abiertos o cerrados).

La evaluación de las pérdidas se realiza mediante el software OpenDSS, utilizando el método detallado en [55][40][20].

2.3.3 Restricciones

Las restricciones consideradas son:

A. Restricción de tensión

Las barras del sistema deben mantener la tensión dentro de un rango de valores mínimo y máximo, como se muestra en la ecuación (2.2):

$$E_{min} \leq |E_k| \leq E_{max} \quad (2.2)$$

Donde, E_{min}, E_{max} son los valores mínimo y máximo admisible por la barra k respecti-

vamente. Estos valores suelen estar en un rango de hasta un 5 % para sobretensión y hasta un 7 % para subtensión (caída de tensión). Estos límites dependen del operador del sistema de cada país, conforme a los códigos de red establecidos.

B. Restricción de corriente

Se deben considerar los límites de corriente para las líneas, debido a sus características técnicas. Así la corriente i_l que fluye a través de la línea l no puede exceder su capacidad máxima admitida i_l^{max} , como se muestra en la ecuación (2.3).

$$i_l \leq i_l^{max} \quad (2.3)$$

C. Restricción de radialidad

La red de distribución debe mantener una topología radial, lo que implica que debe existir una única ruta desde cualquier barra hasta la subestación. Esta condición de radialidad se logra mediante el control de los interruptores. En una topología radial, no hay lazos, y todas las cargas deben estar conectadas y alimentadas por la subestación, cumpliendo las ecuaciones (2.4) y (2.5). Las condiciones para la radialidad se basan en [37] y [45].

- El número de mallas en el sistema, cuando todos los interruptores están cerrados, se puede calcular con la siguiente fórmula:

$$N_{mallas} = (N_{lineas} - N_{barras}) + 1 \quad (2.4)$$

Donde: N_{mallas} , es el número de mallas, N_{lineas} es el número total de líneas activas y N_{barras} el número total de barras del sistema.

- El número total de líneas del sistema se obtiene restando el número de fuentes del número total de barras:

$$N_{lineas} = N_{barras} - N_f \quad (2.5)$$

Donde: N_{lineas} , es el número de líneas activas, N_{barras} el número total de barras y N_f es el número de fuentes.

- Todo el sistema debe estar conectado y energizado, lo que implica que todas las cargas deben ser alimentadas por una subestación o fuentes.

2.3.4 Clasificación y métodos:

Desde el primer método propuesto por Merlin y Back en 1975, los enfoques para la reconfiguración de redes de distribución han evolucionado, pasando de métodos de objetivo único, computacionalmente lentos y mayormente heurísticos, a técnicas estocásticas modernas, incluso multiobjetivo, que utilizan simuladores rápidos y herramientas avanzadas de visualización [39].

Al revisar la cantidad de artículos publicados en las últimas décadas, se observa que la optimización de sistemas de potencia es uno de los temas más discutidos por los investigadores.

Abadei y Kavasseri destacan que los principales desafíos en la reconfiguración de redes de distribución radial son el gran espacio de soluciones combinatorias y la necesidad de una técnica rápida para la estimación de pérdidas [39].

Se han propuesto diversos métodos para la reconfiguración de redes, enfocados en minimizar las pérdidas de potencia, cada uno con ventajas y desventajas [9]. A continuación, se presentan algunas clasificaciones realizadas por autores e investigadores.

2.4 Clasificación según conocimiento - método

2.4.1 Conocimiento:

Según [9], los métodos de reconfiguración de redes se dividen en dos categorías: "por conocimiento" "por algoritmo". La primera se basa en la experiencia de los operadores para diseñar algoritmos que aproximan la configuración óptima, utilizando métodos heurísticos y programación lineal para la expansión y reducción de pérdidas. Recientemente, se han incorporado técnicas como Lógica Difusa (FL), Redes Neuronales Artificiales (ANN) y Sistemas Expertos (SE), que emplean reglas heurísticas para optimizar la reconfiguración y reducir la carga computacional. Los métodos heurísticos y de programación lineal se presentan en la segunda clasificación.

A. Redes Neuronales:

Se utilizan estructuras definidas de redes neuronales, que se entrena con ejemplos mediante algoritmos de aprendizaje. Estos algoritmos permiten determinar los factores de peso de interconexión entre neuronas, los cuales se emplean para evaluar posibles soluciones de reconfiguración. En este método no se utiliza el flujo de carga para verificar restricciones o violaciones, ya que no se modelan restricciones operativas. Aunque la solución proporciona una configuración óptima de interruptores para minimizar las pérdidas, no garantiza que pueda implementarse, pues se basa en las leyes de Kirchhoff. Esta técnica es útil para reducir pérdidas de potencia, pero no asegura una solución óptima global [9].

B. Sistemas expertos:

Este método se basa en el conocimiento del operador de la red, apoyando su toma de decisiones sin ser autónomo. A partir de la experiencia del operador, se generan reglas sobre maniobras que reducen las pérdidas en el sistema, aplicables solo entre dos alimentadores. Estas reglas conforman la base de conocimiento del sistema. En este enfoque, no se utiliza el flujo de carga para verificar restricciones, sino que se recurre al sistema SCADA para obtener información sobre tensión y corriente. Si una maniobra genera violaciones de los límites, el operador la revierte y, basándose en la base de conocimiento, realiza la siguiente maniobra [9].

C. Lógica Difusa:

Esta técnica, clave en el direccionamiento de la búsqueda, se combina con métodos heurísticos para hacerla más eficiente. Se definen coeficientes que cuantifican las reglas heurísticas, orientando así el proceso de búsqueda. Partiendo de una red enmallada, toma decisiones para transformarla en una red radial con menores pérdidas. Para ello, se calculan tres índices basados en el flujo de carga de la red enmallada y los parámetros de las líneas. Las decisiones de apertura se toman en tramos con corrientes bajas, pequeña diferencia de tensión entre nodos y alta impedancia. Con estos criterios, se utilizan los siguientes índices:

- Índice de tensión: las líneas con un alto índice de tensión, que transportan poca corriente, son las candidatas a ser abiertas.
- Índice óhmico: es proporcional a la resistencia y la admitancia; valores bajos indican bajas pérdidas, lo que aumenta la probabilidad de que el interruptor sea abierto.
- Factor de peso: el valor asignado a las ramas de un lazo disminuye conforme mayor sea su distancia al enlace inicial, lo que aumenta la probabilidad de que se seleccionen las ramas más cercanas al enlace.
- Índice de decisión: la decisión de apertura de las ramas se toma considerando los índices anteriores, seleccionando aquellas con el mayor valor de índice para ser abiertas.

Los índices se calculan para cada malla del sistema, y luego se selecciona el interruptor que debe abrirse para restablecer la configuración radial. El proceso de apertura comienza desde las mallas más cercanas a la fuente, y se revisan las restricciones mediante un flujo de carga. Si se violan las restricciones, se selecciona el siguiente interruptor con el mayor factor de decisión hasta que se cumplan todas las restricciones [9].

2.4.2 Método o técnicas evolutivas

El grupo de "técnicas evolutivas" descrito en [9] se basa en procesos físicos y biológicos presentes en la naturaleza. Estas técnicas carecen de una formulación matemática rigurosa

que asegure su comportamiento en todas las situaciones. Dentro de este grupo se encuentran el Recocido Simulado y los algoritmos genéticos. Los algoritmos genéticos buscan soluciones utilizando mecanismos de selección y genética natural, mientras que el Recocido Simulado emplea un parámetro llamado temperatura, que tiene las mismas dimensiones que el costo de la función objetivo.

Solo se mencionará el algoritmo genético, ya que el algoritmo Recocido Simulado es el que se utiliza en el presente estudio.

A. Algoritmos genéticos:

Propuestos por Holland en 1975 en la Universidad de Michigan, los algoritmos genéticos se basan en mecanismos de selección y genética natural. El proceso inicia con la generación de un conjunto de soluciones ("padres") que cumplen con restricciones operativas. Luego, en la etapa de evaluación, se calcula la función objetivo de cada configuración. A partir de las evaluaciones, se crean copias de los padres con mejores resultados en reducción de pérdidas, aumentando las probabilidades de que los individuos más aptos se reproduzcan. A continuación, se generan nuevas soluciones ("hijos") y se verifican las restricciones operativas en la etapa de recombinación. Para evitar el estancamiento, se introduce una mutación que modifica aleatoriamente algunas soluciones. El proceso finaliza cuando no se observan mejoras, aunque no se hayan completado las generaciones predefinidas [9].

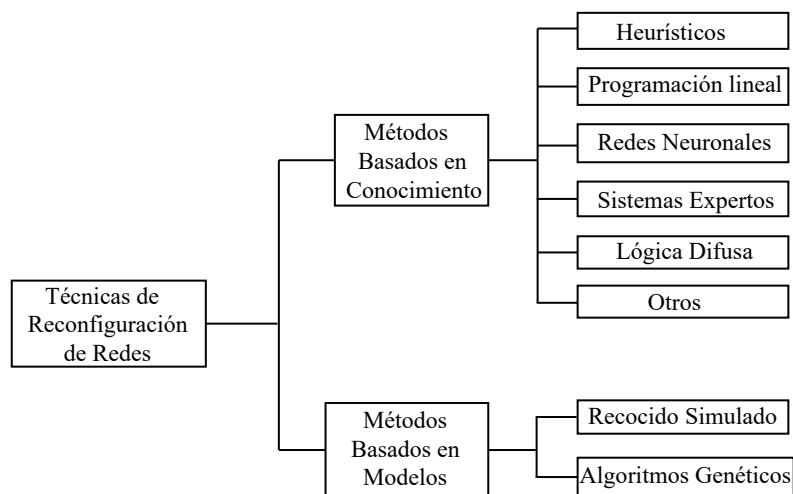


Fig. 2.5: Clasificación por conocimiento y método
(Fuente: Referencia [9])

2.5 Clasificación según *Soft Computing* y Optimización matemática

Como se ha señalado, existen variaciones significativas en los métodos utilizados para encontrar soluciones, dependiendo de si la función objetivo es de un solo objetivo o múltiple. Según [57], la literatura especializada clasifica estos métodos en dos categorías: los llamados *Soft Computing*, que incluyen algoritmos heurísticos y metaheurísticos, y los métodos de optimización matemática.

2.5.1 Computación Blanda (*Soft Computing*)

A. Algoritmos Heurísticos.

Estos algoritmos se basan en estrategias inteligentes y la experiencia del tomador de decisiones. Su búsqueda sigue reglas definidas que permiten encontrar soluciones de buena calidad. Fueron uno de los primeros enfoques adoptados para resolver eficientemente los problemas de reconfiguración de redes de distribución. En 1975, Merlin y Back propusieron el primer algoritmo heurístico en la literatura técnica, que inicialmente mantiene todos los interruptores de interconexión cerrados. En cada iteración, se abre el interruptor con el menor flujo de potencia, repitiendo el proceso hasta lograr una configuración radial del sistema [57].

En [9] se describen dos métodos de búsqueda: el primero, propuesto por Merlin y Back, y el segundo, desarrollado por Civanlar en 1988 y mejorado por Baran y Bu en 1989. Este último se basa en el intercambio de ramas para mantener la radialidad del sistema. Consiste en cerrar un interruptor de frontera y buscar el interruptor de seccionamiento a abrir. La búsqueda se realiza con dos reglas heurísticas: la primera busca transferir la carga de la zona con mayor caída de tensión a la de menor caída mediante la apertura de un interruptor de frontera, y la segunda solo permite reducir pérdidas si hay una caída de tensión significativa. Las opciones que reducen pérdidas se eligen y calculan con una fórmula matemática. El proceso se repite seleccionando la opción con mayor reducción de pérdidas hasta que no sea posible obtener más mejoras. Finalmente, se verifica que las restricciones operativas se cumplan mediante el flujo de carga.

Se han desarrollado diversas metodologías heurísticas, como la propuesta por Das, quien presentó un algoritmo multiobjetivo con enfoque difuso para equilibrar las cargas de los alimentadores, mantener los límites de tensión y corriente, y minimizar las pérdidas de potencia. Más recientemente, en 2019, se adoptó una heurística que comienza con todos los interruptores abiertos, cerrando progresivamente aquellos que minimicen las pérdidas de potencia hasta alcanzar una solución radial. Los algoritmos heurísticos generalmente ofrecen resultados rápidos con bajo esfuerzo computacional, pero en sistemas grandes pueden presentar limitaciones, generando soluciones de baja calidad o incluso inviables [57].

B. Algoritmos Metaheurísticos:

Según [57], estos métodos pertenecen a la categoría de Soft Computing (computación blanda) y son los más utilizados en la reconfiguración de redes de distribución, ya que resuelven el problema mediante la diversificación e intensificación de soluciones hasta alcanzar el criterio de convergencia. Los primeros trabajos en optimización para sistemas de distribución utilizando algoritmos metaheurísticos datan de la década de los 90. Con el tiempo, algoritmos basados en fenómenos físicos y biológicos, como la búsqueda Tabú, el Recocido Simulado y los algoritmos genéticos, fueron aplicados con éxito a problemas de re-

configuración con un solo objetivo, principalmente para minimizar las pérdidas de potencia en escenarios de demanda fija y variable. Más tarde, se desarrollaron los algoritmos Copt-aiNet y Opt-aiNet, inspirados en el sistema inmunológico, que incorporaron estrategias de mutación para reducir el espacio de búsqueda y se centraron en topologías radiales. También surgieron algoritmos basados en mecanismos de sistemas naturales, que abordan la reconfiguración multiobjetivo, considerando pérdidas de potencia activa, balance de carga, índices de confiabilidad, estabilidad de tensión, número de maniobras y costos relacionados con las pérdidas de potencia.

En general, los algoritmos metaheurísticos ofrecen ventajas como su flexibilidad y facilidad de implementación, ya que no requieren formulaciones matemáticas explícitas y pueden adaptarse rápidamente a las características del problema de optimización. Además, adoptan estrategias de búsqueda que les permiten escapar del óptimo local, explorando múltiples caminos o regiones para alcanzar el óptimo global. Sin embargo, tienen la limitación de no garantizar la optimización ni proporcionar información sobre cuán cerca se está del óptimo global [57].

2.5.2 Optimización Matemática:

optimizan funciones objetivo, ya sean de uno o varios objetivos, mediante un conjunto de restricciones que deben cumplirse. Se han propuesto varios modelos matemáticos para abordar este problema, como el algoritmo Branch and Bound, utilizado en los primeros enfoques de programación matemática, que considera simultáneamente los límites inferior y superior en la búsqueda. Más recientemente, se ha empleado un algoritmo híbrido que combina programación cuadrática de enteros mixtos y una técnica heurística para minimizar las pérdidas [57].

Al igual que los algoritmos metaheurísticos, los modelos matemáticos clásicos presentan ventajas y desventajas. Teóricamente, pueden alcanzar el óptimo global, pero su principal inconveniente es el tiempo computacional elevado, especialmente cuando se aplican a redes con un gran número de interruptores, lo que aumenta la complejidad de la optimización. No obstante, con los avances en software de optimización y en capacidad de procesamiento, los métodos clásicos están ganando relevancia. Además, estos métodos pueden proporcionar soluciones óptimas en ciertos casos del problema de reconfiguración, sirviendo como punto de referencia para evaluar la calidad y eficiencia de las técnicas de computación blanda [57].

2.6 Optimización por Recocido Simulado

2.6.1 Concepto

También llamado cristalización simulada, enfriamiento simulado o en inglés Simulated Annealing (SA), es un algoritmo de búsqueda perteneciente al campo de la Optimización Estocástica y la Metaheurísticas para problemas de optimización global, es una adaptación del algoritmo Metropolis-Hastings Monte Carlo. El objetivo general es encontrar una buena

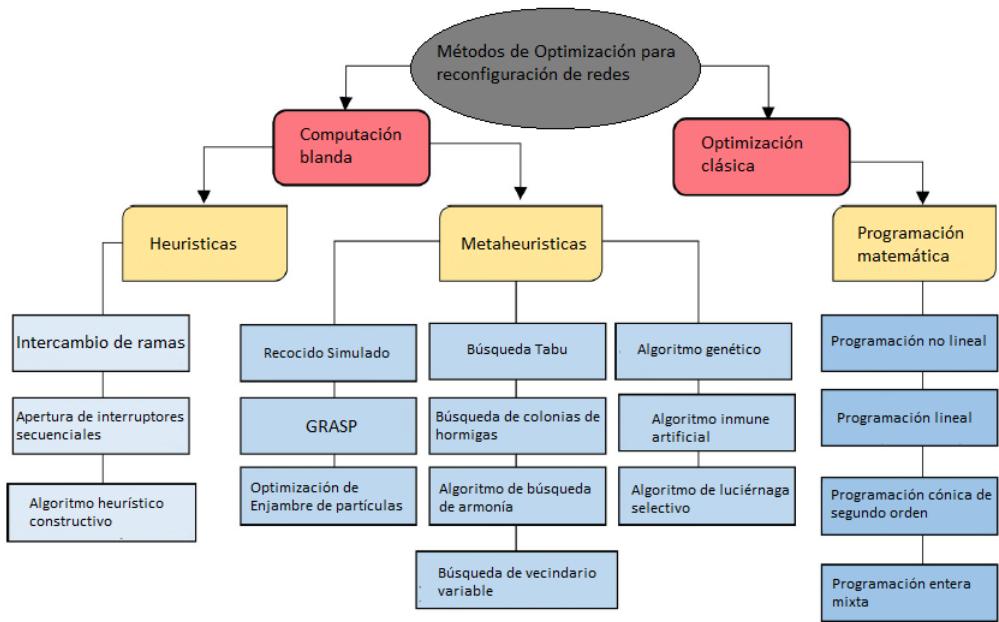


Fig. 2.6: Clasificación por Computación blanda y optimización matemática
 (Fuente: Referencia [57])

aproximación al valor óptimo de una función en un espacio de búsqueda amplio. [8].

El recocido simulado pertenece a la optimización estocástica debido a su uso de procesos aleatorios para explorar el espacio de soluciones y aproximarse a la mejor solución. A diferencia de los métodos deterministas, que siguen un camino fijo hacia la solución, este algoritmo introduce aleatoriedad para explorar más ampliamente y evitar quedar atrapado en mínimos locales subóptimos. Durante las etapas iniciales, puede aceptar soluciones menos favorables con cierta probabilidad, lo que le permite examinar diferentes regiones del espacio de búsqueda en busca de una solución óptima o cercana.

Según [23], se basa en trayectorias y utiliza una metáfora termodinámica como criterio para decidir la aceptación de soluciones.

Desde su introducción en 1983 como una heurística genérica para la optimización discreta, el Recocido Simulado (RS) se ha consolidado como una herramienta ampliamente utilizada para resolver problemas tanto discretos como continuos, con aplicaciones en diversas áreas. Durante la década de 1980, los investigadores buscaron desarrollar enfoques heurísticos genéricos capaces de abordar cualquier problema de optimización combinatoria y obtener resultados de alta calidad. El RS, inspirado en el enfriamiento controlado de fluidos para formar cristales grandes, es una de las heurísticas basadas en fenómenos naturales [19].

2.6.2 Analogía con el proceso de recocido

En [35], se destaca una conexión útil entre la mecánica estadística, que describe sistemas con múltiples grados de libertad en equilibrio térmico, y la optimización combinatoria multivariable, enfocada en minimizar funciones con numerosos parámetros. La analogía con el recocido de sólidos ofrece un marco para optimizar sistemas grandes y complejos, revelando nuevas perspectivas y ampliando la comprensión de los métodos tradicionales de optimización.

En [8], se explica que el Recocido Simulado (RS) se inspira en el proceso metalúrgico del recocido, donde un material se calienta y enfria de forma controlada para incrementar el tamaño de sus cristales y reducir defectos. Este proceso mejora la resistencia y durabilidad del material, ya que el calor permite que los átomos se reorganicen libremente, mientras el enfriamiento lento facilita la transición hacia una configuración de menor energía.

En [15] se describe el Recocido Simulado (RS) como una analogía del proceso metalúrgico de calentar un sólido y enfriarlo lentamente hasta cristalizarlo. A altas temperaturas, los átomos tienen suficiente energía para reestructurarse libremente, mientras que al reducir la temperatura alcanzan un estado de mínima energía. En optimización, RS imita este proceso: comienza con una temperatura alta, permitiendo amplias variaciones en las entradas, y gradualmente reduce la temperatura, restringiendo las variaciones y guiando hacia una solución óptima, similar al perfeccionamiento de una estructura cristalina en el recocido real. Este enfoque permite minimizar una función objetivo, evitando quedar atrapado en mínimos locales al aceptar soluciones peores con una probabilidad definida. No obstante, su desempeño depende del ajuste empírico de parámetros como la temperatura inicial y la velocidad de enfriamiento, lo que puede ser una desventaja común en algoritmos de búsqueda estocástica local.

Una forma más clara de comprender la analogía entre el sistema físico y el problema de optimización en el Recocido Simulado (RS) se ilustra en la Figura 2.7, extraída de [65].

Sistema Físico	Problema de optimización
Estado del sistema	Solución
Posiciones Moleculares	Variables de desición
Energía	Función Objetivo
Estado de reposo	Solución óptima global
Estado Metaestable	Óptimo local
Enfriamiento rápido	Búsqueda local
Temperatura	Parámetro de control T
Recocido cuidadoso	Recocido simulado

Fig. 2.7: RS Sistema físico y problema de optimización
(Fuente: Referencia [65])

2.6.3 Estrategia de recocido simulado

De [25], se menciona que RS basa su estrategia en tres características:

1. Uso de una solución inicial;
2. Generación de nuevas soluciones aleatorias a partir de la solución actual;
3. Criterio elitista progresivo para reemplazar la solución aleatoria por la actual.

2.6.4 Representación matemática

El algoritmo RS se muestra en el diagrama de flujo de la Figura 2.8. Su principal característica es la capacidad de escapar de óptimos locales, basada en la regla de aceptación de soluciones candidatas. Si la solución actual (f_{new}) tiene un valor de función objetivo menor (en el caso de minimización) que la solución anterior (f_{old}), se acepta. De lo contrario, la solución actual puede ser aceptada si su valor cumple con la distribución de Boltzmann:

$$e^{\frac{f_{new}-f_{old}}{T}} \quad (2.6)$$

es mayor que un número aleatorio uniforme en el intervalo $[0,1]$, donde T es el parámetro de control de la "temperatura". [15].

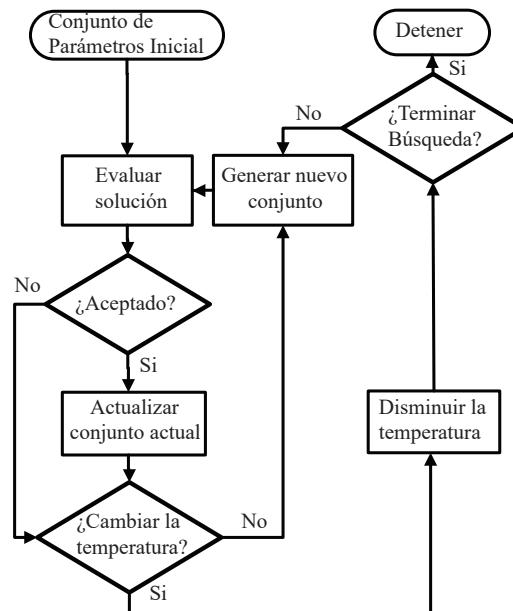


Fig. 2.8: Diagrama de flujo del algoritmo RS
(Fuente: Referencia [15])

- *Función objetivo*: según la aplicación, relaciona los parámetros con propiedades como distancia, costo, pérdidas de potencia, entre otras, que se buscan minimizar o

maximizar. En algunos casos, no es posible construir una función objetivo que vincule directamente los parámetros del modelo. En estos casos, se define una función que compara los resultados de la simulación con los experimentales. El algoritmo busca el conjunto de parámetros que minimice el error entre ambos resultados [15]. Por ejemplo, utilizando la suma normalizada de los errores al cuadrado, esta función se expresa como:

$$f_{obj} = \sqrt{\sum_c \sum_i \left(\frac{g_s(x_i) - g_e(x_i)}{g_e(x_i)} \right)^2} \quad (2.7)$$

Donde:

- $g_s(x_i)$ → datos simulados.
- $g_e(x_i)$ → datos experimentales.
- C → número de curvas que se optimizan.

2.6.5 Selección de parámetros

En la implementación, los parámetros suelen quedar abiertos, como se menciona a continuación.

- *Población inicial*: Se necesita una suposición inicial para los valores de los parámetros en cada técnica iterativa, y algunos algoritmos requieren más de una solución inicial. Sin embargo, en el caso del algoritmo RS, esto no es necesario. Otra opción es seleccionar aleatoriamente los valores iniciales de los parámetros dentro de un conjunto de límites adecuados. Cuanto más cerca esté la estimación inicial del óptimo global, más rápido será el proceso de optimización [15].
- *Temperatura inicial*: Es fundamental definir cuidadosamente el parámetro de control "temperatura", ya que regula la regla establecida en (2.6). El valor de T debe ser suficientemente grande para permitir que el algoritmo se desvíe de un mínimo local, pero lo suficientemente pequeño para no alejarse de un mínimo global. Este valor debe definirse según la aplicación, ya que está relacionado con la magnitud de los valores de la función objetivo [15]. Un ejemplo de cómo definir la temperatura inicial se muestra en la ecuación (2.8) utilizada en [3]:

$$T_o = \frac{-Losses(kW)}{\ln(C)} \quad (2.8)$$

- *Mecanismo de perturbación*: Es el método utilizado para generar nuevas soluciones a partir de la solución actual, explorando su vecindad mediante pequeñas modificaciones. El Recocido Simulado se emplea comúnmente en problemas combinatorios

donde los parámetros a optimizar son enteros. En aplicaciones con parámetros continuos, la exploración de soluciones vecinas se puede realizar de la siguiente manera:

Una solución “s” se define como un vector $s = (x_1, \dots, x_n)$, que representa un punto en el espacio de búsqueda. Se genera una nueva solución mediante un vector $\sigma = (\sigma_1, \dots, \sigma_n)$ de desviaciones estándar, que crea una perturbación a partir de la solución actual. Así, se obtiene una solución vecina a partir de la solución presente según [15]:

$$x_{i+1} = x_i + N(0, \sigma_i) \quad (2.9)$$

donde $N(0, \sigma_i)$ es un número aleatorio gaussiano con media cero y desviación estándar σ_i .

- *Mecanismo de enfriamiento:* La regla geométrica es la más utilizada para las variaciones de temperatura.

$$T_{i+1} = sT_i \quad (2.10)$$

Donde: $s < 1$.

En la literatura se han reportado buenos resultados cuando “s” está en el rango [0.8, 0.99], aunque también se han propuesto otros mecanismos. El número de iteraciones por temperatura es otro parámetro, generalmente relacionado con el tamaño de la vecindad o el espacio de búsqueda. Este número puede ser constante, depender de la temperatura o incorporar la retroalimentación del proceso [15].

- *Criterio de terminación:* En [15] se mencionan algunos métodos para controlar la terminación del Recocido Simulado, como:

- Número máximo de iteraciones.
- Valor mínimo de temperatura.
- Valor mínimo de la función objetivo.
- Valor mínimo de la tasa de aceptación.

CAPÍTULO III

DESARROLLO DEL TRABAJO DE LA TESIS

En este capítulo se aborda el objetivo de la tesis: elaborar e implementar un algoritmo basado en el recocido simulado para resolver el problema de reconfiguración de redes de distribución, con el fin de minimizar las pérdidas de potencia en las redes de distribución primaria. En la primera sección se describe el procedimiento de la investigación, en la segunda se presentan los diagramas de bloques para cada etapa del proceso, en la tercera se detalla el modelado matemático y la implementación computacional del algoritmo de Recocido Simulado Mejorado, y finalmente, en la cuarta sección se plantean los casos de estudio analizados en el siguiente capítulo.

3.1 Procedimiento seguido para el desarrollo del trabajo

El desarrollo de este trabajo se compone de cinco etapas, a través de las cuales se alcanzan progresivamente los objetivos específicos y el objetivo general planteados en esta tesis. Estas etapas son:

- . Etapa 1: Recopilación de datos de los sistemas de prueba y reales.
- . Etapa 2: Introducción y modelado de los sistemas de prueba en el software OpenDSS.
- . Etapa 3: Implementación del algoritmo de Recocido Simulado Mejorado en Python.
- . Etapa 4: Integración del software OpenDSS con el método de Recocido Simulado Mejorado y ajustes para la validación del algoritmo.
- . Etapa 5: Modelado y evaluación del sistema eléctrico de distribución real.

Para facilitar la comprensión del procedimiento, en la Figura 3.1 se muestra la secuencia y correlación entre cada una de las etapas.

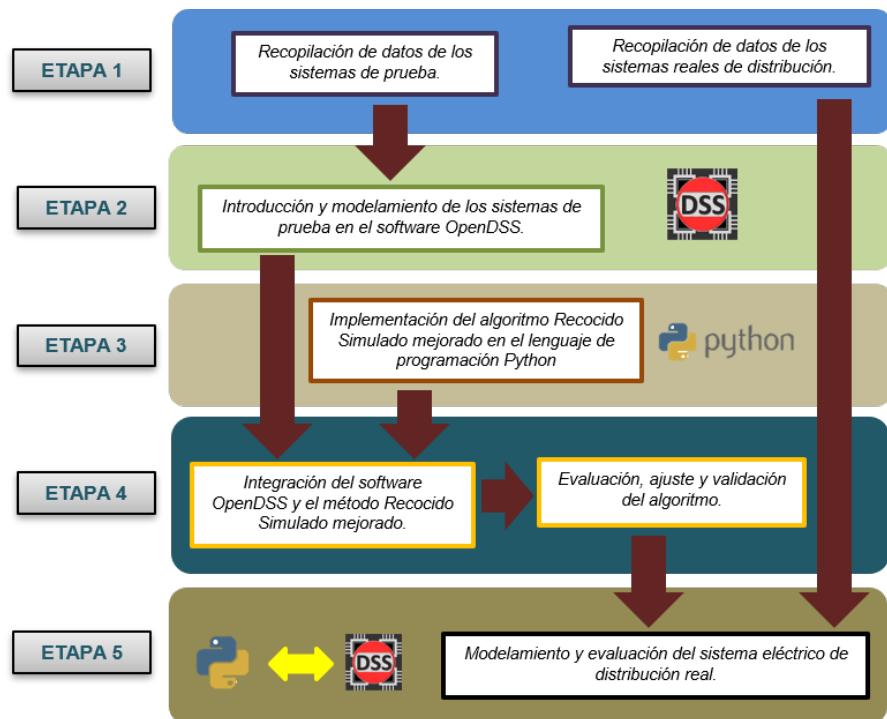


Fig. 3.1: Etapas de desarrollo de la tesis

3.2 Diagrama de bloques de cada etapa

A continuación, se presentará el diagrama de bloques de cada una de las etapas mencionadas en la Figura 3.1 para facilitar la comprensión del procedimiento de esta tesis.

3.2.1 Etapa 1

La primera etapa consiste en la recolección de datos e información técnica sobre los sistemas eléctricos de 5, 16 y 33 barras, así como de los sistemas de distribución reales, para su implementación en el software OpenDSS.

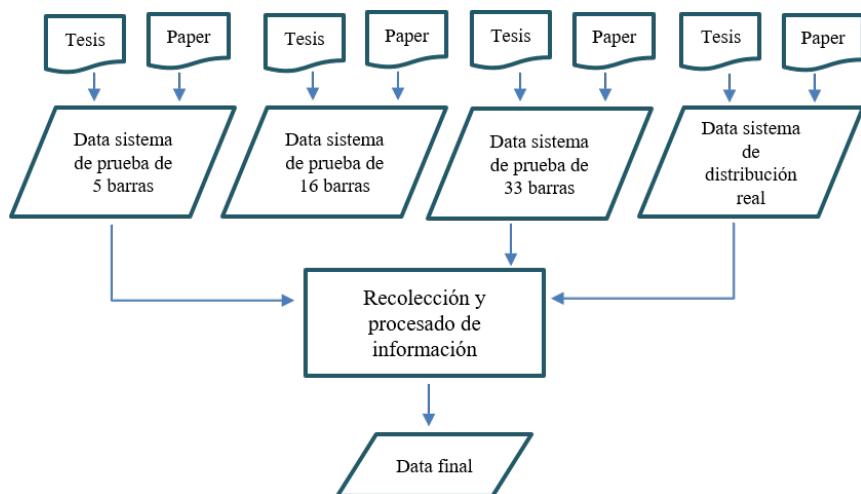


Fig. 3.2: Etapa 1

3.2.2 Etapa 2

La data final obtenida de la recolección y procesamiento de datos se introduce y modela en el software OpenDSS en un formato compatible con el algoritmo de Recocido Simulado Mejorado (implementado en Python) que se implementará en etapas posteriores. En esta etapa se valida la corrección de los datos recolectados en la Etapa 1 mediante un flujo de potencia con OpenDSS y se obtienen los valores de pérdidas en las condiciones iniciales de los sistemas de prueba.

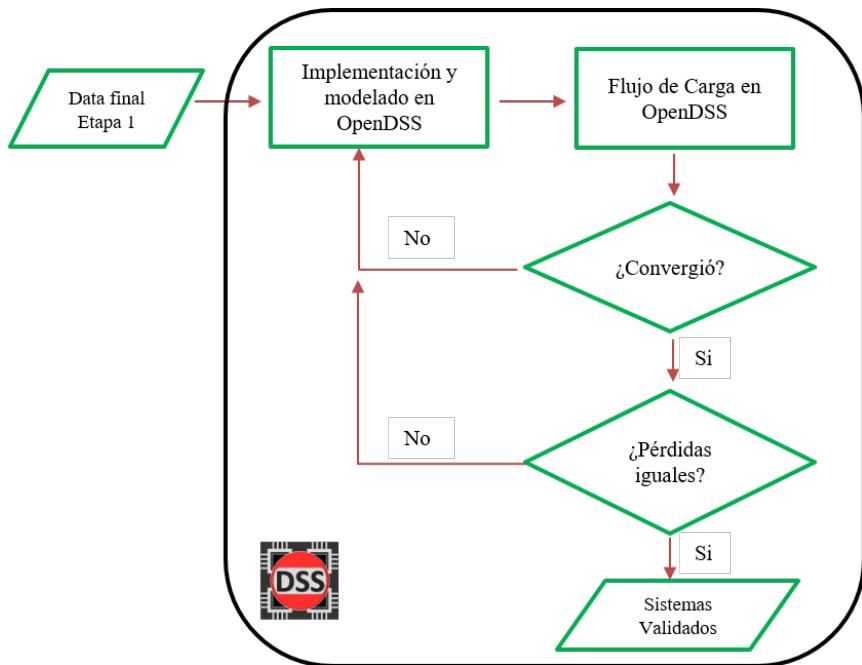


Fig. 3.3: Etapa 2

a) Implementación y modelado.

Tomando como referencia [49], en el software OpenDSS los comandos se definen mediante líneas de texto, generalmente formadas por un “verbo” y algunos “parámetros”, como se muestra en la Figura 3.4.

```

verbo TipoElemento.Nome Param1=Valor1 Param2=Valor2
new linea.Línea1 Bus1=Barra1 Bus2=Barra2
  
```

Fig. 3.4: Uso del verbo y parámetro en OpenDSS

Los parámetros pueden separarse por coma o espacio en blanco. Cuando no se especifica un verbo en las líneas de texto, el software considera por defecto el verbo **Edit**. Los verbos más comunes se presentan en la Tabla 3.1, mientras que en la Tabla 3.2 se muestran los caracteres y delimitadores utilizados.

Tabla 3.1: Principales verbos de OpenDSS

Verbo	Descripción
<i>New</i>	Crea un nuevo elemento de circuito
<i>Edit</i>	Edita un elemento de circuito elegido
<i>Set</i>	Define las opciones de solución como, por ejemplo, <i>Mode</i>
<i>solve</i>	Realiza la solución del circuito definido
<i>Show</i>	Escribir resultados seleccionados en archivos de texto.
<i>Export</i>	Exportar variables de solución en formato CSV o XML
<i>Plot</i>	Gráfica los resultados con funciones de trazado integradas.

Los caracteres utilizados son:

Tabla 3.2: Caracteres y delimitadores de OpenDSS

Carácter	Descripción
<code>~</code>	Continuación de línea
<code>[](){}"""</code>	Arreglos, Matrices, Cadenas, Expresiones Matemáticas
<code> </code>	Delimitador de fila en matrices
<code>, space tab</code>	Parámetros de comando delimitador y entradas de arreglo/matriz
<code>.</code>	Delimitador clase-objeto, bus-nodo
<code>=</code>	Etiqueta de parámetro delimitador y valor de parámetro
<code>!//</code>	Comentarios en líneas
<code>/*...*/</code>	Comentarios en múltiples líneas

Hay que tener en cuenta para la sintaxis:

- Cada comando se representa por una línea de texto.
- No se distingue entre letras mayúsculas y minúsculas.
- Como regla general, cada comando consta de un **Verbo** y algunos **Parámetros**, como se muestra en la Figura 3.5.

VerboComando param1=Valor1 param2=Valor2 ...

Fig. 3.5: Regla Verbo - Parámetro en OpenDSS

- Los parámetros pueden definirse por nombre o por posición, como se muestra en la Figura 3.6.

```
New object=Load.carga1 phases=3 bus1=barraA kv=0.220 kw=10 pf=0.97 model=1
New Load.carga1 3 barraA 3 0.220 10 0.97 1
```

Fig. 3.6: Ejemplo regla Verbo - Parámetro en OpenDSS

Para saber el orden predeterminado ver la figura 3.7.

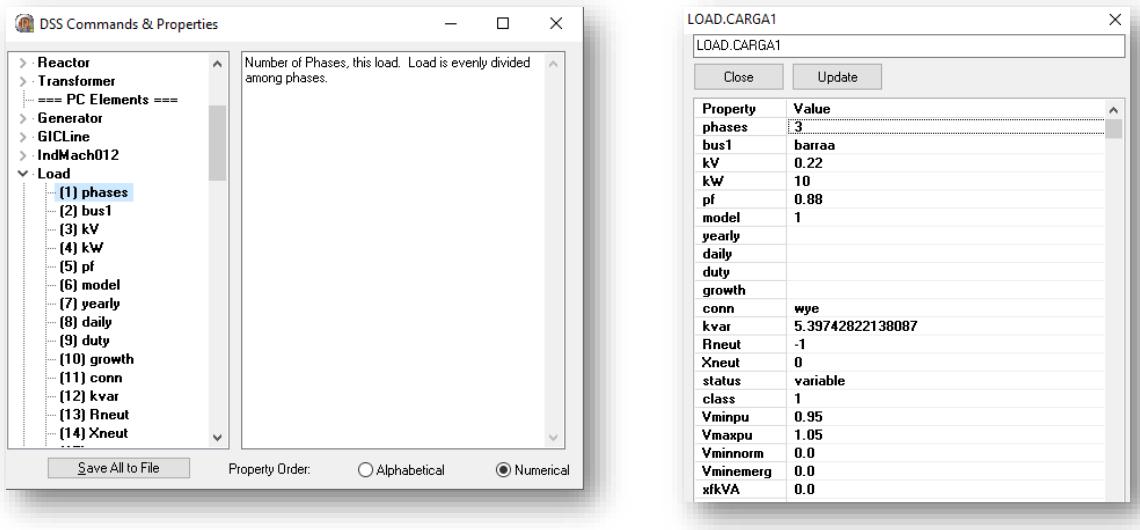


Fig. 3.7: Orden Predeterminado

A continuación, se presentan los principales elementos básicos utilizados para el modelado de un sistema de distribución en esta investigación, empleando el lenguaje de comandos del software OpenDSS.

i. Elemento Circuito (Red Externa)

En OpenDSS, ***Circuit*** se representa mediante un equivalente de Thévenin, que define la barra *slack/oscilante* del sistema. Por ejemplo, el equivalente de la transmisión visto por la subestación de subtransmisión o el equivalente de la subestación visto por un alimentador. De esta manera, cada circuito definido o creado en OpenDSS debe inicializarse y contar con este elemento.

El elemento ***Circuit*** tiene un único terminal, y sus parámetros se presentan en la siguiente Tabla 3.3.

Tabla 3.3: Parámetros Básicos del elemento *Circuit*

Parámetro	Descripción
<i>basekv</i>	Tensión nominal base de la línea en kV.
<i>bus1</i>	Nombre del terminal al que está conectado la barra principal.
<i>pu</i>	Tensión en pu que está operando la barra.
<i>phases</i>	Número de fases.
<i>Mvasc3</i>	Potencia de cortocircuito trifásico.
<i>Mvasc1</i>	Potencia de cortocircuito monofásico.
<i>R1</i>	Resistencia de secuencia positiva de la fuente en Ω /distancia.
<i>X1</i>	Reactancia de secuencia positiva de la fuente en Ω /distancia.

Al definir *R1* y *X1*, se anulan las definiciones de *Mvasc1* y *Mvasc3*, y viceversa. La Figura 3.8 muestra, como ejemplo, la definición del elemento *Circuit* en OpenDSS con valores aleatorios.

New Circuit. Subestación Bus1=Barra1 basekv=22.9 pu=1.02
~ mvasc3=1450 mvasc1=1450

Fig. 3.8: Ejemplo de definición del elemento *Circuit* en OpenDSS

ii. Elemento Línea

En OpenDSS, las líneas se modelan utilizando el modelo π con capacitores shunt mediante el elemento *Line*. También se pueden definir utilizando datos de impedancias secuenciales, matrices de resistencias y reactancias con el elemento *Linecode*. Este último es útil en sistemas grandes con cientos de líneas de características similares.

En la Tabla 3.4, se muestra los principales parámetros usados con el elemento *Line*.

Un ejemplo de cómo definir las características de una línea trifásica utilizando valores aleatorios es:

New Line. Linha phases=3 bus1=BarraA.a.1 bus2=BarraB.a.1
~ basefreq=60 units=km length=1.0 normamps=460.0
~ R1=4.29 X1=12.23 R0=12.03 X0=32.21 C1=802.4 C0=245.25

Fig. 3.9: Ejemplo de definición del elemento *Line* en OpenDSS

iii. Elemento Carga

Se define principalmente por la potencia activa *P* (kW), la potencia reactiva *Q* (kVAR) y el factor de potencia *fp*. En OpenDSS, puede definirse de tres formas:

Tabla 3.4: Parámetros Básicos del elemento *Line*

Parámetro	Descripción
<i>Bus1</i>	Nombre de la barra al que está conectado el terminal 1.
<i>Bus2</i>	Nombre de la barra al que está conectado el terminal 2.
<i>phases</i>	Número de fases.
<i>baseFreq</i>	Frecuencia base de las reactancias.
<i>R1</i>	Resistencia de secuencia positiva en Ω por unidad de distancia.
<i>R0</i>	Resistencia de secuencia cero en Ω por unidad de distancia.
<i>X1</i>	Reactancia de secuencia positiva en Ω por unidad de distancia.
<i>X0</i>	Reactancia de secuencia cero en Ω por unidad de distancia.
<i>C1</i>	Capacitancia total de secuencia positiva en nF/distancia.
<i>C0</i>	Capacitancia total de secuencia cero en nF/distancia.
<i>Rmatrix</i>	Matriz de resistencia de línea por unidad de distancia.
<i>Xmatrix</i>	Matriz de reactancia de línea por unidad de distancia.
<i>units</i>	Unidad de distancia utilizada.
<i>Normamps</i>	Corriente nominal de la línea.
<i>length</i>	Longitud de la línea.

- . Potencia activa en kW y factor de potencia.
- . Potencia activa en kW y potencia reactiva en kVAR.
- . Potencia aparente en kVA y factor de potencia.

Es necesario especificar el comportamiento de la carga ante variaciones de tensión. Para ello, OpenDSS ofrece ocho modelos de carga, que se enumeran a continuación:

1. Carga estándar constante $P+jQ$. (Por defecto);
2. Impedancia constante;
3. P constante y Q variando de forma cuadrática, como un motor;
4. P varía linealmente y Q varía cuadráticamente (resistencia y motor o alimentador mixto). Use esto con $CVRfactor$;
5. P y corriente constantes (carga tipo rectificador);
6. P constante, ajustable según la forma de la curva de carga, pero con la potencia reactiva (Q) fijada en su valor nominal;
7. Similar al modelo anterior, pero variando la potencia reactiva con el cuadrado de la tensión (constante P , impedancia fija Q);

8. Modelo especial de carga ZIP.

Cuando la tensión excede los límites predefinidos, todos los modelos mencionados adoptan el comportamiento de impedancia constante para asegurar la convergencia del flujo de potencia. La Tabla 3.5 presenta los principales parámetros utilizados con el elemento **Load**.

Tabla 3.5: Parámetros Básicos del elemento *Load*

Parámetro	Descripción
<i>Bus1</i>	Nombre de la barra al que esta conectada la carga.
<i>phases</i>	Número de fases.
<i>Conn</i>	Tipo de conexión: estrella (wye) o triángulo (delta).
<i>Model</i>	Define cómo varía la carga con la tensión.
<i>kV</i>	Tensión nominal.
<i>kVA</i>	Potencia aparente nominal.
<i>kW</i>	Potencia activa nominal.
<i>kvar</i>	Potencia reactiva nominal.
<i>Pf</i>	Factor de potencia.
<i>Daily</i>	Nombre de la curva de carga asociada.

A continuación se muestra un ejemplo de cómo definir una carga trifásica equilibrada, utilizando valores aleatorios:

```
New load.carga3 phases=3 model=5 bus=BarraA.2
~ kV=22.9 kW=23 kvar=13 conn=delta
```

Fig. 3.10: Ejemplo de definición del elemento *Load* en OpenDSS

iv. Elemento Interruptor

El interruptor tiene dos estados operativos: normalmente abierto y normalmente cerrado. En OpenDSS, se puede representar de las siguientes maneras:

- . Línea corta con impedancia de secuencias casi insignificantes.
- . Con el parámetro **Switch** del elemento línea (**Line**).
- . Con el elemento **SwtControl**.

La primera forma presenta una desventaja al intentar controlar el estado operativo del interruptor. Es necesario definir una línea para cada estado de conmutación (abierto y ce-

rrado), y en el modelo de interruptor abierto, se debe definir una barra ficticia como terminal abierto. A continuación, en la Figura 3.11, se muestra un ejemplo con valores aleatorios:

Interruptor normalmente cerrado <i>New Line.swcerrado phases=3 Bus1=BarraA1 Bus2=BarraB1</i> <i>~ r1=1e-4 r0=1e-4 x1=0.000 x0=0.000 c1=0.000 c0=0.000 Length=0.001</i>
Interruptor normalmente abierto <i>New Line.swabierto phases=3 Bus1=BarraA1 Bus2=BarraB1-abierta</i> <i>~ r1=1e-4 r0=1e-4 x1=0.000 x0=0.000 c1=0.000 c0=0.000 Length=0.001</i>

Fig. 3.11: Ejemplo de definición del elemento Interruptor como línea corta

donde **BarraB1-abierta**, es una barra ficticia que no forma parte del circuito.

El modelo **SwtControl** es el más adecuado para gestionar la conmutación del interruptor. Permite definir el tiempo de operación, el estado normal de funcionamiento, el elemento del circuito en el que actuará el interruptor, entre otros. Los principales parámetros utilizados con el elemento **SwtControl** se muestran en la Tabla N° 3.6.

Tabla 3.6: Parámetros Básicos del elemento *SwtControl*

Parámetro	Descripción
<i>Action</i>	Realiza la conmutación del interruptor después del tiempo de retardo especificado.
<i>Delay</i>	Tiempo de actuación del interruptor.
<i>Normal</i>	Estado normal del interruptor (abierto o cerrado).
<i>SwitchedObj</i>	Elemento del circuito donde actuará el interruptor.
<i>SwitchedTerm</i>	Número de terminal del interruptor del elemento controlado.

b) Flujo de Carga en OpenDSS.

Según la referencia [49], OpenDSS utiliza el método de inyección de corriente (MIC) para calcular el flujo de potencia en circuitos desequilibrados. Este enfoque se basa en la descomposición de la matriz de admitancia nodal, lo que distingue a OpenDSS de otros simuladores de redes de distribución que emplean métodos como el barrido hacia adelante-atrás (FBS), el método de suma de corriente (MSC) o el de suma de potencia (MSP), los cuales presentan limitaciones en sistemas altamente ramificados y anillados.

El método de inyección de corriente (MIC) inicia con la construcción de la matriz de admis-

tancia nodal de cada elemento, denominada matriz primitiva (Y_{prim}), a partir de las corrientes y tensiones nodales. Luego, OpenDSS utiliza estas matrices primitivas para formar la matriz del sistema completo. A continuación, se presentan las principales ecuaciones del flujo de potencia calculado por OpenDSS.

Para una barra k tipo PQ, las corrientes residuales en las fases a, b y c están determinadas por:

$$\Delta I_k^s = \Delta I_{rk}^s + j\Delta I_{mk}^s = \frac{(P_k^{sp})^s - j(Q_k^{sp})^s}{(E_k^s)^*} = \sum_{i \in \Omega_k} \sum_{i \in \alpha_p} Y_{ki}^{st} E_i^t \quad (3.1)$$

$$E_k = V_{rk} + jV_{mk} \quad (3.2)$$

$$(P_k^{sp})^s = P_{gk}^s - P_{lk}^s \quad (3.3)$$

$$(Q_k^{sp})^s = Q_{gk}^s - Q_{lk}^s \quad (3.4)$$

Donde:

- $(P_k^{sp})^s, (Q_k^{sp})^s$; son las potencias activa y reactiva especificadas para la fase "s" de la barra "k";
- P_{gk}^s, Q_{gk}^s ; son las potencias activa y reactiva generadas en la fase "s" de la barra "k";
- P_{lk}^s, Q_{lk}^s ; son las potencias activa y reactiva de la carga conectada en la fase "s" de la barra "k";
- s y $t \in \alpha_p = \{a, b, c\}$ y representan las fases del sistema;
- $k = 1, \dots, n$, n es el número total de barras;
- Ω_k : Conjunto de barras conectadas directamente a la barra "k";
- $Y_{ki}^{st} = G_{ki}^{st} + jB_{ki}^{st}$: elemento "ki" de la matriz de admitancias nodales entre las fases "s" y "t";
- E_k^s ; es la tensión en la barra "k" para la fase "s".

Dividiendo la Ecuación (3.1) en parte real e imaginaria, obtenemos:

$$\Delta I_{rk}^s = \frac{(P_k^{sp})^s V_{rk}^s + (Q_k^{sp})^s V_{mk}^s}{(V_{rk}^s)^2 + (V_{mk}^s)^2} - \sum_{i=1}^n \sum_{t \in \alpha_p} (G_{ki}^{st} V_{ri}^t - B_{ki}^{st} V_{mi}^t) \quad (3.5)$$

$$\Delta I_{mk}^s = \frac{(P_k^{sp})^s V_{mk}^s - (Q_k^{sp})^s V_{rk}^s}{(V_{rk}^s)^2 + (V_{mk}^s)^2} - \sum_{i=1}^n \sum_{t \in \alpha_p} (G_{ki}^{st} V_{mi}^t - B_{ki}^{st} V_{ki}^t) \quad (3.6)$$

Aplicando el método de Newton-Raphson a las ecuaciones (3.5) y (3.6), se obtiene la siguiente ecuación matricial:

$$\begin{bmatrix} \Delta I_{m1}^{abc} \\ \Delta I_{r1}^{abc} \\ \hline \Delta I_{m2}^{abc} \\ \Delta I_{r2}^{abc} \\ \vdots \\ \hline \Delta I_{mn}^{abc} \\ \Delta I_{rn}^{abc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{11}'^{abc} & Y_{12}^{abc} & \dots & Y_{1n}^{abc} \\ Y_{21}^{abc} & Y_{22}'^{abc} & \dots & Y_{2n}^{abc} \\ \hline & & & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \hline & & & \\ Y_{n1}^{abc} & Y_{n2}^{abc} & \dots & Y_{nn}'^{abc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta V_{r1}^{abc} \\ \Delta V_{m1}^{abc} \\ \hline \Delta V_{r2}^{abc} \\ \Delta V_{m2}^{abc} \\ \vdots \\ \hline \Delta V_{rn}^{abc} \\ \Delta V_{mn}^{abc} \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

Reescribiendo (3.7) en forma simplificada:

$$[\Delta I_{mr}^{abc}] = [Y^{abc}] [\Delta V_{rm}^{abc}] \quad (3.8)$$

Los elementos fuera de la diagonal de la matriz jacobiana son idénticos a los correspondientes de la matriz de admitancia de barras. En el modelado trifásico, los elementos de la matriz jacobiana tienen una dimensión de 6x6 y se derivan de las ecuaciones (3.9) y (3.10).

$$[Y_{km}^{abc}] = \begin{bmatrix} B_{km}^{abc} & G_{km}^{abc} \\ G_{km}^{abc} & -B_{km}^{abc} \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

$$\begin{bmatrix} Y'_{kk}^{abc} \\ Y''_{kk}^{abc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B'_{kk}^{abc} & G'_{kk}^{abc} \\ G''_{kk}^{abc} & B''_{kk}^{abc} \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

Donde:

$$B'_{kk}^{abc} = B_{kk}^{abc} - \begin{bmatrix} a_k^a \\ & a_k^b \\ & & a_k^c \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

$$G'_{kk}^{abc} = G_{kk}^{abc} - \begin{bmatrix} b_k^a \\ & b_k^b \\ & & b_k^c \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

$$G''_{kk}^{abc} = G_{kk}^{abc} - \begin{bmatrix} c_k^a \\ & c_k^b \\ & & c_k^c \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

$$B''_{kk}^{abc} = B_{kk}^{abc} - \begin{bmatrix} d_k^a \\ & d_k^b \\ & & d_k^c \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

Los elementos a_k^s, b_k^s, c_k^s y d_k^s dependen del modelo de carga adoptado para cada fase de la barra "k".

Los pasos del algoritmo de flujo de carga empleado por OpenDSS son:

- Elimina todos los elementos de conversión de energía de la red, como generadores y cargas, y calcula el valor inicial de la tensión en la barra para la iteración con la matriz de admitancia de la red.
- Conecta todos los elementos de la red y calcula la corriente de inyección (I_{inj}) de cada elemento de conversión con su matriz de admitancia, tensión del nodo y potencia.
- Con las corrientes de inyección de cada elemento, se forma una matriz de inyección

de corriente. Las tensiones nodales se calculan utilizando esta matriz y la matriz de admitancia del sistema mediante una operación matricial. Las iteraciones se repiten hasta que el error de tensión nodal sea inferior a la tolerancia.

3.2.3 Etapa 3

La Etapa 3 consiste en implementar el algoritmo de optimización Recocido Simulado Mejorado con enfriamiento híbrido (ISA-HC) para minimizar las pérdidas mediante la reconfiguración de redes en sistemas de distribución. El algoritmo sigue los siguientes pasos:

1. Declarar datos de entrada, configuración de red, constantes y parámetros.
2. Definir dimensiones de espacios de búsqueda.
3. Ejecuta el flujo de potencia usando OpenDSS para cada solución inicial, calcule la temperatura inicial (T_0) usando las ecuaciones (3.15) y (3.16) y la solución inicial usando la ecuación (3.17).
4. Si la temperatura es mayor que la T_f y el número de repeticiones de la mejor solución encontrada es menor que el número máximo de repeticiones, continúe con el paso 5, de lo contrario vaya al paso 12.
5. Si el número de éxitos es menor que la ecuación (3.24) y los vecinos generados son menores que el número máximo permitido, vaya al paso 6; de lo contrario, vaya al paso 10.
6. Genere un vecino más cercano aleatorio usando el método descrito en la metodología propuesta, calcule la función de aptitud para el vecino generado ejecutando un análisis de flujo de carga usando OpenDSS.
7. Si la solución candidata cumple con las ecuaciones de restricción (2.2), (2.3), (2.4), (2.5) y se acepta según la ecuación (3.26), se convierte en la solución actual, de lo contrario se rechaza.
8. Si la solución candidata mejora las pérdidas, se actualiza como la mejor solución y se reinicia el recuento de repeticiones.
9. El contador de vecinos aumenta en uno y regresa al paso 5.
10. Si la solución candidata coincide con la mejor solución, el número de repeticiones aumenta en uno. Ir al paso 11
11. Aplique enfriamiento de temperatura híbrida usando la ecuación (3.19) y continúe con el paso 4.
12. Muestra los resultados.

En la Figura 3.12. se muestra el diagrama de flujo del algoritmo de optimización RS Mejorado.

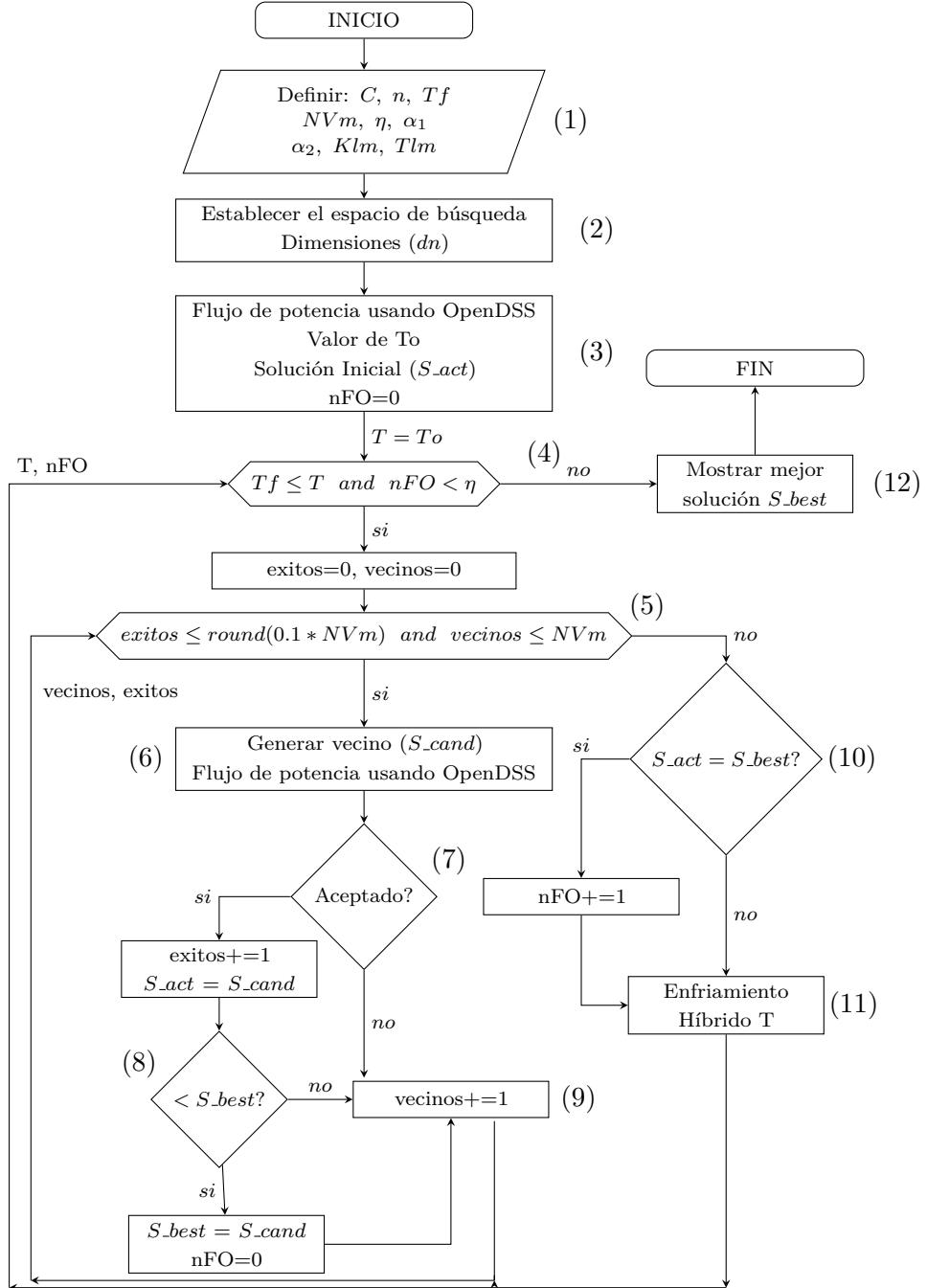


Fig. 3.12: Diagrama de Flujo

a) Procedimiento de aceptación de vecino.

El procedimiento para la aceptación del vecino, mostrado en la Figura 3.13, distingue entre los elementos dependientes del problema, como el generador del vecino (en nuestro algoritmo, "Cambio en malla aleatoria", explicado en la sección 3.4.7), y los elementos independientes, que son los mismos para cualquier problema resuelto con Recocido Simulado (características del algoritmo).

En la figura s es la solución actual y s' la siguiente solución.

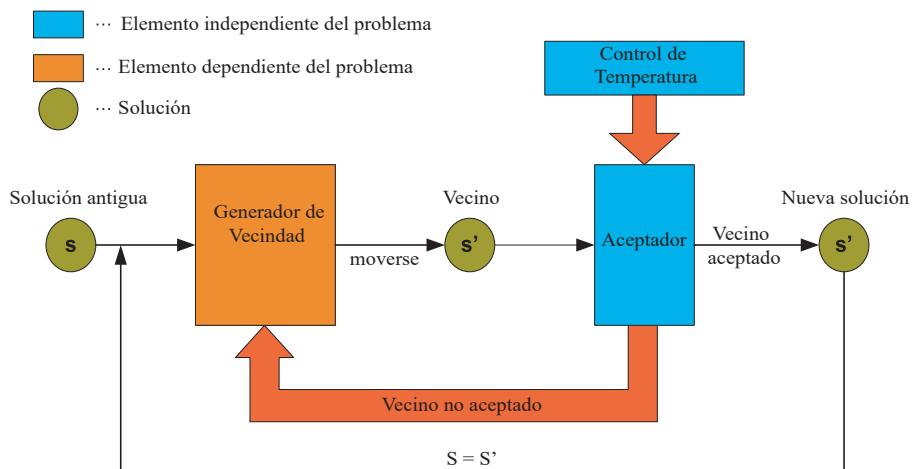


Fig. 3.13: Etapa 3
(Fuente: Adaptado de [67])

Según [65], el Recocido Simulado permite escapar de los óptimos locales. A mayor temperatura, mayor es la probabilidad de aceptar un movimiento peor. A una temperatura fija, cuanto menor sea el aumento de la función objetivo, mayor será la probabilidad de aceptar el movimiento. Siempre se acepta un movimiento que mejore la solución.

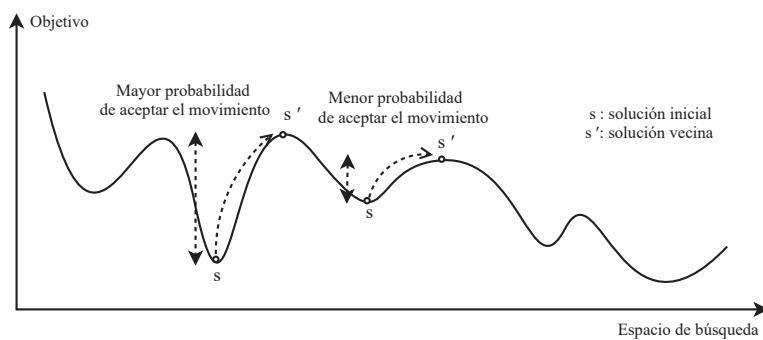


Fig. 3.14: Escape de los óptimos locales
(Fuente: Adaptado de [65])

3.2.4 Etapa 4

En esta etapa, se implementa la integración del Recocido Simulado mejorado (etapa 3) en Python con los sistemas validados de la etapa 2. La integración se verifica aplicando el algoritmo de optimización en los sistemas de prueba, ajustando y validando posteriormente el algoritmo. OpenDSS se integrará mediante su interfaz Component Object Model (COM), que permite su control desde diversas plataformas de software, como C++, C#, Matlab y Python, este último utilizado en esta tesis. La Figura 3.15 ilustra gráficamente esta etapa.

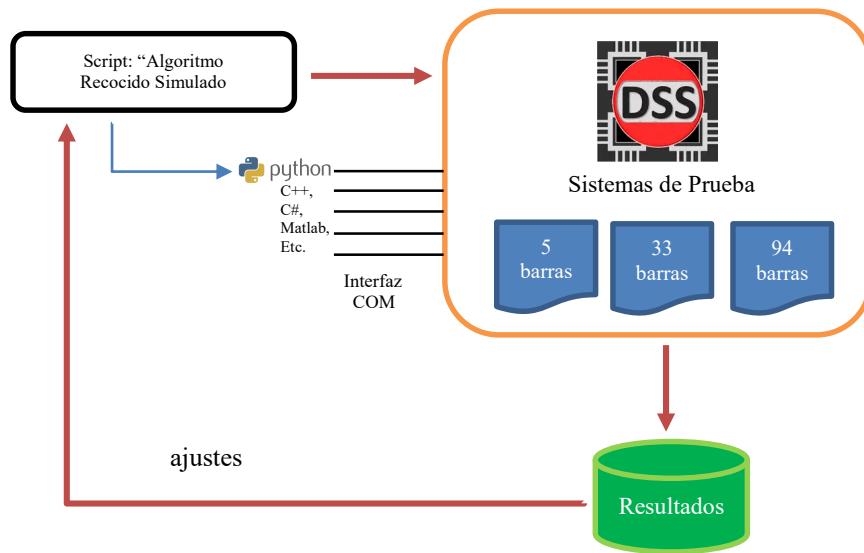


Fig. 3.15: Etapa 4

i. Integración OpenDSS y Python

Para la comunicación entre el software OpenDSS y el lenguaje de programación Python, necesitaremos instalar la librería “pywin32” y en muchos casos también “--upgrade pip”, ambos se instalan en el terminal de Python de la siguiente manera:

Comando de Instalación:
pip install pywin32
pip install pandas
pip install --upgrade pip

Fig. 3.16: Instalación librerías para conexión con OpenDSS

En la referencia [58], un repositorio, se encuentran los códigos utilizados en esta investigación.

3.2.5 Etapa 5

En la etapa 4, se obtiene el algoritmo Recocido Simulado Mejorado"definitivo, ajustado, validado e integrado a OpenDSS. En esta etapa, se modela el sistema de distribución real y se evalúa el desempeño del algoritmo. Se validan los ajustes de los parámetros de ser necesario se realiza nuevos ajustes.

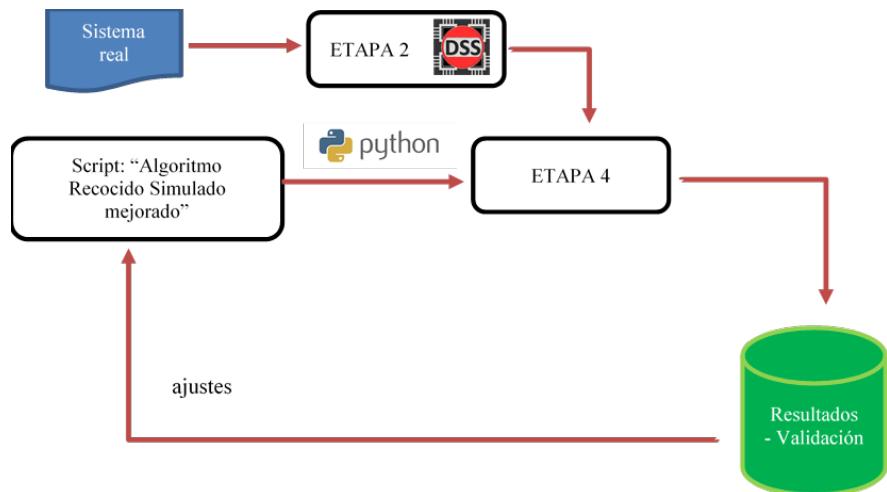


Fig. 3.17: Etapa 5

3.3 Pseudocódigo del algoritmo RS Mejorado

En la Figura 3.18 , se detalla el Pseudocódigo del algoritmo que se ha implementado:

PSEUDOCODIGO SA Mejorado

```

1 input:  $C, n, T_f, \alpha_1, \alpha_2, NVm, \eta, K_{lm}, T_{lm}$ 
2  $S_{actual} \leftarrow$  Cálculo de la solución inicial considerando las  $n$  soluciones iniciales; %La solución inicial.
3  $S_{mejor} \leftarrow S_{actual}$ ; %La mejor solución.
4  $T_o \leftarrow -PerdProm/\ln(C)$  %Temperatura inicial
5  $T \leftarrow T_o$  %Valor inicial del parámetro de control – Temperatura inicial
6  $i = 1$ ; %Contador de número de interacciones.
7 While  $T \geq T_f$  and  $nFO < \eta$  do %Criterio de parada
8      $exitos = 0$  and  $vecinos = 0$  %Para cada temperatura tomaran valor cero
9     while  $exitos \leq round(0.1 * NVm)$  and  $vecinos \leq NVm$  %Tiempo en una temperatura dada
10         $S_{candidate} \leftarrow Generar_Vecino_aleatorio(S_{actual})$ ; %Generación de una nueva solución
11         $\delta \leftarrow F.O(S_{candidate}) - F.O(S_{actual})$ ; %Cálculo de la diferencia en la función objetivo
12        if  $(\delta < 0)$  then %Criterio de aceptación
13             $S_{actual} \leftarrow S_{candidate}$ ; %Se actualiza la solución actual
14             $exito = exito + 1$ ; %Se cuenta un vecino aceptado
15            if  $F.O(S_{candidate}) < F.O(S_{mejor})$  then %Comparación con la mejor solución
16                 $S_{mejor} \leftarrow S_{actual}$ ; %Se actualiza la mejor solución
17                 $nFO = 0$ ; %Se actualiza número de repeticiones de la FO
18            end
19        else
20            if  $(random(0,1) < e^{(\frac{-\delta}{T})})$  then %Criterio de aceptación
21                 $S_{actual} \leftarrow S_{candidate}$ ; %Se actualiza la solución actual
22                 $exito = exito + 1$ ; %Se cuenta un vecino aceptado
23            end
24        end
25         $vecino = vecino + 1$ ; %Se cuenta un vecino creado
26    end
27    if  $F.O(S_{actual}) = F.O(S_{mejor})$  then %Criterio de repetición de solución
28         $nFO = nFO + 1$ ; %Se cuenta una repetición de FO
29    end
30    if  $T > T_o - 0.3 * (T_o - T_f)$  then %Criterio de enfriamiento rápido geométrico
31         $T = \alpha_1 * T$ 
32    elif  $T_o - 0.8 * (T_o - T_f) < T < T_o - 0.3 * (T_o - T_f)$  then %Criterio de enfriamiento lento geométrico
33         $T = \alpha_2 * T$ 
34    else %Criterio de enfriamiento Lundy & Mees
35         $M = Klm * i$  %Número de iteraciones doble realizadas hasta ahora
36         $T = Tlm * T_o$  %comienza con el  $Tlm$ % de la temperatura inicial
37         $T = T / (1 + \beta T)$ 
38    end
39     $i = i + 1$ 
40 end
41 output:  $S_{mejor}$  %Devuelve la mejor solución visitada, configuración con minimmas pérdidas

```

Fig. 3.18: Pseudocódigo

3.4 Modelo matemático

El algoritmo Recocido Simulado Mejorado (RSM) busca la mejor solución para el problema de reconfiguración de redes, un problema combinatorio que depende del número de interruptores instalados, generando hasta 2^n soluciones posibles en un sistema con “ n ” interruptores. El algoritmo cumple con las restricciones de límites de tensión en las barras,

límites de cargabilidad en las líneas, y asegura la radialidad y conexión. La radialidad garantiza un solo camino energizado desde cualquier barra hasta la subestación, mientras la conexión asegura que todas las barras y cargas estén energizadas. El algoritmo se mejora mediante la técnica de búsqueda por malla en espacio selectivo, enfriamiento híbrido y criterios de parada.

El método propuesto emplea OpenDSS como motor de solución para procesar datos de flujo de potencia, voltajes, corrientes, pérdidas y otros. Los parámetros y condiciones son:

3.4.1 Solución inicial y temperatura inicial.

La temperatura inicial T_o es un parámetro clave en el Recocido Simulado, y se considera un valor aleatorio. Si es demasiado alta, la búsqueda se vuelve muy aleatoria, mientras que si es demasiado baja, se limita a una exploración local, reduciendo las posibilidades de explorar el espacio de soluciones.

No es recomendable utilizar valores fijos e independientes del problema para T_o . Se propone determinar la temperatura inicial a partir del parámetro variable " C " y el número de soluciones iniciales. Este enfoque mejora la ecuación (2.8) propuesta por [3].

$$T_o = \frac{-PerdPromedio}{\ln(C)} \quad (3.15)$$

Siendo " $PerdPromedio$ " pérdidas promedio de " n " soluciones iniciales ($SolIni$) y " C " es una constante que toma valores de 0 a 1.

$$PerdPromedio = \frac{SolIni_1 + SolIni_2 + \dots + SolIni_n}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n SolIni_i}{n} \quad (3.16)$$

Las ecuaciones (3.15) y (3.16) permiten obtener una temperatura adecuada según el tamaño del sistema. La solución inicial, que presenta las pérdidas mínimas entre las " n " soluciones iniciales, se determina mediante la ecuación (3.17).

$$SOL_{ini} = \text{Min}(SolIni_1, SolIni_2, \dots, SolIni_n) \quad (3.17)$$

Donde SOL_{ini} es la solución que se utilizará como configuración inicial, y sus pérdidas servirán como pérdidas iniciales para el algoritmo. $SolIni_1, SolIni_2, \dots, SolIni_n$ son las " n " soluciones iniciales generadas.

3.4.2 Malla espacial selectiva (MES).

Como se mencionó, el número de configuraciones posibles está dado por 2^n , donde “n” es el número de interruptores. En el enfoque de malla espacial selectiva (MES), cada línea del sistema tiene un único interruptor operable. Por lo tanto, el número de interruptores operables (nc) es igual al número de líneas (nl). Por ejemplo, en un sistema de 5 barras y 7 líneas, existen $2^7=128$ configuraciones posibles.

La ecuación (2.4) permite obtener 3 mallas. Según el enfoque propuesto por [48] y [52], cada interruptor pertenece a una sola malla. Por ejemplo, en un sistema de 5 barras, la malla 1 incluye las líneas [s1, s2, s3], la malla 2 las líneas [s4, s5] y la malla 3 las líneas [s6, s7] (ver Figura 3.19). Así, el número de configuraciones posibles se obtiene multiplicando el número de interruptores en cada malla. En este sistema, existen $3 \times 2 \times 2 = 12$ configuraciones posibles, una cantidad mucho menor que las 128 planteadas inicialmente. Para sistemas más grandes, la búsqueda por malla de espacio selectivo resulta muy útil.

$$Nmallas = (Nlneas - Nbarras) + 1 = (7 - 5) + 1 = 3 \quad (3.18)$$

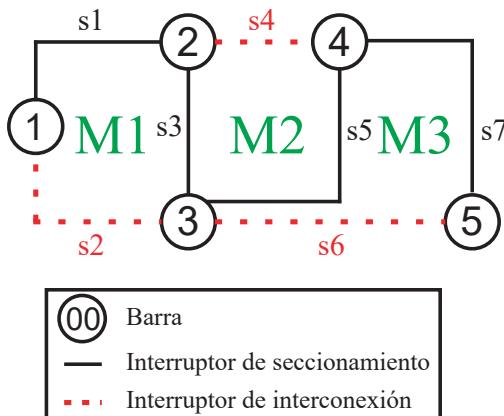


Fig. 3.19: Mallas del sistema de 5 barras

3.4.3 Mecanismo de enfriamiento.

Existen varios mecanismos de enfriamiento en la literatura, muchos de los cuales se mencionan en [27][46][11]. El rendimiento del algoritmo RS depende en gran medida del modelo de enfriamiento utilizado; un buen modelo puede ayudar a encontrar soluciones efectivas para problemas de optimización combinatoria, como en esta tesis. Aunque muchos modelos teóricos han sido probados, su rendimiento en aplicaciones prácticas suele ser pobre, por lo que a menudo se recurren a enfoques empíricos y heurísticos para equilibrar los tiempos de ejecución y la calidad de las soluciones. En la Tabla 3.7 se muestran modelos de enfriamiento utilizados.

Tabla 3.7: Modelos de enfriamiento.

Modelo	Formula	Parámetros	Ref.
Sucesivas temperaturas descendientes	$T_k = [a, b, c, \dots]$	$[a, b, c, \dots] =$ fijado por el usuario	[27]
Descenso constante de temperatura o lineal	$T_{k+1} = T_k - c$	$k = \text{N}^{\circ}$ iteración actual $c = \text{constante}$	[27] [46]
Descenso geométrico	$T_{k+1} = \alpha \cdot T_k$	$k = \text{N}^{\circ}$ iteración actual $\alpha = \text{constante cercana a 1}$ $\alpha \in [0.8, 0.99]$	[27] [11]
Criterio de Boltzmann	$T_k = \frac{T_o}{1+\log(k)}$	$k = \text{N}^{\circ}$ iteración actual $T_o = \text{Temperatura inicial}$	[27]
Esquema de Cauchy	$T_k = \frac{T_o}{1+k}$	$k = \text{N}^{\circ}$ iteración actual $T_o = \text{Temperatura inicial}$	[27]
Cauchy Modificado (controla N° de iter) – Lundy & Mees	$T_{k+1} = \frac{T_k}{1+\beta \cdot T_k}$	$\beta = \frac{T_o - T_f}{M \cdot T_o \cdot T_f}$ $\beta \ll T_o$ $M = \text{N}^{\circ}$ de iteraciones $k = \text{N}^{\circ}$ iteración actual	[27] [46] [11]
Aarts e Korst	$T_{k+1} = \frac{T_k}{1+\frac{\beta}{\sigma(T_k)}}$	$\beta = \frac{\ln(1+\delta) \cdot T_k}{3}$ $\delta = \text{parámetro de distancia}$ $\sigma(T_k) = \text{desv. estándar de los valores obtenidos de las soluciones aceptadas en la etapa cuya temperatura es } T_k$	[46]
Exponencial	$T_{k+1} = T_o \cdot \alpha^k$	$\alpha \approx 1$ [0.8 a 0.99] $k = \text{N}^{\circ}$ iteración actual	[11]
Logarítmico por Kim	$T_k = \frac{T_o \cdot \log(k_0)}{\log(k+k_0)}$	$k_0 > 1$ $k = \text{N}^{\circ}$ iteración actual	[11]
Logarítmico por Hajek & Geman	$T_{k+1} = \frac{c}{\log(k+1)}$	$c = \text{constante, 3 o 4}$ $k = \text{N}^{\circ}$ iteración actual	[11]
Aarts & Van Laarhoven	$T_{k+1} = T_k \cdot \left(1 + \frac{T_k \cdot \ln(1+\delta)}{3 \cdot \sigma_k}\right)^{-1}$	$\delta = \text{constante cercana a 0}$ $\delta = 0.1$ (valor sugerido) $\sigma_k = \text{es la desviación estándar de los valores que toma la función objetivo en la k-ésima cadena de Markov}$	[11]
Osman & Christofides Basado en Lundy & Mees	$T_{k+1} = \frac{T_k}{1+\beta_k \cdot T_k}$	$\beta_k = \frac{T_o - T_f}{(\alpha + \gamma \cdot \sqrt{k}) \cdot T_o \cdot T_f}$ $\alpha = K \cdot N_{\text{feas}}$ $K = \text{Número de clases}$ $N_{\text{feas}} = \text{N}^{\circ}$ soluciones aceptadas $\gamma = n$ (N° individuos)	[11]
Atiquallah	$T_k = T_o \cdot a^{-\left[\frac{k}{f \cdot k_{\text{máx}}}\right]^b}$	$b = -\frac{\ln\left(\frac{\ln(T_o/T_f)}{\ln(a)}\right)}{\ln(f)}$ $k \geq \text{N}^{\circ}$ iteración actual $k_{\text{máx}} = \text{Máximo número de cadenas que serán ejecutadas}$ $a = 2, f = \frac{1}{3}$	[11]

En esta investigación se utilizó dos modelos: el modelo geométrico, conocido por su simplicidad y eficacia en comparación con otros, y el modelo propuesto por Lundy & Mees, que controla el número de iteraciones. El modelo geométrico disminuye progresivamente a medida que se aproxima a la tasa de congelamiento, como se muestra en la Figura 3.20.

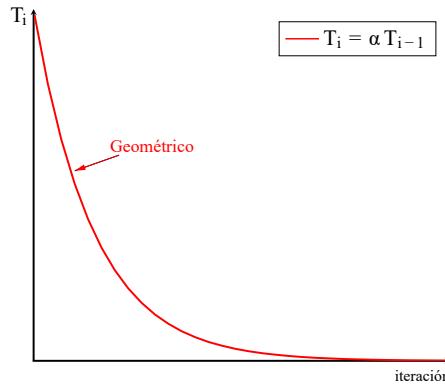


Fig. 3.20: Enfriamiento geométrico
(Fuente: Adaptado de [46])

Para un mismo período de tiempo (eje x), a temperaturas más altas, el esquema geométrico muestra una caída de temperatura menor que el de Lundy & Mees. Sin embargo, a temperaturas más bajas, ocurre lo contrario, siendo el esquema de Lundy & Mees el que presenta un descenso de temperatura más atenuado. Esto implica que, a altas temperaturas, el esquema geométrico favorece una mayor diversificación en la búsqueda, mientras que, a bajas temperaturas, es el esquema de Lundy & Mees el que promueve este efecto, como se observa en la Figura 3.21.

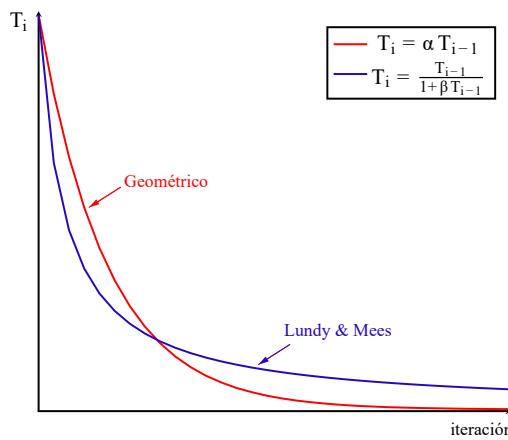


Fig. 3.21: Enfriamiento por Lundy & Mees
(Fuente: Adaptado de [46])

El modelo denominado 'GDLM' propuesto es un híbrido de ambos métodos, definido mediante las siguientes ecuaciones condicionales:

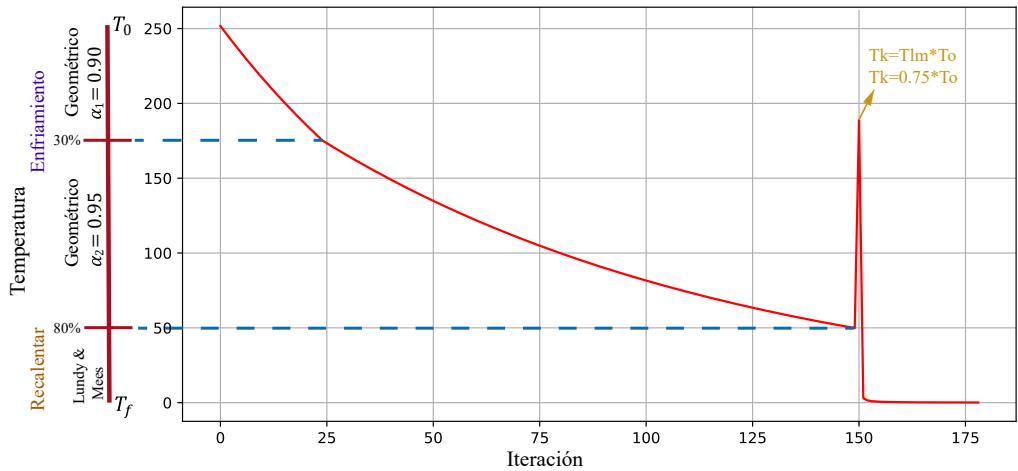


Fig. 3.22: Modelo GDLM

$$T_{k+1} = \begin{cases} 0.9 * T_k, & \text{if } T_0 \leq T_k < 0.3 * dT \\ 0.95 * T_k, & \text{if } 0.3 * dT \leq T_k < 0.8 * dT \\ \frac{T_k}{(1 + \beta * T_k)}, & \text{if } 0.8 * dT \leq T_k \leq T_f \end{cases} \quad (3.19)$$

$$dT = T_0 - T_f \quad (3.20)$$

Ecuaciones para Lundy & Mees:

$$T_k = Tlm * T_0 \quad (3.21)$$

$$\beta = \frac{T_0 - T_f}{(M * T_0 * T_f)} \quad (3.22)$$

$$M = Klm * K \quad (3.23)$$

Dónde:

T_{lm} representa el factor de recalentamiento, la temperatura a la que comienza el mecanismo de enfriamiento de Lundy & Mees. M es el número total de iteraciones, k es el número de iteración actual y K_{lm} es el multiplicador del número de iteraciones. En este es-

tudio, se ha utilizado $K_{lm} = 3$, que es tres veces el número de iteraciones del enfriamiento geométrico.

El modelo acelera el enfriamiento al principio utilizando $\alpha=0.90$ durante el primer 30 % del rango de temperatura. Luego, entre el 30 % y el 80 %, se incrementa $\alpha=0.95$ para un enfriamiento más lento. En la última fase, correspondiente al 20 % final, se aplica el modelo de Lundy & Mees para el recalentamiento y enfriamiento hasta la temperatura final.

3.4.4 Velocidad de enfriamiento.

La velocidad de enfriamiento, representada por $L(T)$, es el tiempo que el algoritmo permanece en una temperatura específica. Este puede ser fijo o depender de una condición de equilibrio. Generalmente, $L(T)$ adopta un valor fijo para garantizar que el sistema alcance un estado estacionario; no obstante, en esta investigación se implementará una variante que decide el momento óptimo para finalizar la iteración y enfriar [27]. La transición a la siguiente temperatura ocurrirá al cumplirse una de las siguientes condiciones:

- . NVm , se ha generado el número máximo de vecinos.
- . $exitos$, se ha aceptado el número máximo de vecinos.

En este estudio, se adopta un enfoque distinto, enfriando el sistema cuando se alcanza el número máximo de vecinos generados (NVm) o el número máximo de vecinos aceptados ($exitos$). Es importante que NVm sea mayor que $exitos$, lo cual se asegura mediante la condición (3.24).

$$exitos = \text{round}(\varphi * NVm) \quad (3.24)$$

Donde φ es una constante entre 0 y 0.6 que representa la proporción de vecinos aceptados como soluciones exitosas. Un valor recomendado para esta constante es $\varphi = 0.1$.

3.4.5 Criterio de Aceptación.

La aceptación de una configuración candidata se determina mediante el criterio de Metrópolis. En cada iteración, correspondiente a una temperatura T_k , se generan varios vecinos. Para cada vecino, se aplica el criterio de aceptación para decidir si sustituye a la solución actual. Si el vecino mejora la solución, esta se actualiza automáticamente. De lo contrario, existe una probabilidad de aceptación que permite sustituir la solución actual, lo cual ayuda al algoritmo RS a escapar de óptimos locales, un problema común en las búsquedas clásicas. Esta probabilidad depende de la diferencia de costos o de la función objetivo entre ambas soluciones [27].

Para evaluar esta condición, se genera un número aleatorio entre 0 y 1. Si dicho valor es menor que el resultado de la ecuación de aceptación (2.6), la solución vecina reemplaza a la solución actual.

A temperaturas más altas, hay mayor probabilidad de aceptar soluciones peores. Esto permite que el algoritmo acepte soluciones significativamente inferiores al inicio de la ejecución (exploración), es decir, para los primeros valores de T_k , mientras que en temperaturas finales esta probabilidad disminuye (explotación). Además, una menor diferencia de costos (δ) aumenta la probabilidad de aceptar soluciones vecinas peores. Al completar $L(T)$ generaciones de soluciones vecinas, la temperatura se reduce y se inicia la siguiente iteración.

Para evitar quedar atrapado en óptimos locales, el algoritmo RS emplea la función de aceptación definida en la ecuación (3.25) y las condiciones establecidas en la ecuación (3.26).

$$\delta = FO(s') - FO(s) \quad (3.25)$$

$$s = \begin{cases} s', & \text{if } \delta < 0 \\ s', & \text{if } U(0,1) \leq e^{-\delta/T} \end{cases} \quad (3.26)$$

Dónde:

s' , solución vecina, s es la solución actual, $U(0,1)$ es un número aleatorio entre [0,1] y FO es la función objetivo.

3.4.6 Condición de parada.

En teoría, la temperatura final del “sistema frío” es $T_f = 0$. Sin embargo, antes de alcanzar este valor, la probabilidad de aceptar una solución peor, $e^{(-\Delta f/T)}$, se vuelve prácticamente nula, lo que sugiere que $T_f > 0$ [22]. En la práctica, muchas secuencias no alcanzan cero, por lo que se recomienda detener el algoritmo cuando esta probabilidad sea despreciable. A continuación, se presentan ocho criterios.

1. Alcanzar una temperatura final o estar debajo de T_f , debe ser una temperatura baja ($T_f = 0.01$) [27].
2. La temperatura final depende de la temperatura inicial, es decir $T_f = k * T_0$, por ejemplo donde $k=10\%$, quedando $T_f = 0.1 * T_0$.
3. Despues de un número fijo de iteraciones, es decir, un número determinado de valores

de T_k , estos pueden variar entre 6 y 50 niveles [27][22].

4. Detener la búsqueda para un nivel de T_k , cuando no se encuentre una solución que supere a la mejor solución encontrada hasta ese momento [22].
5. Detener la búsqueda cuando en el último nivel de temperatura, no se encuentre un número mínimo de aceptaciones [22].
6. Usar la tasa de mejoría de la función objetivo; si no hay mejora en varios niveles consecutivos de temperatura, el proceso termina [22].
7. Definir un número mínimo de aceptaciones en el último nivel de temperatura; si no se alcanza este número, el programa termina [22].
8. Después de probar todos los vecinos generados en un nivel de temperatura T_k , se compara la diferencia entre el valor máximo y mínimo de las funciones objetivo para las transiciones aceptadas. Si la diferencia es pequeña, se establece $T_{(k+1)} = 0$ [22]. Esto se cumple para un nivel de temperatura determinado:

$$\Delta C_{\max} = C_{\max} - C_{\min} \quad (3.27)$$

Donde:

- ΔC_{\max} = máxima variación en la función objetivo de una transición aceptada.
- C_{\max} = valor máximo de la función objetivo entre las transiciones aceptadas.
- C_{\min} = valor mínimo de la función objetivo entre las transiciones aceptadas.

En este estudio, los criterios de parada se definen cuando la temperatura es igual o menor a T_f , junto con un número específico de iteraciones en las que el estado de temperatura no mejora la función objetivo. Los criterios se muestran en la ecuación (3.28):

$$\begin{cases} T_k \leq T_f, & T_k \rightarrow \text{temperatura actual} \\ nFO = \eta, & FO \text{ Repeticiones} \end{cases} \quad (3.28)$$

La combinación seleccionada de criterios de parada y condiciones de enfriamiento garantiza un equilibrio en el proceso de búsqueda, evitando el uso innecesario de recursos.

3.4.7 Generador de vecino.

El generador de vecinos es esencial en el algoritmo de recocido simulado, ya que genera soluciones candidatas para el problema de optimización. En este estudio, la dimensión del sistema se determina mediante la malla espacial selectiva (MES). Luego, se generan vecinos aleatorios uniformes γ en el rango de $[0, \omega]$, donde ω es el número de MES. Este proceso permite explorar el espacio de soluciones de manera sistemática y controlada.

$$\gamma = U(0, \omega) \quad (3.29)$$

Donde:

$U(0, \omega)$, número aleatorio entre $[0-\omega]$.

ω , el número de mallas del sistema eléctrico.

Se toma una malla según (3.30):

$$\left\{ \begin{array}{ll} \gamma \leq 1, & \rightarrow M1 \\ 1 < \gamma \leq 2, & \rightarrow M2 \\ \vdots & \vdots \\ \omega - 1 < \gamma \leq \omega, & \rightarrow M\omega \end{array} \right. \quad (3.30)$$

De la malla " $M\omega$ " seleccionada, la posición " λ " del interruptor que debe abrirse se determina mediante la ecuación (3.31), donde la primera posición corresponde al valor 0.

$$\lambda = |U_{int}(-dn + 1, dn - 1)| \quad (3.31)$$

Dónde:

dn número de interruptores de la malla, U_{int} entero aleatorio uniforme.

3.5 Casos de estudio a experimentar

En los capítulos anteriores se observó que los resultados dependen de los parámetros y la configuración del algoritmo de Recocido Simulado. Para ajustarlos y evaluar la eficiencia del algoritmo, se seleccionaron casos de estudio basados en sistemas de prueba publicados en artículos científicos y tesis. Posteriormente, se compararon los resultados obtenidos con los reportados en la literatura. Los casos de estudio fueron elegidos para evaluar los distintos

escenarios necesarios para verificar las hipótesis planteadas en esta tesis. Los datos de las barras y líneas se presentan en los Anexos.

3.5.1 Caso de estudio 1: Sistema de 5 barras

Para probar el funcionamiento del algoritmo propuesto, se utilizará el sistema didáctico de 5 barras y 7 líneas presentado en [51], que se muestra en la Figura 3.23. Este sistema consta de una subestación (barra 1), 4 interruptores de seccionamiento (s1, s3, s5, y s7) y 3 interruptores de interconexión (s2, s4, y s6). Cada línea del sistema tiene un único interruptor maniobrable, por lo que el número de interruptores maniobrables (nc) es igual al número de líneas (nl), es decir, $nc = nl = 7$. Esto da un total de 128 configuraciones posibles, entre factibles y no factibles ($2^{nc} = 2^7 = 128$).

Desde el punto de vista de la radialidad, solo existen 21 configuraciones factibles. En la topología inicial, las pérdidas totales del sistema son de 0.1516 p.u. La tensión de referencia para el sistema es de 1.05 p.u.

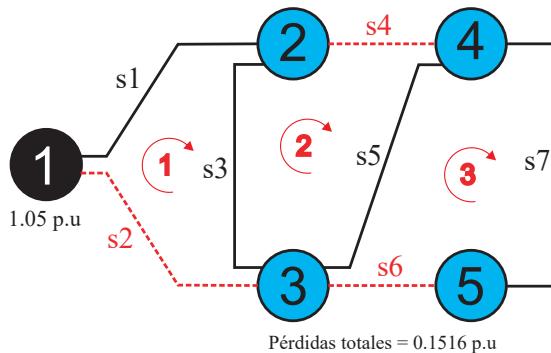


Fig. 3.23: Topología inicial del sistema de 5 barras
(Fuente: Adaptado de [49])

3.5.2 Caso de estudio 2: Sistema de 16 barras

El sistema de prueba de 16 barras de Civanlar et al. [16] es un sistema tridimensional, que consta de tres subestaciones, 13 interruptores seccionadores y 3 interruptores de interconexión. Las cargas activas y reactivas totales son 28.7 MW y 17.3 MVar, respectivamente. Se conectan capacitores en 7 barras (5, 6, 9, 11, 12, 14 y 16), sumando un total de 11.4 MVar. La potencia base es de 100 MVA y la tensión base es de 23 kV.

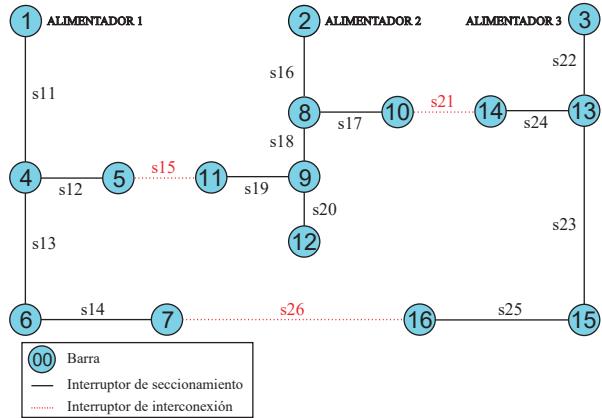


Fig. 3.24: Topología inicial del sistema de 16 barras
(Fuente: Adaptado de [16])

3.5.3 Caso de estudio 3: Sistema de 33 barras

El sistema de prueba de 33 barras de Baran y Wu [6, 48] es ampliamente utilizado en problemas de reconfiguración. Tiene cinco dimensiones y una subestación de 12,6 kV. Consta de 37 ramales, 32 interruptores normalmente cerrados (seccionadores) y 5 interruptores normalmente abiertos (interruptores de interconexión). El diagrama unifilar del sistema se muestra en la Figura 3.25. La carga total del sistema es de 3715 kW y 2300 kVAR. Las llaves normalmente cerradas van de s1 a s32, mientras que las llaves normalmente abiertas son las de s33 a s37. En la condición inicial, las pérdidas del circuito son de 202,68 kW.

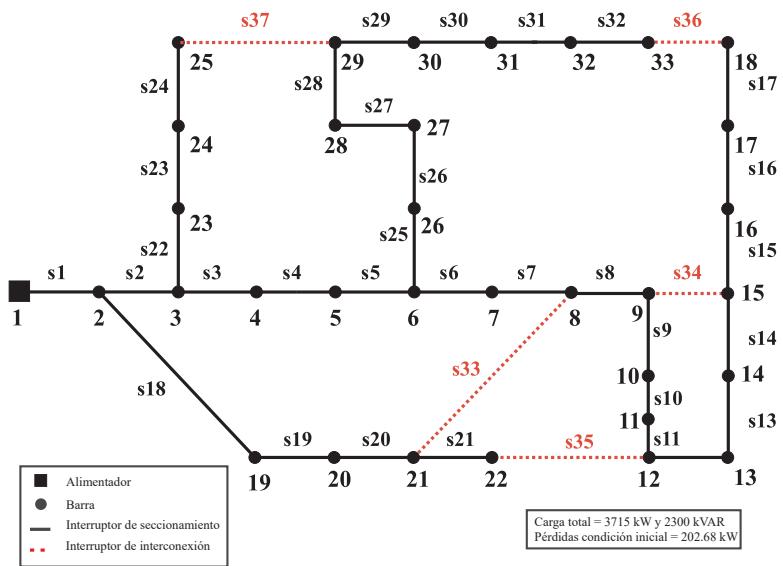


Fig. 3.25: Topología inicial del sistema de 33 barras
(Fuente: Adaptado de [48])

3.5.4 Caso de estudio 4: Sistema de 69 barras

El sistema de 69 barras de 10 MVA [14], basado en los datos de Saver y Das [54], consta de 73 ramales, 68 interruptores normalmente cerrados (seccionadores) y 5 interruptores abiertos (de interconexión), alimentado por una subestación de 12,66 kV. Su diagrama unifilar se muestra en la Figura 3.26.

Las pérdidas activas totales antes de la reconfiguración son 224,96 kW. Los interruptores abiertos en la configuración inicial son de s69 a s73. Al igual que en el sistema de 33 barras, se forman cinco lazos al cerrar los interruptores de interconexión iniciales.

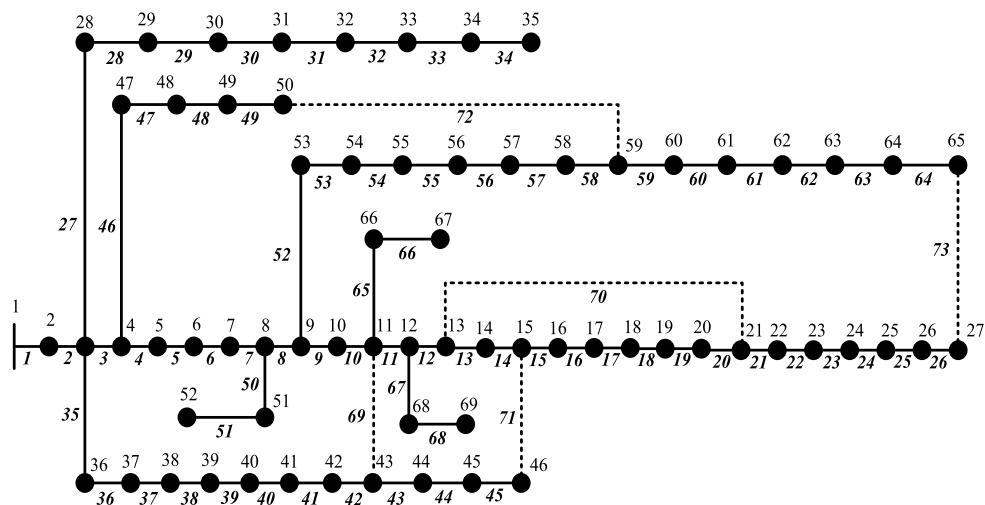


Fig. 3.26: Topología inicial del sistema de 69 barras
(Fuente: Adaptado de [16])

3.5.5 Caso de estudio 5: Sistema de 94 barras

El sistema de 94 barras y 100 MVA [48, 61] es un sistema de distribución de Taiwan Power Company (TPC). Sus conductores incluyen líneas aéreas ACSR 477 KCM y conductores subterráneos de cobre de 500 KCM. La topología consta de 11 alimentadores de 11,4 kV, 83 interruptores normalmente cerrados y 13 interruptores normalmente abiertos (de s84 a s96). Las pérdidas activas totales en la condición inicial son de 532 kW. El diagrama esquemático del sistema se muestra en la Figura 3.27.

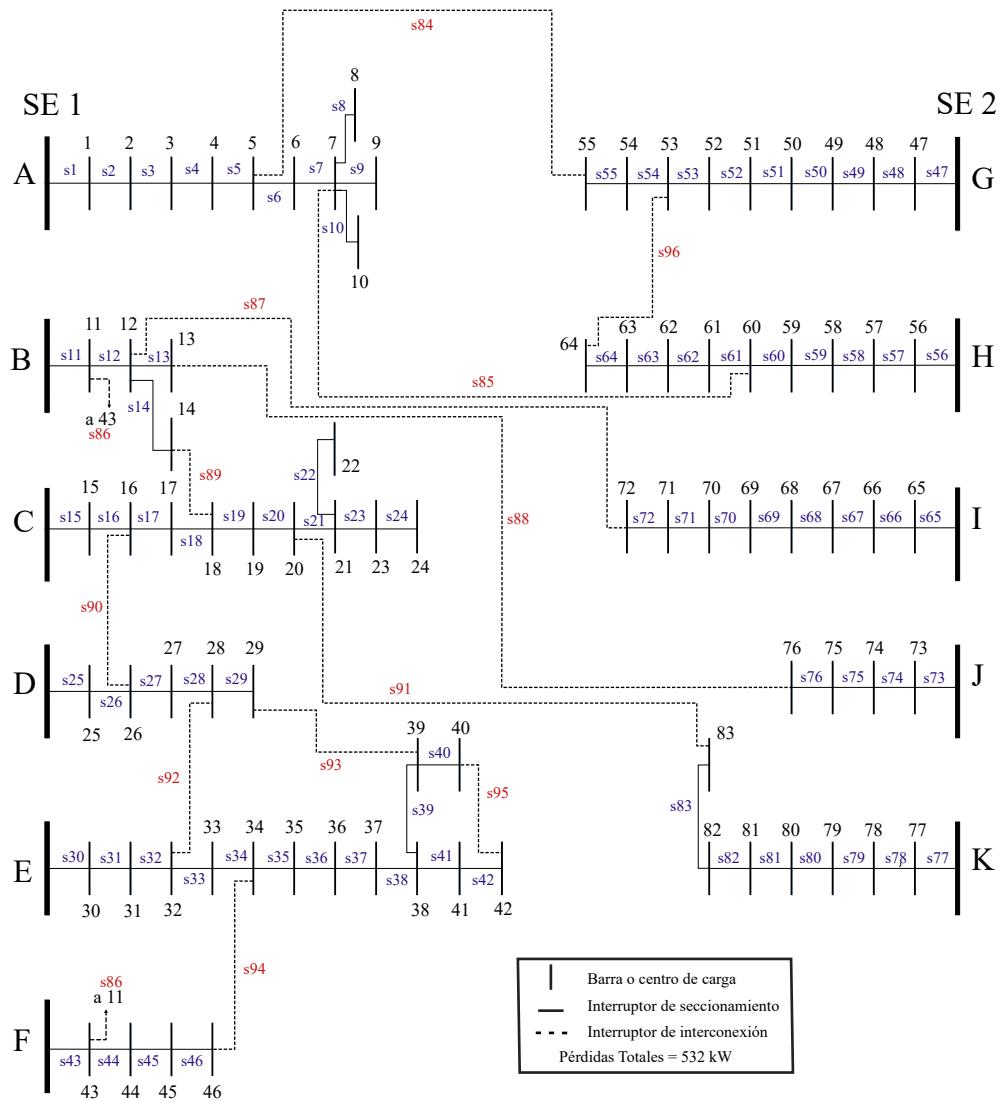
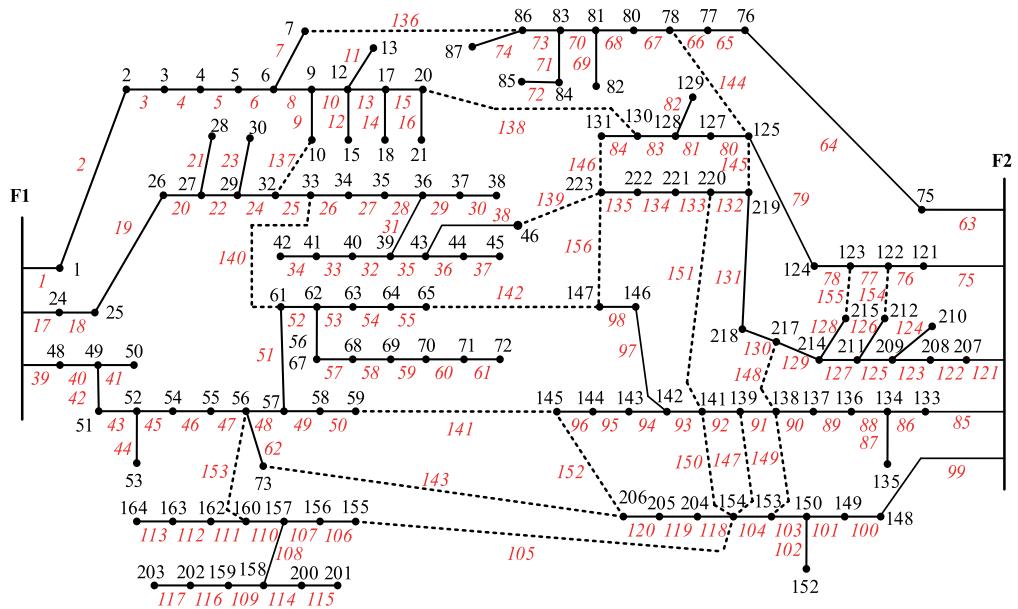


Fig. 3.27: Topología inicial del sistema de 94 barras
(Fuente: Adaptado de [24])

3.5.6 Caso de estudio 6: Sistema de 135 barras

El sistema de 135 barras y 100 MVA de Mantovani, Casari y Romero [38] consta de 156 ramales, 135 interruptores normalmente cerrados (seccionadores) y 21 interruptores normalmente abiertos (de interconexión), alimentado por una subestación de 13,8 kV. Es un sistema de distribución real ubicado en una ciudad de tamaño medio en Brasil. En su configuración inicial, las pérdidas de potencia son de 320.3644 kW. Los datos completos del sistema se presentan en la Tabla 3.28.



CAPÍTULO IV

ANALISIS Y RESULTADOS

En este capítulo se analiza la aplicación del algoritmo propuesto, Recocido Simulado Mejorado”, en los sistemas de 5, 16, 33, 69, 94 y 135 barras. Además, se presentan los resultados de las simulaciones, la discusión correspondiente y la contrastación de la hipótesis.

4.1 Simulación y resultados

Se resolvieron los problemas de reconfiguración de redes en sistemas de distribución de 5, 16, 33, 69, 94 y 135 barras, mediante el algoritmo propuesto, ejecutando un total de 100 simulaciones. Los parámetros ajustados para estos sistemas fueron C (con valores entre 0.1 y 0.9), número de soluciones iniciales, NVm y η . Los demás parámetros se mantuvieron constantes: $\alpha_1=0.9$, $\alpha_2=0.95$, $Klm=3$, $Tlm=0.95$ y $T_f=0.01$.

4.1.1 Sistema de 5 barras

En este sistema se definieron tres mallas, donde cada interruptor pertenece exclusivamente a una malla específica. En Fig.4.1 y Fig.4.2 se muestran la conformación de las mallas.

Malla 1 = [1,2,3]
Malla 2 = [4,5]
Malla 3 = [6,7]

Fig. 4.1: Conformación de mallas para 5 barras

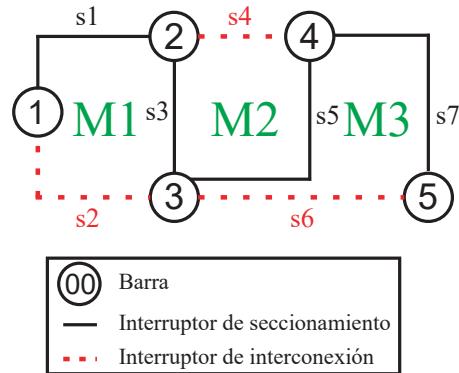


Fig. 4.2: Mallas del sistema de 5 barras

La Fig.4.2 muestra las mallas generadas. Los parámetros definidos para el sistema son: número máximo de vecinos generados (NVm) igual a 5, criterio de finalización anticipada cuando se alcancen $\eta=20$ iteraciones con el mejor FO actual antes de llegar a T_f , y un rango de C entre 0.1 y 0.9. Al tratarse de un sistema pequeño, se consideran únicamente 2 soluciones iniciales.

Para analizar la influencia de los parámetros "C" y el número de soluciones iniciales, se presentan en las tablas los resultados de las primeras cinco simulaciones para distintos casos. Las tablas incluyen los valores iniciales y finales de la temperatura, solución y pérdidas.

A. Primeras 5 simulaciones de C=0.1 y n=2

Tabla 4.1: 5 Barras - C=0.1, n=2 - 5 simulaciones

Nº Sim	T ₀	Solución Inicial	Pérd. Ini.(kW)	T _f	Solución Final	Pérd. Fin. (kW)
1	41.257	[3, 4, 6]	38.339	0.048	[3, 4, 7]	36.248
2	24.395	[3, 4, 6]	38.339	0.038	[3, 4, 7]	36.248
3	64.829	[2, 4, 7]	149.274	0.026	[3, 4, 7]	36.248
4	54.021	[3, 5, 7]	99.504	0.109	[3, 4, 7]	36.248
5	43.553	[3, 4, 6]	38.339	0.043	[3, 4, 7]	36.248

B. Primeras 5 simulaciones de C=0.5 y n=2

Tabla 4.2: 5 Barras - C=0.5, n=2 - 5 simulaciones

Nº Sim	To	Solución Inicial	Pérd. Ini.(kW)	Tf	Solución Final	Pérd. Fin. (kW)
1	184.692	[1, 5, 6]	74.005	0.058	[3, 4, 7]	36.248
2	162.781	[1, 5, 6]	74.005	0.067	[3, 4, 7]	36.248
3	134.407	[1, 4, 7]	37.053	0.072	[3, 4, 7]	36.248
4	146.417	[1, 5, 7]	53.703	0.062	[3, 4, 7]	36.248
5	159.562	[1, 4, 6]	39.168	0.041	[3, 4, 7]	36.248

C. Primeras 5 simulaciones de C=0.9 y n=2

Tabla 4.3: 5 Barras - C=0.9, n=2 - 5 simulaciones

Nº Sim	To	Solución Inicial	Pérd. Ini.(kW)	Tf	Solución Final	Pérd. Fin. (kW)
1	430.695	[1, 4, 7]	37.053	0.038	[3, 4, 7]	36.248
2	1416.794	[2, 4, 7]	149.274	0.020	[3, 4, 7]	36.248
3	1242.076	[3, 5, 7]	99.504	0.036	[3, 4, 7]	36.248
4	648.047	[1, 4, 7]	37.053	0.046	[3, 4, 7]	36.248
5	941.887	[3, 4, 7]	36.248	0.041	[3, 4, 7]	36.248

Las tablas 4.1, 4.2 y 4.3 muestran que la temperatura inicial aumenta al incrementar el valor de C. Además, la temperatura final no alcanza 0.01 debido a que la simulación se detiene antes, según el criterio de parada definido.

Cabe destacar que una iteración corresponde a un instante de temperatura. Para los casos con C igual a 0.1, 0.5 y 0.9, se muestran las mejores soluciones obtenidas en dos imágenes: la primera muestra la evolución de la función objetivo y la segunda, la evolución de la solución aceptada, que no siempre es decreciente debido a la característica del Recocido Simulado que permite aceptar soluciones peores.

a) C=0.1 y n=2

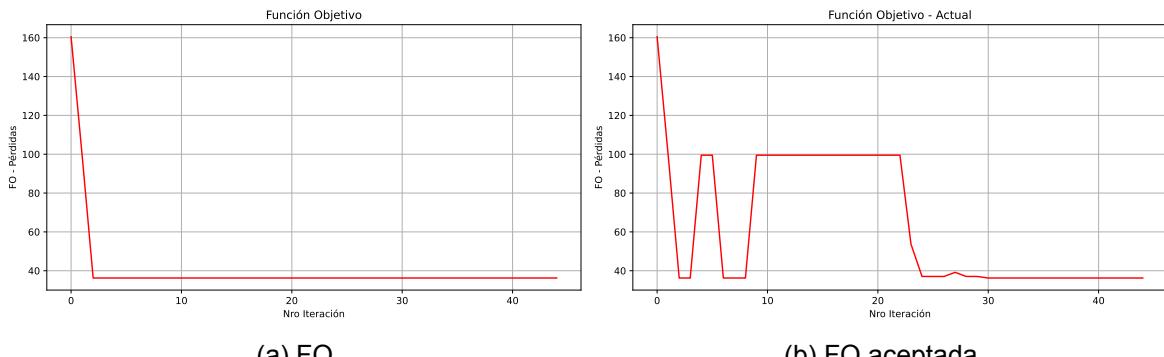


Fig. 4.3: 5 Barras - Mejor solución $C=0.1$, $n=2$

b) $C=0.5$ y $n=2$

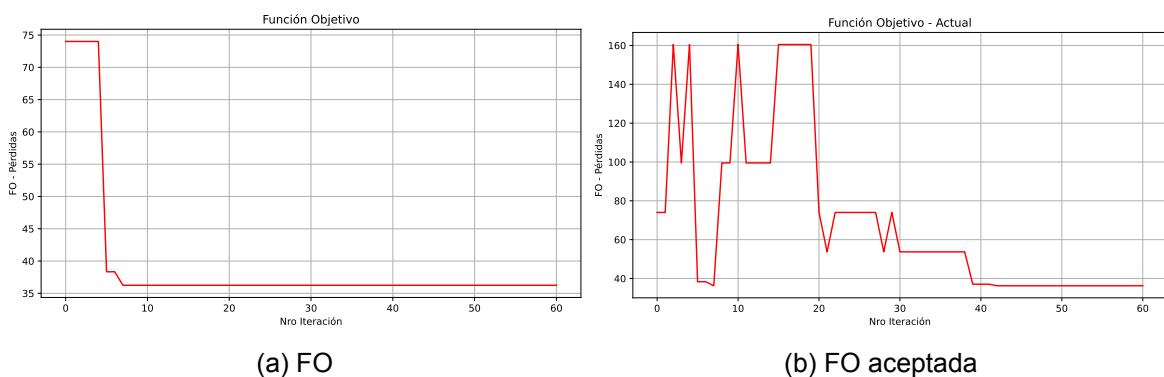


Fig. 4.4: 5 Barras - Mejor solución $C=0.5$, $n=2$

c) $C=0.9$ y $n=2$

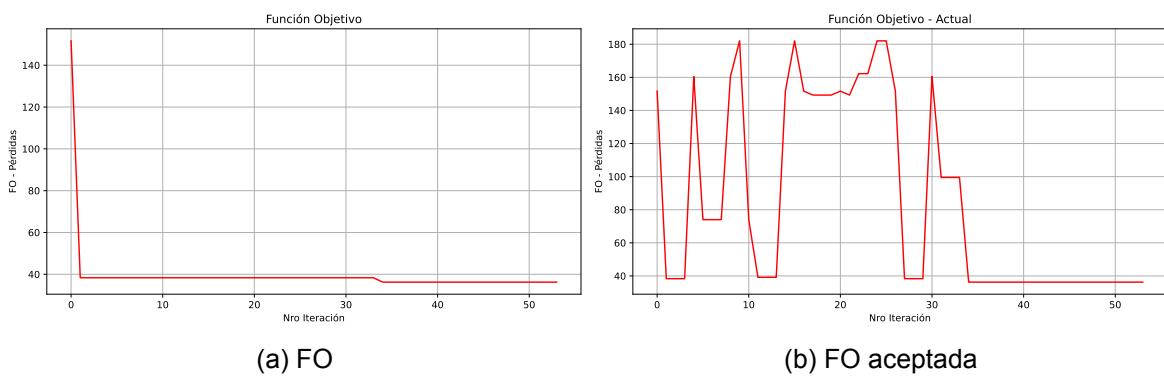


Fig. 4.5: 5 Barras - Mejor solución $C=0.9$, $n=2$

De la Tabla 4.4, se observa que solo se requieren 2 soluciones iniciales con $C = 0.1$. La literatura menciona la mejor solución encontrada [3, 4, 7] para este sistema, que también se

utilizó como referencia para probar el algoritmo. En la Figura 4.6, se compara con métodos RS, destacando un mejor inicio de la temperatura inicial, lo que resulta en pérdidas muy cercanas a la solución final. La leyenda indica el número de iteraciones necesarias para la convergencia de cada método. Es posible alcanzar la solución con el mismo número de iteraciones que Andrade, quien utiliza un valor de enfriamiento rápido de 0.7. El algoritmo propuesto ISA-HC tarda en promedio 0.51 segundos, Amorim 3.1 segundos, Andrade ($C=0.1$) 0.85 segundos y para $C=0.8$ tarda 0.96 segundos.

Table 4.4: Resultados para 5 Barras - 100 simulaciones

Parametros		Resultados							
C	Nro Sol. Inicial	Valor Promedio (kW)	Desviación Estandar	Peor Solucion Pérdidas (kW)	Solución	Mejor Solucion Pérdidas (kW)	Solución	Nro Recu.	Tiempo Promedio (s)
0.1	2	36.248	0.000	36.248	[3, 4, 7]	36.248	[3, 4, 7]	100	0.51
0.2	2	36.248	0.000	36.248	[3, 4, 7]	36.248	[3, 4, 7]	100	0.53
0.3	2	36.248	0.000	36.248	[3, 4, 7]	36.248	[3, 4, 7]	100	0.51
0.4	2	36.248	0.000	36.248	[3, 4, 7]	36.248	[3, 4, 7]	100	0.35
0.5	2	36.248	0.000	36.248	[3, 4, 7]	36.248	[3, 4, 7]	100	0.37
0.6	2	36.248	0.000	36.248	[3, 4, 7]	36.248	[3, 4, 7]	100	0.36
0.7	2	36.248	0.000	36.248	[3, 4, 7]	36.248	[3, 4, 7]	100	0.35
0.8	2	36.248	0.000	36.248	[3, 4, 7]	36.248	[3, 4, 7]	100	0.37
0.9	2	36.248	0.000	36.248	[3, 4, 7]	36.248	[3, 4, 7]	100	0.36

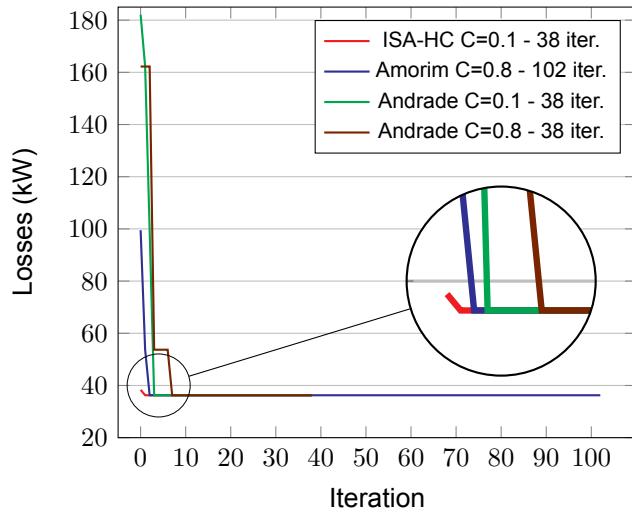


Fig. 4.6: Comparación de métodos RS para 5 barras

La Tabla 4.5 presenta una comparación entre el método propuesto y enfoques existentes en la literatura, destacando los resultados favorables obtenidos con el método propuesto. Es probable que la tabla incluya diversas métricas de rendimiento o criterios de evaluación utilizados para medir la efectividad de los métodos en la resolución del problema.

Tabla 4.5: Comparación de métodos para 5 barras - 100 simulaciones.

Método	Solución global	Desviación estandar	Solucion	
			Interruptores abiertos	Pérdidas (kW)
ISA-HC (C=0.1)	100	0	Mejor 3-4-7	36.248
J.Amorim-SA (2022) [3]	100	0	Mejor 3-4-7	36.248
R.Pegado-PSO (2019) [49]	100	0	Mejor 3-4-7	36.248
C.Gerez (2019) [24]	100	0	Mejor 3-4-7	36.248
Andrade (2018) [17]	100	0	Mejor 3-4-7	36.248

4.1.2 Sistema de 16 barras

El sistema es tridimensional (mallas). En las figuras 4.7 y 4.8, se muestran las mallas creadas para el sistema de 16 barras, las cuales están representadas con la letra **M**.

Malla 1 = [11,12,15,19,18,16]
 Malla 2 = [17,21,24,22]
 Malla 3 = [13,14,26,25,23]

Fig. 4.7: Conformación de mallas para 16 barras

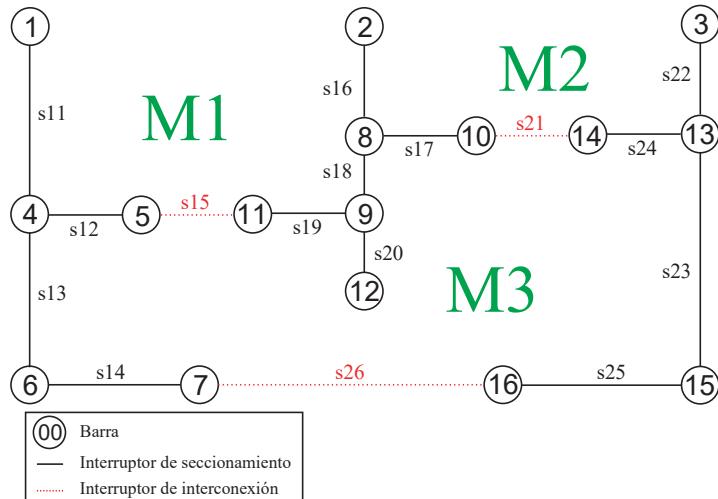


Fig. 4.8: Mallas del sistema de 16 barras

Los parámetros establecidos para el sistema son: número máximo de vecinos generados $NVm=5$, la simulación se detendrá antes de alcanzar T_f si se logran $\eta=12$ iteraciones del mejor FO actual, con C en el rango de 0.1 a 0.9. Dado que es un sistema pequeño, solo se consideran 2 soluciones iniciales.

Para analizar la influencia del parámetro C y el número de soluciones iniciales, se presentan a continuación las primeras 5 simulaciones para los valores de C igual a 0.1, 0.5 y

0.9.

A. Primeras 5 simulaciones de C=0.1 y n=2

Tabla 4.6: 16 Barras - C=0.1, n=2 - 5 simulaciones

Nº Sim	To	Solución Inicial	Pérd. Ini.(kW)	Tf	Solución Final	Pérd. Fin. (kW)
1	314.881	[19, 17, 13]	534.025	0.062	[19, 17, 26]	468.251
2	397.923	[12, 17, 13]	729.316	0.072	[19, 17, 26]	468.251
3	530.899	[15, 17, 23]	542.508	0.067	[19, 17, 26]	468.251
4	277.054	[19, 24, 23]	588.298	0.033	[19, 17, 26]	468.251
5	307.289	[15, 22, 25]	690.632	0.048	[19, 17, 26]	468.251

B. Primeras 5 simulaciones de C=0.5 y n=2

Tabla 4.7: 16 Barras - C=0.5, n=2 - 5 simulaciones

Nº Sim	To	Solución Inicial	Pérd. Ini.(kW)	Tf	Solución Final	Pérd. Fin. (kW)
1	1648.414	[12, 21, 26]	682.028	0.041	[19, 17, 26]	468.251
2	1749.718	[18, 17, 23]	822.465	0.067	[19, 17, 26]	468.251
3	1500.574	[12, 22, 25]	876.498	0.048	[19, 17, 26]	468.251
4	2002.587	[11, 24, 14]	1126.717	0.043	[19, 17, 26]	468.251
5	1572.280	[12, 17, 23]	684.955	0.051	[19, 17, 26]	468.251

C. Primeras 5 simulaciones de C=0.9 y n=2

Tabla 4.8: 16 Barras - C=0.9, n=2 - 5 simulaciones

Nº Sim	To	Solución Inicial	Pérd. Ini.(kW)	Tf	Solución Final	Pérd. Fin. (kW)
1	19385.538	[11, 22, 25]	1710.432	0.062	[19, 17, 26]	468.251
2	7154.068	[12, 17, 13]	729.316	0.054	[19, 17, 26]	468.251
3	10689.310	[18, 21, 26]	712.040	0.040	[19, 17, 26]	468.251
4	6976.044	[12, 21, 25]	699.924	0.058	[19, 17, 26]	468.251
5	7666.049	[19, 21, 14]	502.993	0.051	[19, 17, 26]	

De las Tablas 4.6, 4.7 y 4.8, se observa que el valor de C está directamente relacionado

con la temperatura inicial. Además, la temperatura final indica que la simulación se detiene antes de alcanzar el valor de 0.01, debido al criterio de parada establecido.

Sabiendo que una iteración corresponde a un instante de temperatura. Para los casos con C igual a 0.1, 0.5 y 0.9, se muestran las mejores soluciones obtenidas en dos imágenes: la primera muestra la evolución de la función objetivo y la segunda, la evolución de la solución aceptada, que no siempre es decreciente debido a la característica del Recocido Simulado que permite aceptar soluciones peores.

a) $C=0.1$ y $n=2$

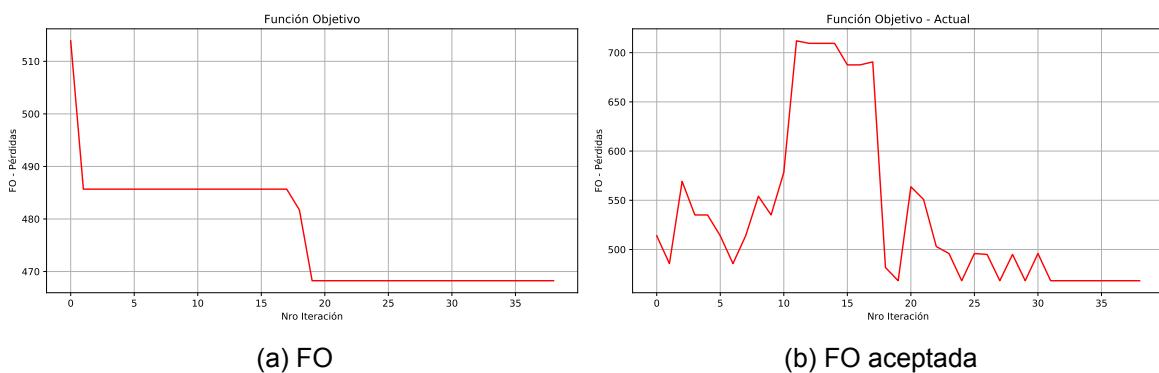


Fig. 4.9: 16 Barras - Mejor solución $C=0.1$, $n=2$

b) $C=0.5$ y $n=2$

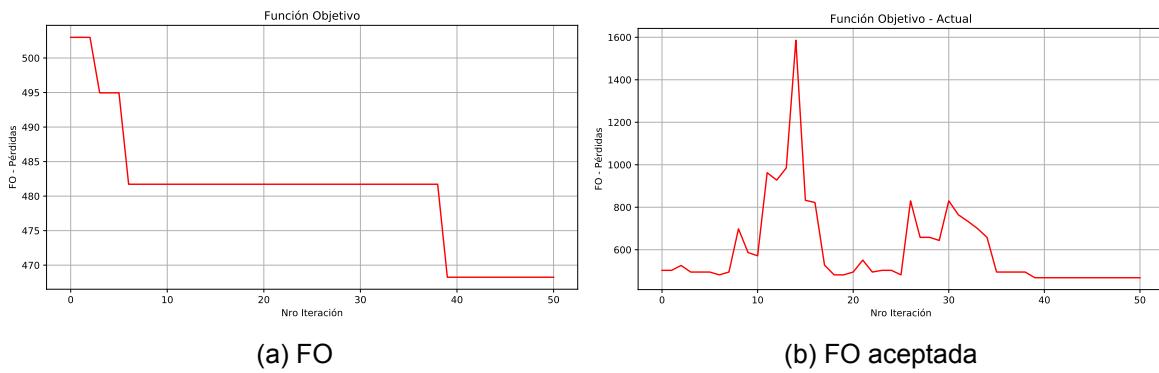


Fig. 4.10: 16 Barras - Mejor solución $C=0.5$, $n=2$

c) $C=0.9$ y $n=2$

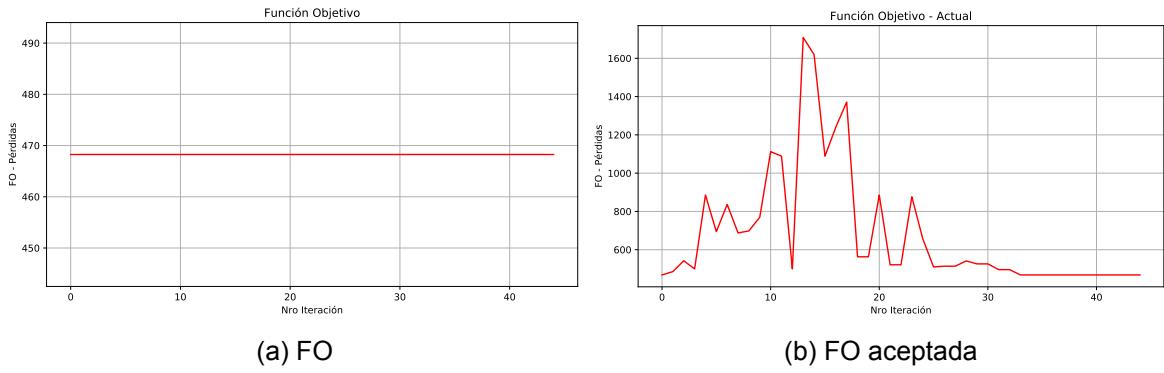


Fig. 4.11: 16 Barras - Mejor solución $C=0.9$, $n=2$

De la Tabla 4.9, se observa que solo se requieren 2 soluciones iniciales con un valor de $C = 0.1$. La literatura presenta como la mejor solución encontrada [19, 17, 26] para este sistema, que también se utilizó para probar el algoritmo. En la Figura 4.12, se realiza una comparación con métodos RS, destacando un mejor inicio de T_0 , lo que resulta en pérdidas cercanas a la solución final. La leyenda muestra el número de iteraciones necesarias para alcanzar la convergencia en cada método. Es posible obtener la solución con el mismo número de iteraciones que Andrade, quien usa un valor de enfriamiento rápido de 0.7. El algoritmo ISA-HC tarda en promedio 0.92 segundos, Amorim 4.36 segundos, Andrade ($C=0.1$) 1.279 segundos y para $C=0.8$ tarda 1.526 segundos.

Table 4.9: Resultados para 16 Barras - 100 simulaciones

Parametros		Resultados							
Nro C	Nro Sol. Inicial	Valor Promedio	Desviación Estandar	Peor Pérdidas (kW)	Solucion Solución (kW)	Mejor Pérdidas (kW)	Solucion Solución (kW)	Nro Recu.	Tiempo Promedio (s)
0.1	2	468.251	0.000	468.251	[19, 17, 26]	468.251	[19, 17, 26]	100	0.92
0.2	2	468.251	0.000	468.251	[19, 17, 26]	468.251	[19, 17, 26]	100	0.92
0.3	2	468.251	0.000	468.251	[19, 17, 26]	468.251	[19, 17, 26]	100	0.89
0.4	2	468.251	0.000	468.251	[19, 17, 26]	468.251	[19, 17, 26]	100	0.91
0.5	2	468.251	0.000	468.251	[19, 17, 26]	468.251	[19, 17, 26]	100	0.88
0.6	2	468.251	0.000	468.251	[19, 17, 26]	468.251	[19, 17, 26]	100	0.90
0.7	2	468.251	0.000	468.251	[19, 17, 26]	468.251	[19, 17, 26]	100	0.88
0.8	2	468.251	0.000	468.251	[19, 17, 26]	468.251	[19, 17, 26]	100	0.87
0.9	2	468.251	0.000	468.251	[19, 17, 26]	468.251	[19, 17, 26]	100	0.87

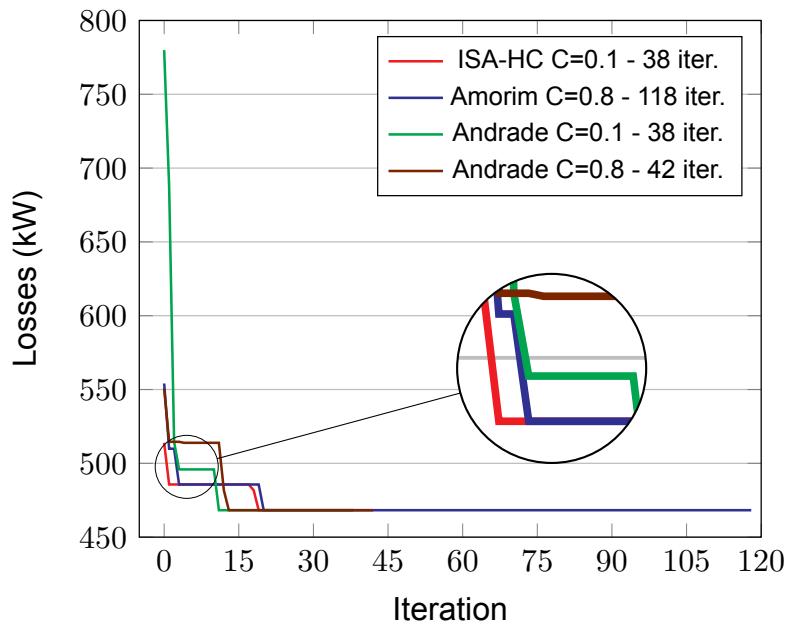


Fig. 4.12: Comparación de métodos RS para 16 barras

La Tabla 4.10 presenta una comparación entre el método propuesto y métodos existentes en la literatura, destacando los resultados obtenidos con el enfoque propuesto. Es probable que la tabla incluya diversas métricas de desempeño o criterios de evaluación utilizados para medir la efectividad de los métodos.

Tabla 4.10: Comparación de métodos para 16 barras - 100 simulaciones.

Método	Solución global	Desviación estandar	Solucion	
			Interruptores abiertos	Pérdidas (kW)
ISA-HC (C=0.1)	100	0	Mejor 19-17-26	468.251
J.Amorim-SA (2022) [3]	100	0	Mejor 19-17-26	468.251
F.Pereira-ACS-R (2010) [50]	100	0	Mejor 19-17-26	468.251
A.Fathy (2017) [21]	100	0	Mejor 19-17-26	468.251
Andrade (2018) [17]	100	0	Mejor 19-17-26	468.251

4.1.3 Sistema de 33 barras

Para el sistema en cuestión, se generan cinco mallas, considerando que cada interruptor pertenece exclusivamente a una malla. Las Figuras 4.13 y 4.14 muestran la conformación de las mallas.

Malla 1 = [2,3,4,5,6,7,33,20,19,18]
Malla 2 = [8,9,10,11,35,21]
Malla 3 = [22,23,24,37,28,27,26,25]
Malla 4 = [12,13,14,34]
Malla 5 = [29,30,31,32,36,17,16,15]

Fig. 4.13: Conformación de mallas para 33 barras

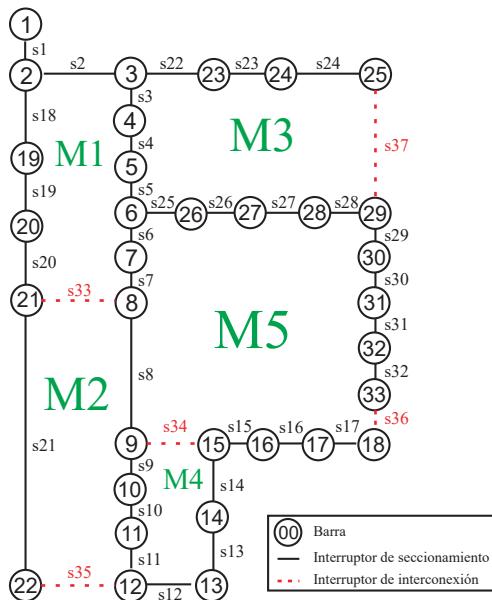


Fig. 4.14: Mallas del sistema de 33 barras

La Fig. 4.14 muestra las mallas generadas. Los parámetros establecidos para el sistema son: número máximo de vecinos generados $NVm=20$, la simulación se detendrá antes de alcanzar T_f si se logran $\eta=20$ iteraciones de la mejor solución actual, con C en el rango de 0.1 a 0.9. Al ser un sistema pequeño, solo se consideran 2 soluciones iniciales. Para analizar la influencia del parámetro C y el número de soluciones iniciales, se presentan a continuación las primeras 5 simulaciones para los valores de C igual a 0.1, 0.5 y 0.9.

A. Primeras 5 simulaciones de $C=0.1$ y $n=2$

Tabla 4.11: 33 Barras - C=0.1, n=2 - 5 simulaciones

Nº Sim	To	Solución Inicial	Pérd. Ini.(kW)	Tf	Solución Final	Pérd. Fin. (kW)
1	119.22	[5, 8, 37, 14, 36]	255.44	0.03	[7, 9, 37, 14, 32]	139.55
2	95.07	[7, 10, 25, 14, 16]	164.16	0.02	[7, 9, 37, 14, 32]	139.55
3	143.76	[5, 8, 24, 34, 32]	326.37	0.02	[7, 9, 37, 14, 32]	139.55
4	100.13	[33, 9, 27, 13, 29]	225.54	0.03	[7, 9, 37, 14, 32]	139.55
5	70.04	[7, 10, 37, 12, 31]	156.42	0.03	[7, 9, 37, 14, 32]	139.55

B. Primeras 5 simulaciones de C=0.5 y n=2

Tabla 4.12: 33 Barras - C=0.5, n=2 - 5 simulaciones

Nº Sim	To	Solución Inicial	Pérd. Ini.(kW)	Tf	Solución Final	Pérd. Fin. (kW)
1	502.37	[33, 35, 28, 12, 16]	173.53	0.03	[7, 9, 37, 14, 32]	139.55
2	363.62	[3, 21, 25, 14, 17]	203.25	0.03	[7, 9, 37, 14, 32]	139.55
3	533.07	[20, 21, 27, 12, 32]	189.27	0.03	[7, 9, 37, 14, 32]	139.55
4	269.93	[5, 8, 28, 34, 16]	166.63	0.03	[7, 9, 37, 14, 32]	139.55
5	301.79	[6, 9, 26, 12, 16]	168.10	0.02	[7, 9, 37, 14, 32]	139.55

C. Primeras 5 simulaciones de C=0.9 y n=2

Tabla 4.13: 33 Barras - C=0.9, n=2 - 5 simulaciones

Nº Sim	To	Solución Inicial	Pérd. Ini.(kW)	Tf	Solución Final	Pérd. Fin. (kW)
1	2778.96	[33, 11, 24, 34, 16]	218.50	0.03	[7, 9, 37, 14, 32]	139.55
2	2279.52	[7, 21, 24, 14, 16]	206.98	0.03	[7, 9, 37, 14, 32]	139.55
3	2410.31	[6, 9, 22, 12, 31]	251.23	0.02	[7, 9, 37, 14, 32]	139.55
4	2992.14	[4, 8, 25, 14, 17]	173.04	0.03	[7, 9, 37, 14, 32]	139.55
5	1832.30	[6, 21, 37, 34, 16]	168.07	0.03	[7, 9, 37, 14, 32]	139.55

De las Tablas 4.11, 4.12 y 4.13, se observa que el valor de C influye en la temperatura inicial, la cual alcanza un valor de 2992.14 cuando C=0.9. Además, la temperatura final se encuentra en el rango de 0.02 a 0.03, lo que indica que el criterio de parada se activó antes de alcanzar el valor final de temperatura.

Para los valores de C igual a 0.1, 0.5 y 0.9, se presentan las mejores soluciones obtenidas en dos imágenes: la primera muestra la evolución de la función objetivo, mientras que la segunda ilustra la evolución de la solución aceptada, la cual no siempre es decreciente, ya que el Recocido Simulado permite aceptar soluciones peores.

a) $C=0.1$ y $n=2$

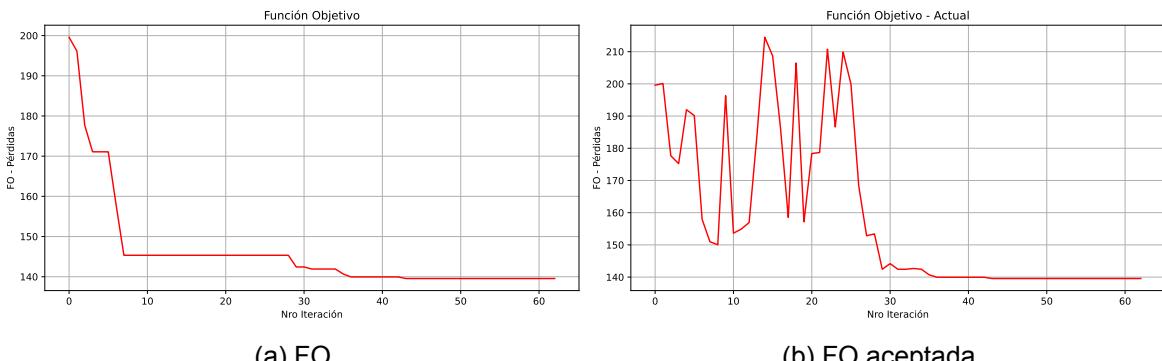


Fig. 4.15: 33 Barras - Mejor solución $C=0.1$, $n=2$

b) $C=0.5$ y $n=2$

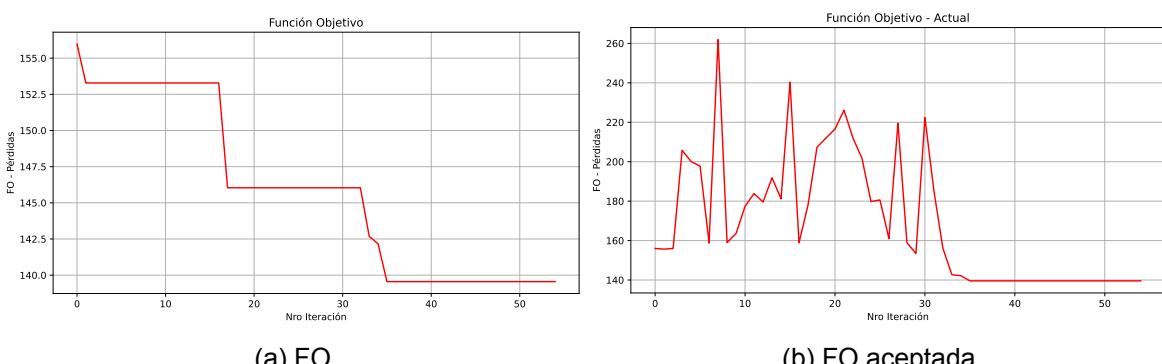


Fig. 4.16: 33 Barras - Mejor solución $C=0.5$, $n=2$

c) $C=0.9$ y $n=2$

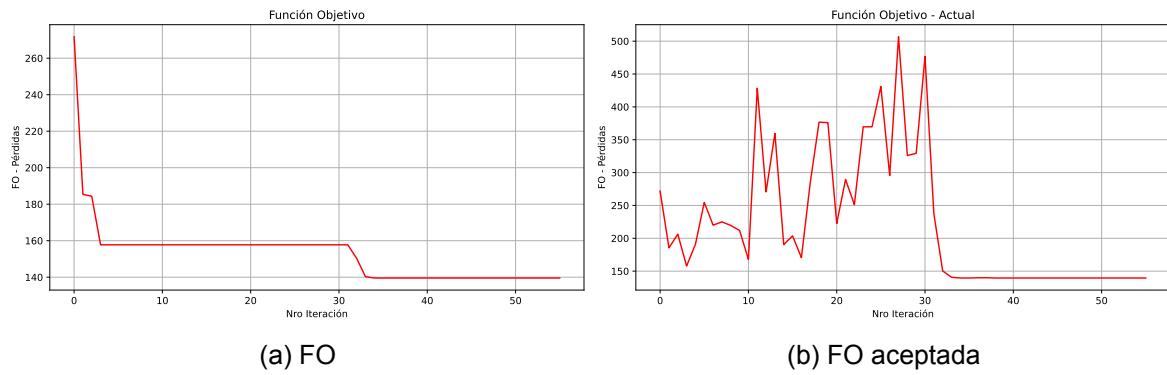


Fig. 4.17: 33 Barras - Mejor solución $C=0.9$, $n=2$

En la Tabla 4.14, se observa que solo dos soluciones iniciales con $C = 0.1$ son suficientes. Según la literatura, la mejor solución encontrada para este sistema es [7, 9, 37, 14, 32], lo que indica que este sistema es un buen referente para evaluar el rendimiento del algoritmo, con una desviación estándar de cero. La figura 4.18 muestra que el método propuesto comienza con una mejor solución inicial y requiere menos iteraciones (55) en comparación con otros métodos. La leyenda detalla el número de iteraciones necesarias para la convergencia de cada método: ISA-HC tarda 4,25 segundos, Amorim 19,87 segundos, Andrade ($C=0.1$) 12,9 segundos y Andrade ($C=0.8$) 23,35 segundos.

Table 4.14: Resultados para 33 Barras - 100 simulaciones

Parametros		Resultados								
C	Nro Sol. Inicial	Valor Promedio (kW)	Desviación Estandar	Peor Solucion Pérdidas (kW)	Solución	Mejor Solucion Pérdidas (kW)	Solución	Nro Recu.	Tiempo Promedio (s)	
0.1	2	139.55	0.00	139.55	[7,9,37,14,32]	139.55	[7,9,37,14,32]	100	4.25	
0.2	2	139.55	0.00	139.55	[7,9,37,14,32]	139.55	[7,9,37,14,32]	100	4.46	
0.3	2	139.55	0.00	139.55	[7,9,37,14,32]	139.55	[7,9,37,14,32]	100	4.12	
0.4	2	139.55	0.00	139.55	[7,9,37,14,32]	139.55	[7,9,37,14,32]	100	3.92	
0.5	2	139.55	0.00	139.55	[7,9,37,14,32]	139.55	[7,9,37,14,32]	100	3.91	
0.6	2	139.55	0.00	139.55	[7,9,37,14,32]	139.55	[7,9,37,14,32]	100	3.78	
0.7	2	139.55	0.00	139.55	[7,9,37,14,32]	139.55	[7,9,37,14,32]	100	3.79	
0.8	2	139.55	0.00	139.55	[7,9,37,14,32]	139.55	[7,9,37,14,32]	100	3.94	
0.9	2	139.55	0.00	139.55	[7,9,37,14,32]	139.55	[7,9,37,14,32]	100	3.82	

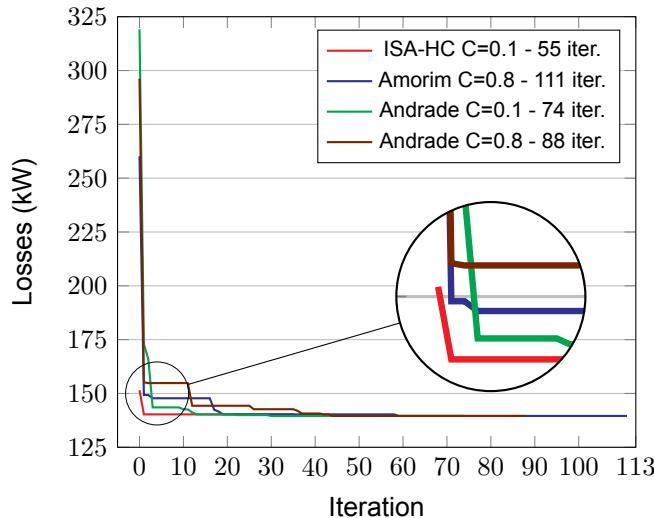


Fig. 4.18: Comparación de métodos RS para 33 barras

La Tabla 4.15 compara el método propuesto con enfoques de la literatura, destacando los resultados favorables obtenidos, con una efectividad del 100 %.

Tabla 4.15: Comparación de métodos para 33 barras - 100 simulaciones.

Métodos	Solución global	Desviación estándar	Solución	
			Interruptores abiertos	Pérdidas (kW)
ISA-HC (C=0.1)	100	0	Mejor 7-9-14-32-37	139.55
			Peor 7-9-14-32-37	139.55
J.Amorim-SA (2022) [3]	100	0	Mejor 7-9-14-32-37	139.55
			Peor 7-9-14-32-37	139.55
IS-BPSO (2019) [48]	100	0	Mejor 7-9-14-32-37	139.55
			Peor 7-9-14-32-37	139.55
Andrade; Ferreira (2018) [17]	100	0	Mejor 7-9-14-32-37	139.55
			Peor 7-9-14-32-37	139.55
N.H.A. Rahman (2017) [1]	30	1.676	Mejor 7-9-14-32-37	139.55
			Peor 7-9-13-32-37	143.09
J.Dong (2017) [18]	20	1.605	Mejor 7-9-14-32-37	139.55
			Peor 7-9-13-32-37	143.09

4.1.4 Sistema de 69 barras

Para el sistema actual, se generan cinco mallas. Al igual que en el sistema anterior, se asume que un interruptor solo puede pertenecer a una malla. La Fig.4.19 muestra la conformación de las mallas, y esta configuración también se ilustra en la Fig.4.20, donde las mallas están numeradas y representadas con la letra **M**.

Malla 1 = [3,4,5,6,7,8,9,10,69,42,41,40,39,38,37,36,35]
 Malla 2 = [43,44,45,71,14,13,12,11]
 Malla 3 = [15,16,17,18,19,20,70]
 Malla 4 = [46,47,48,49,72,58,57,56,55,54,53,52]
 Malla 5 = [59,60,61,62,63,64,73,26,25,24,23,22,21]

Fig. 4.19: Conformación de mallas para 69 barras

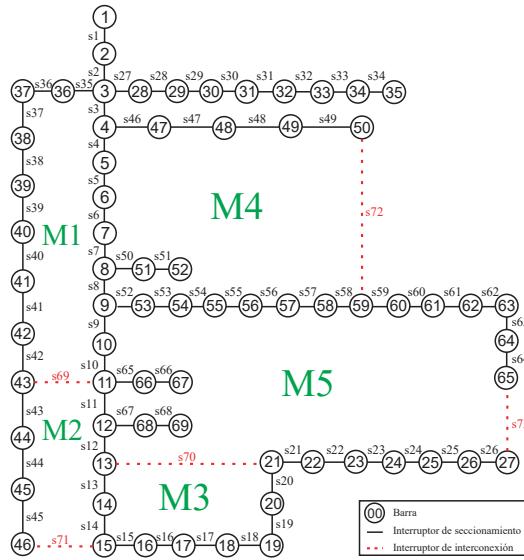


Fig. 4.20: Mallas del sistema de 69 barras

La Fig.4.20 muestra las mallas generadas. Los parámetros establecidos son: número máximo de vecinos generados $NVm = 25$ y $\eta = 20$. Al tratarse de un sistema mediano, se consideran 4 soluciones iniciales. A continuación, se presentan las primeras 5 simulaciones para valores de C igual a 0.1, 0.5 y 0.9, con el fin de analizar la influencia del parámetro C y el número de soluciones iniciales.

A. Primeras 5 simulaciones de $C=0.1$ y $n=4$

Tabla 4.16: 69 Barras - $C=0.1$, $n=4$ - 5 simulaciones

Nº Sim	To	Solución Inicial	Pérd. Ini. (kW)	Tf	Solución Final	Pérd. Fin. (kW)
1	93.25	[6, 71, 17, 57, 24]	138.02	0.01	[69, 14, 70, 55, 61]	98.40
2	120.16	[41, 44, 70, 52, 26]	142.74	0.01	[69, 14, 70, 55, 61]	98.40
3	136.13	[7, 12, 16, 57, 64]	126.61	0.01	[69, 14, 70, 55, 61]	98.40
4	66.00	[6, 12, 17, 54, 73]	133.40	0.02	[69, 14, 70, 55, 61]	98.40
5	104.63	[6, 11, 19, 56, 73]	134.95	0.01	[69, 14, 70, 55, 61]	98.40

B. Primeras 5 simulaciones de $C=0.5$ y $n=4$

Tabla 4.17: 69 Barras - $C=0.5$, $n=4$ - 5 simulaciones

Nº Sim	To	Solución Inicial	Pérd. Ini.(kW)	Tf	Solución Final	Pérd. Fin. (kW)
1	330.28	[37, 43, 17, 52, 64]	135.60	0.01	[69, 14, 70, 55, 61]	98.40
2	442.39	[7, 14, 16, 58, 62]	120.23	0.02	[69, 14, 70, 55, 61]	98.40
3	302.74	[9, 44, 17, 55, 21]	135.43	0.01	[69, 14, 70, 55, 61]	98.40
4	446.56	[7, 14, 16, 58, 23]	138.04	0.01	[69, 14, 70, 55, 61]	98.40
5	297.53	[41, 12, 18, 57, 22]	136.59	0.02	[69, 14, 70, 55, 61]	98.40

C. Primeras 5 simulaciones de $C=0.9$ y $n=4$

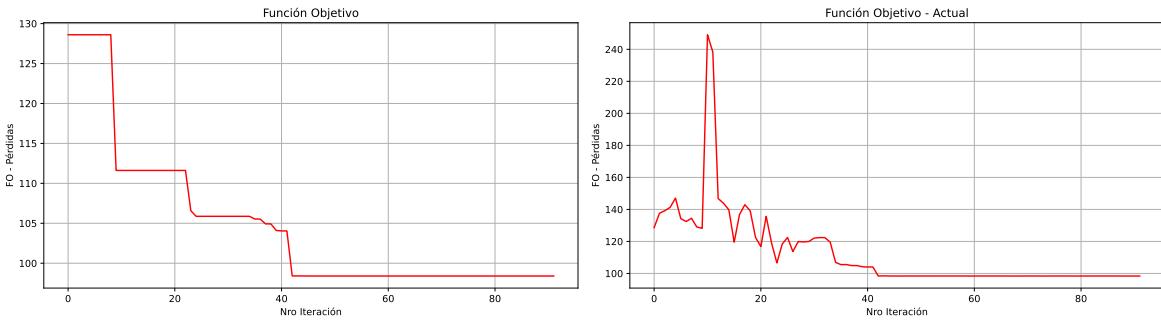
Tabla 4.18: 69 Barras - $C=0.9$, $n=4$ - 5 simulaciones

Nº Sim	To	Solución Inicial	Pérd. Ini.(kW)	Tf	Solución Final	Pérd. Fin. (kW)
1	2992.79	[9, 45, 16, 55, 24]	130.78	0.01	[69, 14, 70, 55, 61]	98.40
2	1274.41	[40, 71, 18, 58, 63]	119.54	0.01	[69, 14, 70, 55, 61]	98.40
3	1925.54	[38, 13, 16, 56, 62]	120.84	0.01	[69, 14, 70, 55, 61]	98.40
4	1942.96	[10, 13, 19, 55, 24]	126.32	0.01	[69, 14, 70, 55, 61]	98.40
5	2183.82	[36, 43, 20, 57, 64]	132.89	0.01	[69, 14, 70, 55, 61]	98.40

En las Tablas 4.16, 4.17 y 4.18, se observa que el valor de C influye en la temperatura inicial, que alcanza 2992.79 cuando $C = 0.9$. La temperatura final se encuentra en el rango de 0.01 a 0.02, activándose el criterio de parada por temperatura final en los casos con un valor igual a 0.01. Esto indica que no se alcanzó el valor de $\eta = 20$. Cabe señalar que en la tabla se utiliza un solo decimal, por lo que el valor final no necesariamente es 0.01.

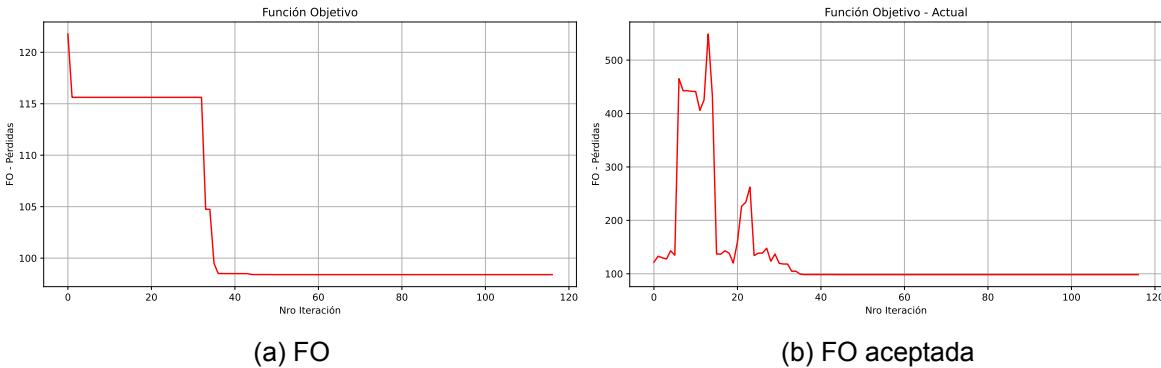
Para los valores de C igual a 0.1, 0.5 y 0.9, se presentan las mejores soluciones obtenidas en dos imágenes: la primera muestra la evolución de la función objetivo, mientras que la segunda ilustra la evolución de la solución aceptada.

a) $C=0.1$ y $n=2$



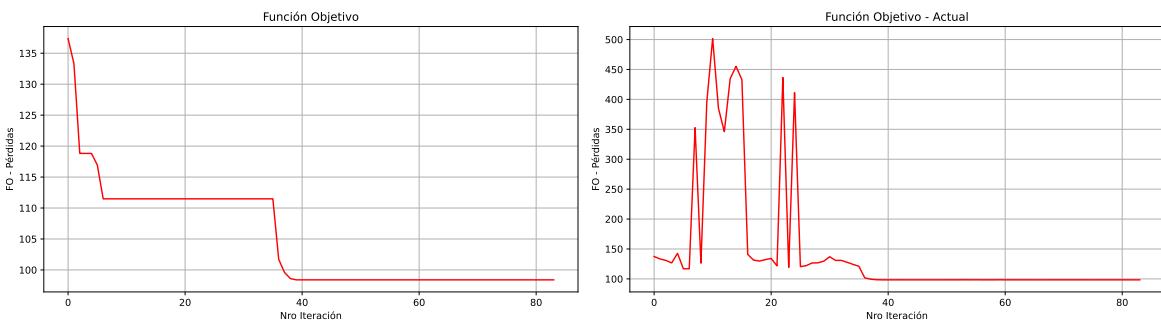
(a) FO

(b) FO aceptada

Fig. 4.21: 69 Barras - Mejor solución $C=0.1$, $n=4$ b) $C=0.5$ y $n=2$ 

(a) FO

(b) FO aceptada

Fig. 4.22: 69 Barras - Mejor solución $C=0.5$, $n=4$ c) $C=0.9$ y $n=2$ 

(a) FO

(b) FO aceptada

Fig. 4.23: 69 Barras - Mejor solución $C=0.9$, $n=4$

En la Tabla 4.19, se observa que solo cuatro soluciones iniciales con $C = 0.1$ son suficientes. Según la literatura, la mejor solución encontrada para este sistema es [69, 14, 70, 55,

61], este sistema fue un buen referente para verificar la convergencia del algoritmo propuesto. La figura 4.24 muestra que el método propuesto comienza con una mejor solución inicial y requiere menos iteraciones (75) en comparación con otros métodos. La leyenda detalla el número de iteraciones necesarias para la convergencia de cada método: ISA-HC tarda en promedio 13,74 segundos, Amorim 33,24 segundos, Andrade (C=0.1) 26,95 segundos y Andrade (C=0.8) 25,9 segundos.

Table 4.19: Resultados para 69 Barras - 100 simulaciones

Parametros		Resultados							
Nro	Valor	Desviación	Peor Solucion		Mejor Solucion		Nro	Tiempo	
C	Sol.	Promedio	Estandar	Pérdidas	Solución	Pérdidas	Solución	Recu.	Promedio
	Inicial			(kW)		(kW)			(s)
0.1	4	98.398	0.00	98.398	[69,14,70,55,61]	98.398	[69,14,70,55,61]	100	13.74
0.2	4	98.398	0.00	98.398	[69,14,70,55,61]	98.398	[69,14,70,55,61]	100	16.38
0.3	4	98.398	0.00	98.398	[69,14,70,55,61]	98.398	[69,14,70,55,61]	100	13.33
0.4	4	98.398	0.00	98.398	[69,14,70,55,61]	98.398	[69,14,70,55,61]	100	12.61
0.5	4	98.398	0.00	98.398	[69,14,70,55,61]	98.398	[69,14,70,55,61]	100	13.47
0.6	4	98.398	0.00	98.398	[69,14,70,55,61]	98.398	[69,14,70,55,61]	100	13.97
0.7	4	98.398	0.00	98.398	[69,14,70,55,61]	98.398	[69,14,70,55,61]	100	13.73
0.8	4	98.398	0.00	98.398	[69,14,70,55,61]	98.398	[69,14,70,55,61]	100	14.31
0.9	4	98.398	0.00	98.398	[69,14,70,55,61]	98.398	[69,14,70,55,61]	100	14.85

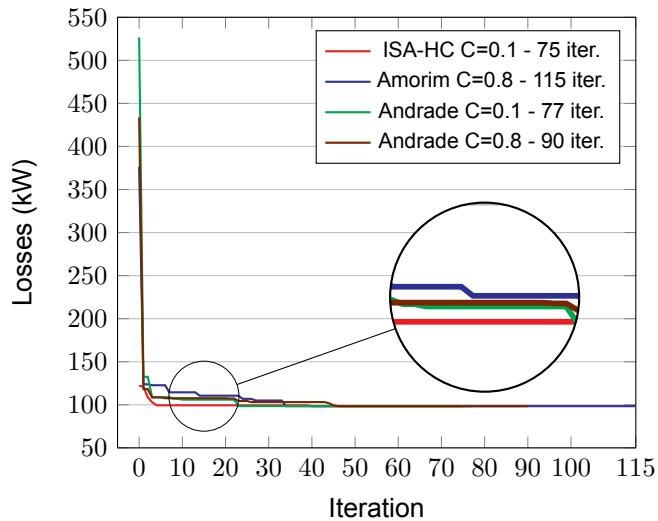


Fig. 4.24: Comparación de métodos RS para 69 barras

La Tabla 4.20 compara el método propuesto con otros enfoques de la literatura, destacando los resultados favorables obtenidos, con una eficiencia del 100 %, similar a los métodos actuales propuestos.

Tabla 4.20: Comparación de métodos para 69 barras - 100 simulaciones.

Métodos	Solución global	Desviación estándar	Solución	
			Interruptores abiertos	Pérdidas (kW)
ISA-HC (C=0.1)	100	0	Mejor 55-69-14-70-61	98.398
			Peor 55-69-14-70-61	98.398
J.Amorim-SA (2022) [3]	100	0	Mejor 55-69-14-70-61	98.398
			Peor 55-69-14-70-61	98.398
L.Pinheiro-Tabu (2022) [52]	100	0	Mejor 55-69-14-70-61	98.398
			Peor 55-69-14-70-61	98.398
Andrade; Ferreira (2018) [17]	100	0	Mejor 55-69-14-70-61	98.398
			Peor 55-69-14-70-61	98.398

4.1.5 Sistema de 94 barras

Para el sistema actual, se generan trece mallas, y se considera que un interruptor solo puede pertenecer a una malla. En la Fig.4.25 se muestran los interruptores correspondientes a la conformación de las mallas, la cual también se ilustra en la Fig.4.26.

Malla 1 = [84,55,54,53,52,51,50,49,48,47]
 Malla 2 = [1,2,3,4,5,6,7,85,60,59,58,57,56]
 Malla 3 = [11,86,43]
 Malla 4 = [65,66,67,68,69,70,71,72,87]
 Malla 5 = [73,74,75,76,88,13]
 Malla 6 = [12,14,89,18,17]
 Malla 7 = [25,26,90,16,15]
 Malla 8 = [77,78,79,80,81,82,83,91,20,19]
 Malla 9 = [30,31,32,92,28,27]
 Malla 10 = [35,36,37,38,39,93,29]
 Malla 11 = [44,45,46,94,34,33]
 Malla 12 = [40,95,42,41]
 Malla 13 = [96,64,63,62,61]

Fig. 4.25: Conformación de mallas para 94 barras

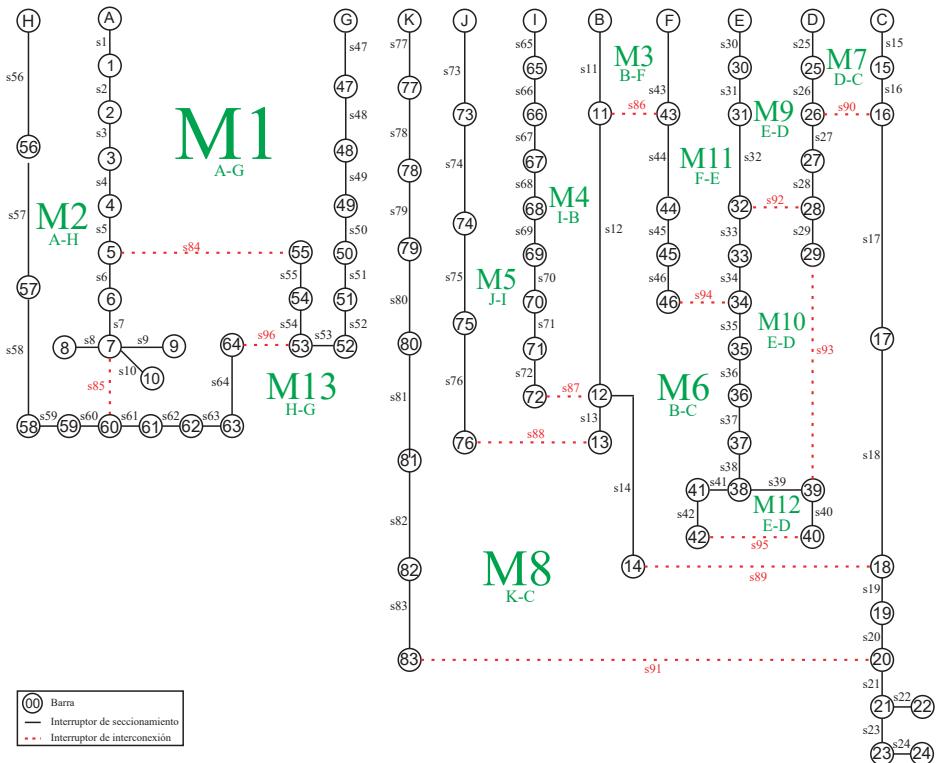


Fig. 4.26: Mallas del sistema de 94 barras

La Fig.4.26 muestra las mallas generadas. Los parámetros establecidos son: número máximo de vecinos generados $NVm = 35$ y $\eta = 30$. Dado que se trata de un sistema mediano, se consideran 6 soluciones iniciales. A continuación, se presentan las primeras 5 simulaciones para valores de C igual a 0.1, 0.5 y 0.9, con el objetivo de analizar la influencia de C y el número de soluciones iniciales.

A. Primeras 5 simulaciones de $C=0.1$ y $n=6$

Tabla 4.21: 94 Barras - $C=0.1$, $n=6$ - 5 simulaciones

Nº Sim	To	Tf	Solución Inicial		Pérd. Fin. (kW)
				Solución Final	
1	625.37	0.01	[50, 7, 11, 67, 75, 14, 90, 91, 32, 93, 45, 41, 96] [55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]		1058.129 470.669
2	630.74	0.02	[84, 58, 86, 72, 73, 14, 16, 82, 28, 29, 45, 95, 64] [55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]		911.140 470.669
3	649.05	0.02	[84, 60, 86, 68, 75, 14, 16, 81, 28, 35, 34, 42, 61] [55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]		824.584 470.669
4	579.74	0.02	[51, 5, 43, 71, 75, 14, 90, 91, 32, 39, 94, 40, 96] [55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]		1057.192 470.669
5	608.86	0.02	[53, 2, 11, 70, 88, 14, 90, 82, 32, 29, 46, 42, 96] [55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]		920.091 470.669

B. Primeras 5 simulaciones de $C=0.5$ y $n=6$

Tabla 4.22: 94 Barras - $C=0.1$, $n=6$ - 5 simulaciones

Nº Sim	To	Tf	Solución Inicial	Pérd. Ini. (kW)
			Solución Final	Pérd. Fin. (kW)
1	2,082.83	0.02	[53, 7, 43, 72, 88, 89, 25, 78, 32, 29, 44, 41, 96] [55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	1112.808 470.669
2	2,141.49	0.02	[52, 60, 86, 68, 74, 89, 90, 20, 32, 35, 94, 42, 96] [55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	1024.590 470.669
3	1,990.68	0.02	[54, 7, 86, 66, 88, 89, 16, 83, 28, 29, 94, 95, 62] [55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	702.044 470.669
4	1,814.80	0.02	[84, 5, 43, 66, 88, 18, 90, 20, 32, 35, 33, 95, 61] [55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	883.171 470.669
5	2,219.07	0.02	[47, 85, 11, 71, 74, 89, 90, 82, 32, 35, 46, 95, 62] [55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	1166.326 470.669

C. Primeras 5 simulaciones de $C=0.9$ y $n=6$

Tabla 4.23: 94 Barras - $C=0.1$, $n=6$ - 5 simulaciones

Nº Sim	To	Tf	Solución Inicial	Pérd. Ini. (kW)
			Solución Final	Pérd. Fin. (kW)
1	12,832.22	0.02	[53, 4, 86, 72, 88, 89, 15, 91, 27, 37, 33, 41, 63] [55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	808.678 470.669
2	13,822.62	0.02	[54, 58, 86, 65, 75, 89, 90, 77, 32, 39, 94, 41, 62] [55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	1150.266 470.669
3	13,766.81	0.02	[48, 59, 11, 72, 88, 18, 90, 19, 27, 37, 46, 42, 61] [55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	1196.244 470.669
4	14,046.80	0.01	[47, 5, 11, 68, 13, 89, 26, 79, 92, 29, 94, 41, 62] [55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	1314.276 470.669
5	14,607.29	0.02	[54, 7, 86, 69, 88, 18, 26, 19, 92, 39, 44, 95, 61] [55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	826.635 470.669

De las Tablas 4.21, 4.22 y 4.23, se observa que el valor de la temperatura alcanza 14607.29 cuando $C = 0.9$. La temperatura final varía entre 0.01 y 0.02, activándose el criterio de parada por temperatura final cuando el valor llega a 0.01, lo que indica que no se alcanzó el valor de $\eta = 30$. Cabe señalar que en la tabla se utiliza un solo decimal, por lo que el valor final no necesariamente es exactamente 0.01.

Para los valores de C igual a 0.1, 0.5 y 0.9, se presentan las mejores soluciones obtenidas en dos imágenes: la primera muestra la evolución de la función objetivo y la segunda, la evolución de la solución aceptada. Cabe destacar que una iteración corresponde a un instante de temperatura.

a) $C=0.1$ y $n=2$

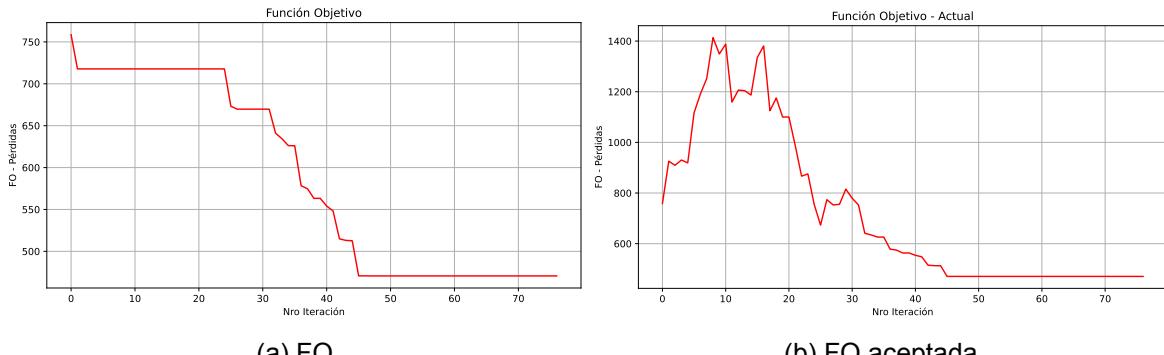


Fig. 4.27: 94 Barras - Mejor solución $C=0.1$, $n=6$

b) $C=0.5$ y $n=2$

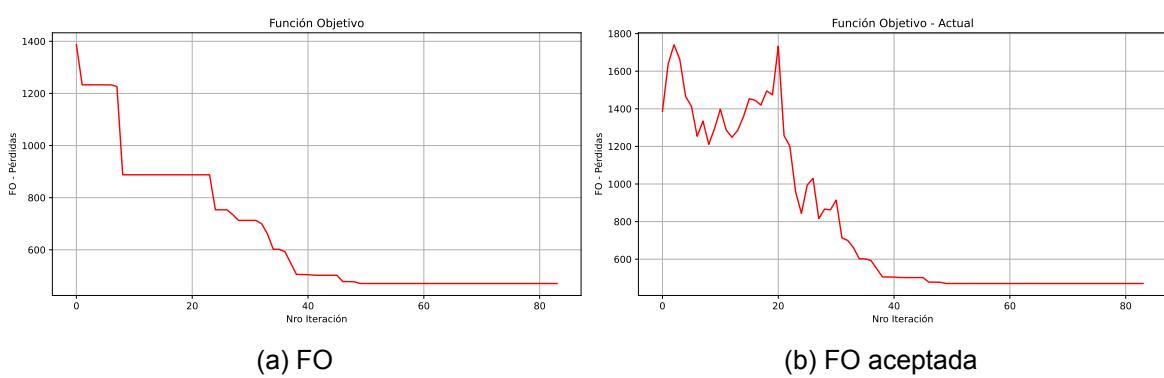


Fig. 4.28: 94 Barras - Mejor solución $C=0.5$, $n=6$

c) $C=0.9$ y $n=2$

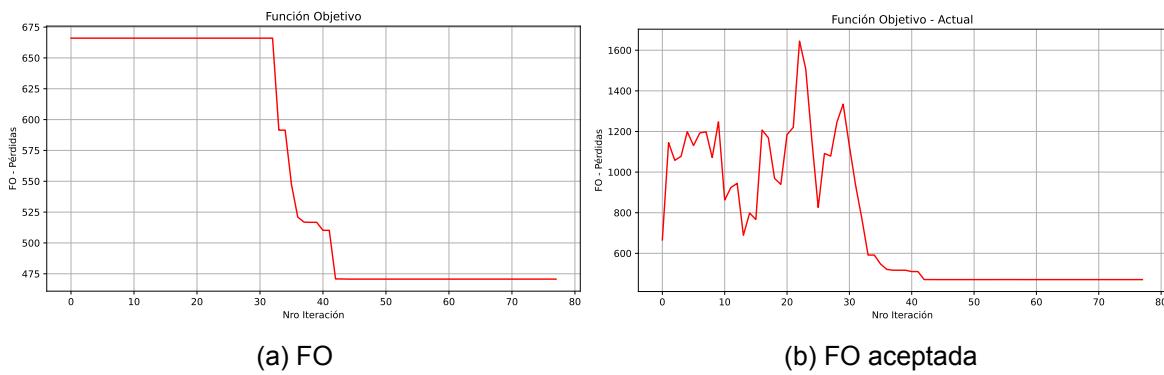


Fig. 4.29: 94 Barras - Mejor solución $C=0.9$, $n=6$

En la Tabla 4.24 se observa que con 6 soluciones iniciales y $C = 0.1$ es suficiente para encontrar la solución reportada en la literatura. Este sistema fue utilizado para probar el algoritmo en redes consideradas desafiantes. La figura 4.30 muestra que el método propuesto

comienza con una mejor solución y requiere 80 iteraciones. La leyenda detalla el número de iteraciones de cada método. ISA-HC tarda en promedio 20.26 segundos, Amorim 56.88 segundos, Andrade (C=0.1) 39.8 segundos y Andrade (C=0.8) 47.55 segundos.

Tabla 4.24: Resultados para 94 Barras - 100 simulaciones

Parám.		Resultados					
C	n	Valor	Desv.	Configuración	Pérdidas	Nro	Tiempo
		prom.	Est.				
		(kW)		Peor	Peor(kW)	Recu.	Promedio
0.1	6	470.67	0	[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670	100	20.26
				[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670		
0.2	6	470.67	0	[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670	100	18.23
				[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670		
0.3	6	470.67	0	[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670	100	17.57
				[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670		
0.4	6	470.67	0	[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670	100	17.05
				[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670		
0.5	6	470.67	0	[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670	100	24.04
				[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670		
0.6	6	470.67	0	[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670	100	16.46
				[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670		
0.7	6	470.67	0	[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670	100	16.69
				[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670		
0.8	6	470.67	0	[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670	100	20.44
				[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670		
0.9	6	470.67	0	[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670	100	17.77
				[55, 7, 86, 72, 13, 89, 90, 83, 92, 39, 34, 42, 62]	470.670		

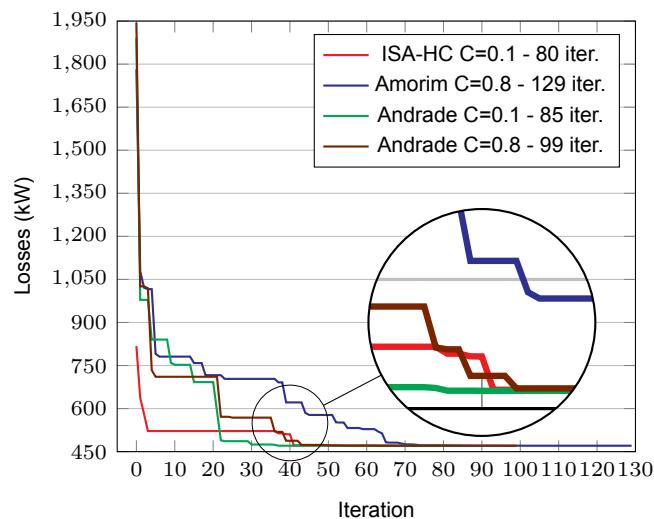


Fig. 4.30: Comparación de métodos RS para 94 barras

La Tabla 4.25 compara el método propuesto con otros enfoques de la literatura, destacando los resultados favorables obtenidos, con una eficiencia del 100 %, superando incluso a los algoritmos propuestos recientemente.

Tabla 4.25: Comparación de métodos para 94 barras - 100 simulaciones.

Método	Solución global	Desviación estándar	Solución		
			Interruptores abiertos		Pérdidas (kW)
ISA-HC (C=0.1)	100	0	Mejor 55,7,86,72,13,89,90,83,92,39,34,42,62	470.67	
			Peor 55,7,86,72,13,89,90,83,92,39,34,42,62	470.67	
J.Amorim-SA (2022) [3]	100	0	Mejor 55,7,86,72,13,89,90,83,92,39,34,42,62	470.67	
			Peor 55,7,86,72,13,89,90,83,92,39,34,42,62	470.67	
L.Pinheiro (2022) [52]	100	0	Mejor 55,7,86,72,13,89,90,83,92,39,34,42,62	470.67	
			Peor 55,7,86,72,13,89,90,83,92,39,34,42,62	470.67	
IS-BPSO (2019) [48]	99	0.098	Mejor 55,7,86,72,13,89,90,83,92,39,34,42,62	470.67	
			Peor 55,7,86,72,13,89,90,82,92,39,34,42,63	471.37	
Andrade (2018) [17]	100	0	Mejor 55,7,86,72,13,89,90,83,92,39,34,42,62	470.67	
			Peor 55,7,86,72,13,89,90,83,92,39,34,42,62	470.67	
J.Dong (2017) [18]	0	2.1896	Mejor 55,7,86,72,13,89,90,82,92,93,34,40,62	471.49	
			Peor 84,7,86,87,76,89,90,91,92,29,34,40,64	488.68	
Rahman (2017) [1]	0	12.7050	Mejor 84,7,86,72,13,89,90,83,92,93,34,40,63	471.16	
			Peor 84,85,86,87,13,89,90,83,92,93,34,40,96	509.45	

4.1.6 Sistema de 135 barras

Se generan veintiún mallas, considerando que un interruptor solo puede pertenecer a una malla. En la figura 4.31 se muestran los interruptores utilizados para la conformación de las mallas. Esta conformación se ilustra en la Fig.4.32.

```

Malla 1 = [1,2,3,4,5,6,8,9,137,24,22,20,19,18,17]
Malla 2 = [99,100,101,103,149,90,89,88,86,85]
Malla 3 = [121,122,123,125,127,129,148]
Malla 4 = [75,76,154,126]
Malla 5 = [77,155,128]
Malla 6 = [78,79,145,131,130]
Malla 7 = [63,64,65,66,144]
Malla 8 = [91,147,104]
Malla 9 = [92,150]
Malla 10 = [132,151]
Malla 11 = [133,134,135,156,98,97,93]
Malla 12 = [80,81,83,84,146]
Malla 13 = [25,140,51,48,47,46,45,43,42,40,39]
Malla 14 = [7,136,73,70,68,67]
Malla 15 = [10,13,15,138]
Malla 16 = [26,27,28,31,35,38,139]
Malla 17 = [52,53,54,55,142]
Malla 18 = [118,119,120,143,62]
Malla 19 = [94,95,96,152]
Malla 20 = [49,50,141]
Malla 21 = [153,110,107,106,105]

```

Fig. 4.31: Conformación de mallas para 135 barras

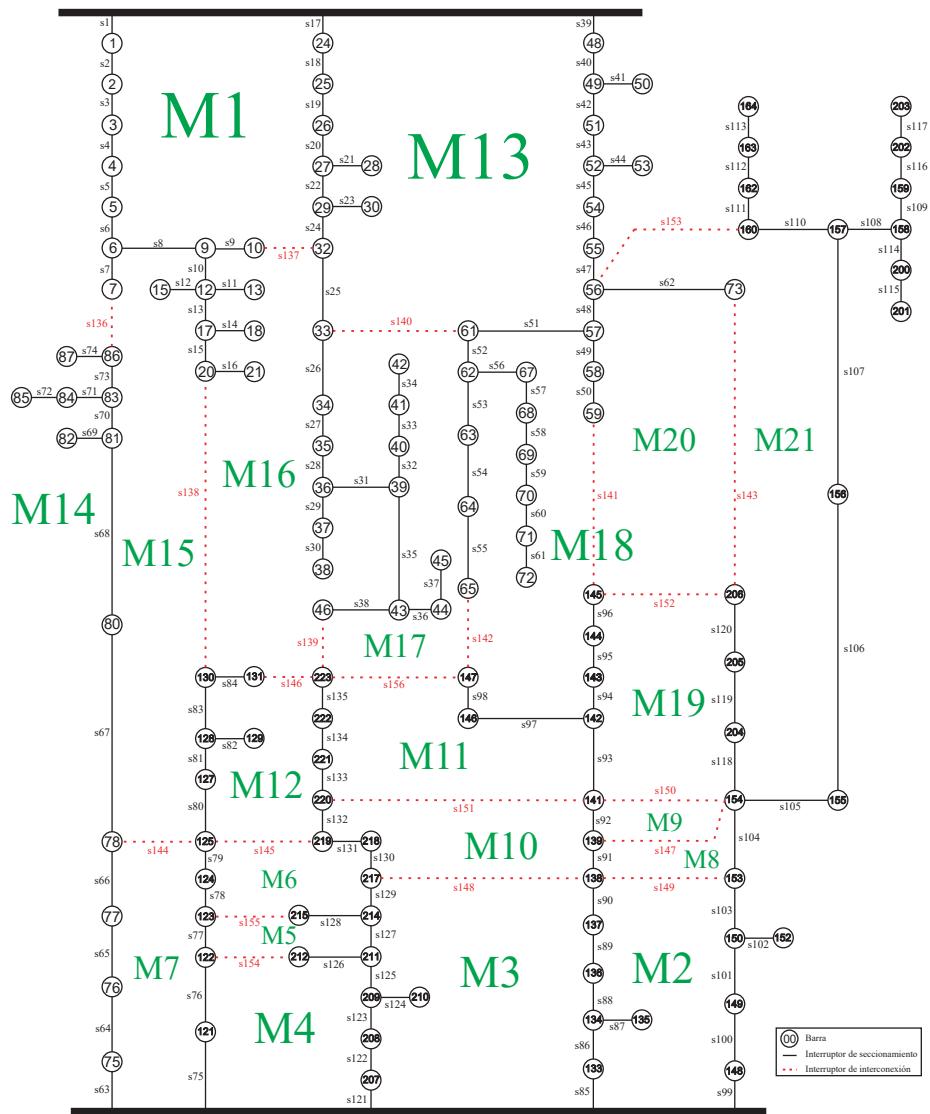


Fig. 4.32: Mallas del sistema de 135 barras

La Fig.4.32 muestra las mallas generadas. Los parámetros establecidos son: número máximo de vecinos generados $NVm = 50$ y $\eta = 40$. Dado que se trata de un sistema grande, se consideran 8 soluciones iniciales. A continuación, se presentan las primeras 5 simulaciones para valores de C igual a 0.1, 0.5 y 0.9, con el objetivo de analizar la influencia de C y el número de soluciones iniciales.

A. Primeras 5 simulaciones de C=0.1 y n=8

Tabla 4.26: 135 Barras - C=0.1, n=8 - 5 simulaciones

Nº Sim	To	Tf	Solución Inicial	Pérd. Ini. (kW)
			Solución Final	Pérd. Fin. (kW)
1	443.31	0.01	[19, 88, 148, 76, 155, 79, 65, 147, 150, 151, 98, 83, 51, 70, 15, 139, 55, 118, 152, 50, 105] [137, 90, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 84, 51, 7, 138, 38, 53, 118, 95, 141, 106]	665.233 280.264
2	448.27	0.01	[6, 89, 122, 154, 155, 131, 66, 104, 150, 151, 135, 81, 42, 68, 138, 139, 55, 118, 94, 50, 110] [137, 90, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 156, 84, 51, 7, 138, 139, 53, 118, 96, 141, 106]	838.166 279.889
3	479.82	0.01	[4, 149, 123, 154, 128, 131, 66, 91, 92, 132, 133, 84, 39, 7, 15, 27, 54, 119, 95, 141, 106] [137, 90, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 156, 84, 51, 7, 138, 139, 53, 118, 96, 141, 106]	772.266 279.889
4	416.47	0.01	[1, 99, 148, 126, 77, 130, 63, 91, 150, 151, 133, 81, 25, 7, 138, 35, 55, 120, 96, 49, 105] [137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	673.096 279.859
5	428.18	0.01	[9, 90, 122, 154, 155, 131, 63, 104, 92, 132, 134, 146, 39, 70, 10, 31, 54, 120, 94, 141, 106] [137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	664.753 279.859

B. Primeras 5 simulaciones de C=0.5 y n=8

Tabla 4.27: 135 Barras - C=0.5, n=8 - 5 simulaciones

Nº Sim	To	Tf	Solución Inicial	Pérd. Ini. (kW)
			Solución Final	Pérd. Fin. (kW)
1	1,596.72	0.01	[2, 90, 121, 126, 155, 79, 66, 104, 150, 151, 133, 84, 47, 68, 15, 139, 53, 119, 152, 50, 110] [137, 90, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 156, 84, 51, 7, 138, 139, 53, 118, 96, 141, 106]	864.316 279.889
2	1,297.80	0.01	[5, 100, 148, 75, 128, 79, 64, 91, 150, 151, 134, 81, 25, 136, 138, 28, 53, 62, 152, 50, 105] [137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	718.237 279.859
3	1,450.58	0.01	[137, 88, 129, 154, 77, 145, 63, 147, 92, 132, 134, 146, 140, 136, 10, 139, 54, 120, 96, 141, 110] [137, 90, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 156, 84, 51, 7, 138, 139, 53, 118, 96, 141, 106]	643.177 279.889
4	1,358.32	0.01	[19, 88, 129, 154, 128, 145, 65, 147, 92, 132, 133, 81, 25, 68, 138, 26, 55, 119, 152, 50, 106] [137, 90, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 84, 51, 7, 138, 38, 53, 118, 95, 141, 106]	726.558 280.264
5	1,469.35	0.01	[17, 103, 125, 126, 128, 145, 65, 91, 92, 151, 97, 146, 140, 68, 13, 31, 54, 62, 96, 49, 107] [137, 90, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 156, 84, 51, 7, 138, 139, 53, 118, 96, 141, 106]	723.291 279.889

C. Primeras 5 simulaciones de C=0.9 y n=8

Tabla 4.28: 135 Barras - C=0.9, n=8 - 5 simulaciones

Nº Sim	To	Tf	Solución Inicial	Pérd. Ini. (kW)
			Solución Final	Pérd. Fin. (kW)
1	10,778.60	0.01	[137, 100, 122, 154, 155, 145, 144, 91, 92, 132, 135, 146, 45, 136, 10, 139, 52, 143, 94, 50, 110] [137, 90, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 84, 51, 7, 138, 38, 54, 118, 96, 141, 106]	845.499 280.041
2	8,724.67	0.02	[5, 90, 148, 76, 128, 145, 144, 91, 92, 132, 98, 146, 140, 70, 15, 28, 54, 62, 95, 141, 107] [137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 156, 146, 51, 7, 138, 38, 53, 118, 96, 141, 106]	629.094 279.968
3	10,191.45	0.01	[19, 103, 122, 126, 128, 78, 65, 104, 150, 132, 135, 83, 140, 7, 138, 139, 54, 62, 152, 50, 105] [137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 156, 146, 51, 7, 138, 38, 53, 118, 96, 141, 106]	805.294 279.968
4	10,036.13	0.01	[8, 103, 127, 76, 128, 145, 64, 91, 150, 151, 98, 81, 46, 73, 138, 38, 54, 143, 94, 49, 106] [137, 90, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 84, 51, 7, 138, 38, 54, 118, 96, 141, 106]	811.577 280.041
5	9,086.28	0.01	[20, 89, 148, 75, 155, 79, 66, 104, 150, 151, 133, 83, 48, 67, 138, 26, 54, 120, 96, 50, 106] [137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 156, 146, 51, 7, 138, 38, 53, 118, 96, 141, 106]	627.323 279.968

De las Tablas 4.26, 4.27, 4.28, se observa que el valor de la temperatura alcanza 10778.6 cuando $C = 0.9$. La temperatura final varía entre 0.01 y 0.02, activándose el criterio de parada por temperatura final cuando el valor llega a 0.01, lo que indica que no se alcanzó el valor de $\eta = 40$. Cabe señalar que en la tabla se utiliza un solo decimal, por lo que el valor final no necesariamente es exactamente 0.01.

Para los valores de C igual a 0.1, 0.5 y 0.9, se presentan las mejores soluciones obtenidas en dos imágenes: la primera muestra la evolución de la función objetivo y la segunda, la evolución de la solución aceptada. Cabe destacar que una iteración corresponde a un instante de temperatura.

a) $C=0.1$ y $n=8$

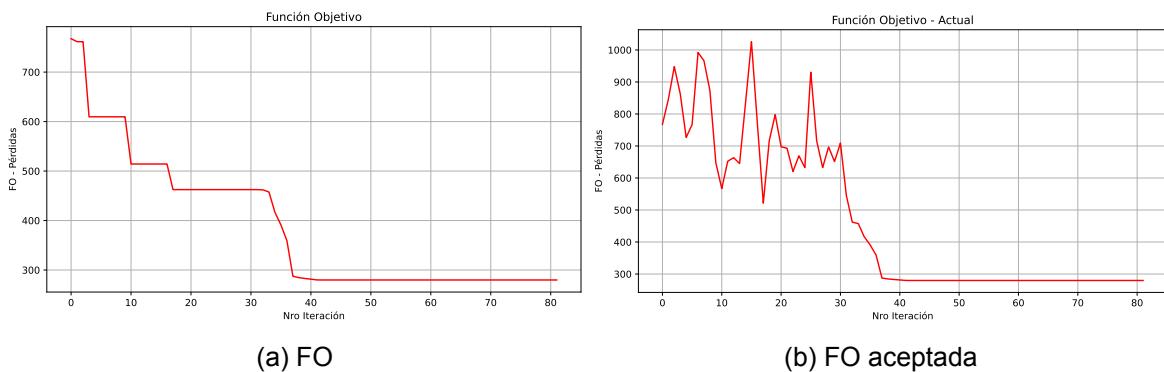


Fig. 4.33: 135 Barras - Mejor solución $C=0.1$, $n=8$

b) $C=0.5$ y $n=8$

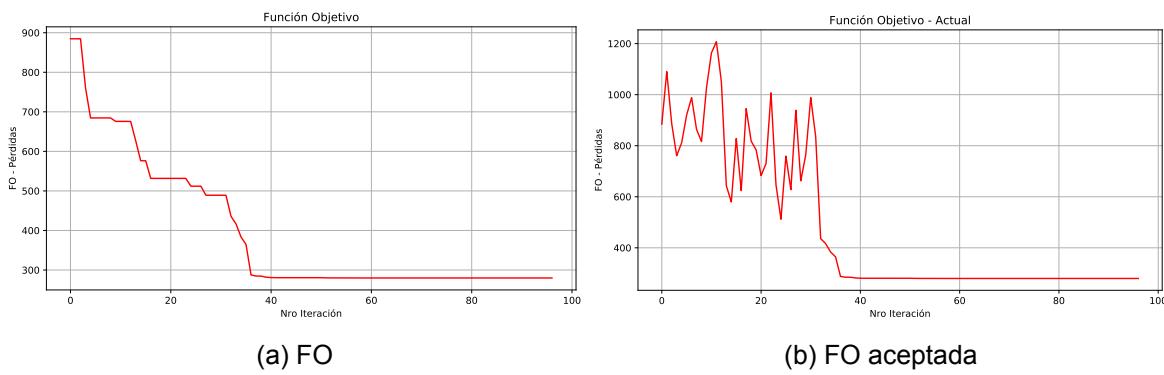


Fig. 4.34: 135 Barras - Mejor solución $C=0.5$, $n=8$

c) $C=0.9$ y $n=8$

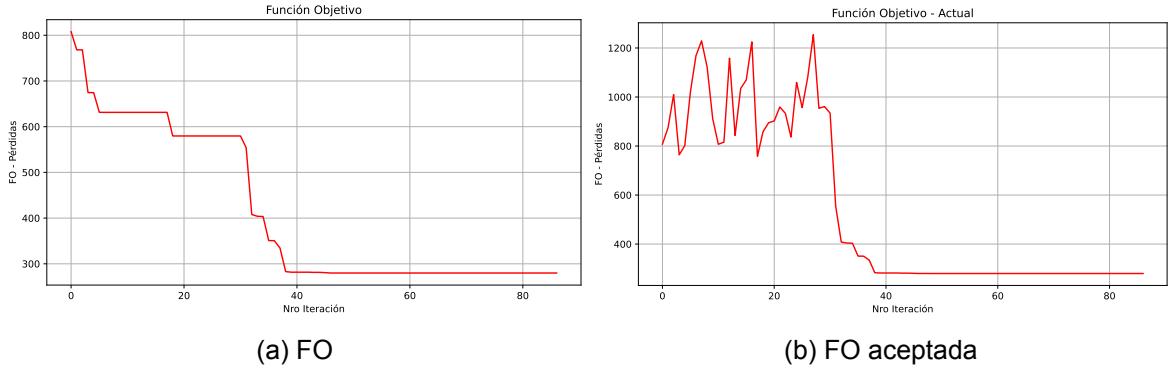


Fig. 4.35: 135 Barras - Mejor solución $C=0.9$, $n=8$

De la Tabla 4.29, se observa que con 8 soluciones iniciales y $C = 0.1$, es suficiente para encontrar una solución de buena calidad. Este sistema fue utilizado para probar el algoritmo en una red en la cual otros métodos tienen dificultades para encontrar la solución reportada. La figura 4.36 muestra que el método propuesto comienza con una mejor solución inicial y requiere 81 iteraciones. La leyenda detalla el número de iteraciones necesarias para alcanzar la convergencia de cada método. ISA-HC tarda en promedio 55 segundos, Amorim 104.9 segundos, Andrade ($C=0.1$) 71.23 segundos y Andrade ($C=0.8$) 77.65 segundos.

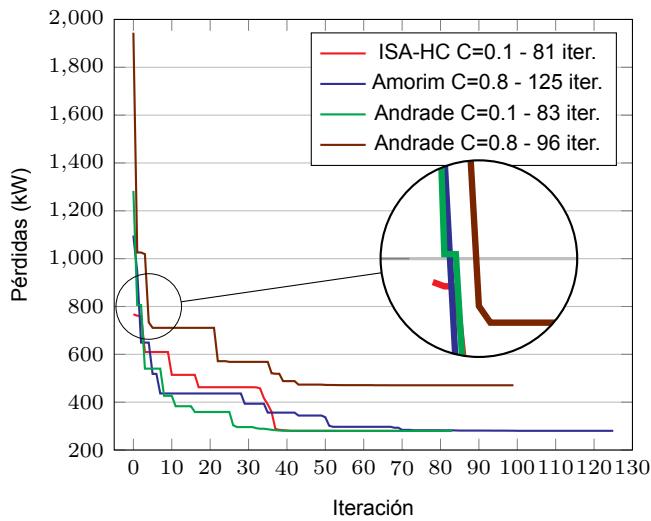


Fig. 4.36: Comparación de métodos RS para 135 barras

Este sistema ha representado un reto para las metodologías propuestas por diversos investigadores, quienes han considerado como una buena solución aquellas que generan pérdidas menores a 280.04 kW. Este valor es inferior al propuesto por Montovani, Casari y Romero (2000) [38], que reportan pérdidas de 285.43 kW, o por Braz (2010) [7], con pérdidas de 280.66 kW. Thuan Nguyen, Thang Nguyen y Bac Le (2021) [43] lograron obtener pérdidas de 280.099 kW, utilizando en OpenDSS la configuración [7, 38, 51, 53, 90, 96, 106, 118, 126, 137, 138, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 155, 156].

Tabla 4.29: Resultados para 135 Barras - 100 simulaciones

Parám.				Resultados				
C	Nso	Valor prom. (kW)	Desv. Est.	Configuración		Pérdidas Peor(kW)	Nro Recu.	Tiempo Promedio (s)
				Peor	Mejor			
0.1	8	279.95	0.122	[137, 90, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 84, 51, 7, 138, 38, 53, 118, 95, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	280.26	28	55.00
				[9, 149, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 84, 140, 7, 138, 139, 54, 143, 96, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	279.86		
0.2	8	280.02	0.443	[9, 149, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 84, 140, 7, 138, 139, 54, 143, 96, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	284.26	20	57.95
				[137, 90, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	279.86		
0.3	8	280.03	0.450	[9, 149, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 84, 140, 7, 138, 139, 54, 143, 96, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	284.26	23	57.81
				[137, 90, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 84, 140, 7, 138, 38, 53, 118, 95, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	279.86		
0.4	8	279.96	0.126	[137, 90, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 84, 140, 7, 138, 38, 53, 118, 95, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	280.26	24	55.55
				[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	279.86		
0.5	8	280.03	0.456	[9, 149, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 84, 140, 7, 138, 139, 54, 143, 96, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	284.26	17	56.23
				[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	279.86		
0.6	8	280.02	0.448	[9, 149, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 84, 140, 7, 138, 139, 54, 143, 96, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	284.26	23	56.90
				[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	279.86		
0.7	8	280.06	0.615	[9, 149, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 84, 140, 7, 138, 139, 54, 143, 96, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	284.26	23	57.81
				[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	279.86		
0.8	8	280.01	0.446	[9, 149, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 84, 140, 7, 138, 139, 54, 143, 96, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	284.26	27	57.89
				[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	279.86		
0.9	8	279.99	0.135	[137, 90, 148, 126, 128, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 84, 51, 7, 138, 38, 53, 118, 95, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	280.26	18	57.61
				[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	[137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106]	279.86		

El algoritmo propuesto encontró como mejor solución la configuración [137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 96, 141, 106], con pérdidas de 279.8594 kW, coincidiendo con la solución obtenida por Carreno, Romero y Padilha-Feltrin (2008) [10]. Por otro lado, los autores Swarnkar, Gupta y Niazi (2011) [62] [63] reportan pérdidas de 280.029 kW (resultado obtenido en OpenDSS con la configuración [137, 90, 148, 126, 155, 145, 144, 147, 150, 151, 135, 146, 51, 7, 138, 35, 142, 118, 95, 141, 106]), siendo su solución similar a la propuesta, con la única diferencia en la consideración del interruptor 95 en lugar del 96.

La Tabla 4.30 compara el método propuesto con otros enfoques presentados en la literatura, destacando los resultados favorables obtenidos. El método muestra una eficiencia del 28% y una desviación estándar de 0.12, lo que indica que los resultados son consistentes y cercanos entre sí, superando incluso a algoritmos propuestos recientemente.

Tabla 4.30: Resultados de diferentes métodos vistos en la literatura para el sistema 135-Barras

Método	Pérdidas Promedio (kW)	Desviación Estándar	Solución global	Mejor Solución
Método Propuesto	279.95	0.122	28	s137, s90, s148, s126, s155, s145, s144, s147, s150, s151, s135, s146, s51, s7, s138, s35, s142, s118, s96, s141, s106 279,859 kW
J.Amorim-SA (2022) [3]	279.96	0.14	22	s137, s90, s148, s126, s155, s145, s144, s147, s150, s151, s135, s146, s51, s7, s138, s35, s142, s118, s96, s141, s106 279,859 kW
Pinheiro Luiz (2022)[52]	279.97	0.0109	0	s137, s96, s138, s145, s146, s7, s150, s118, s141, s156, s53, s90, s147, s106, s51, s155, s126, s144, s151, s148, s38 279,97 kW
ANDRADE; FERREIRA, 2018[17]	279.97	0.15	17	s137, s90, s148, s126, s155, s145, s144, s147, s150, s151, s135, s146, s51, s7, s138, s35, s142, s118, s96, s141, s106 279,859 kW
ABDELAZIZ et al., 2010[2]	285.63	9.8876	0	s137, s96, s138, s145, s146, s7, s150, s118, s141, s135, s142, s90, s147, s106, s51, s155, s126, s144, s151, s148, s35 279,89 kW
JEON; KIM, 2000[28]	280.68	1.5526	0	s137, s96, s138, s145, s146, s7, s150, s118, s141, s135, s142, s90, s147, s106, s51, s155, s126, s144, s151, s148, s35 279,87 kW

4.1.7 Contrastación de la hipótesis

A. Contrastación de la hipótesis principal

Hipótesis principal: La aplicación del algoritmo Recocido Simulado mejorado en la reconfiguración de redes de distribución permitirá obtener soluciones de buena calidad en términos de minimizar pérdidas de potencia.

Contrastación: Mediante la ejecución de los seis casos de estudio, se comprobó que la aplicación del algoritmo de Recocido Simulado mejorado para la reconfiguración de redes de distribución logra resultados de alta calidad, obteniendo valores de pérdidas menores o iguales a los reportados en la literatura.

B. Contrastación de la hipótesis secundarias

Hipótesis secundaria 1: La representación y simulación de sistemas de prueba, incluidos sistemas eléctricos de distribución reales con el software OpenDSS, generará datos confiables y significativos.

Contrastación: En los seis sistemas analizados se demostró consistencia y concordancia con los resultados reportados en la literatura. La representación y simulación de los sistemas mediante el software OpenDSS permitió generar datos confiables y significativos, validando la efectividad del enfoque empleado.

Hipótesis secundaria 2: Al implementar el algoritmo Recocido Simulado mejorado en Python e integrarlo con el software OpenDSS, se logrará una mejora significativa en la eficiencia y precisión de la reconfiguración de redes de distribución.

Contrastación: Los resultados y análisis obtenidos de las simulaciones para los diferentes casos de estudio, junto con los datos presentados en las tablas, confirman la efectividad del algoritmo propuesto para generar soluciones de alta calidad, destacándose además por tiempos computacionales más eficientes en comparación con otros métodos documentados en la literatura técnica.

Hipótesis secundaria 3: La aplicación del algoritmo propuesto en los sistemas de prueba típicos demuestra ser efectiva, tanto en tiempo de convergencia como en la calidad de las soluciones globales para minimizar las pérdidas de potencia.

Contrastación: El análisis y discusión de los resultados para los sistemas de 5, 16, 33 y 69 barras demuestran la eficacia del algoritmo propuesto, alcanzando un 100 % de efectividad

en la obtención de soluciones de alta calidad con una rápida convergencia.

Hipótesis secundaria 4: La aplicación del algoritmo propuesto en sistemas de distribución reales es efectiva en cuanto a tiempo de convergencia y calidad de las soluciones globales para minimizar las pérdidas de potencia.

Contrastación: El análisis y discusión de los resultados para los sistemas reales estudiados, de 94 y 135 barras, confirmaron la eficacia del algoritmo propuesto. En el sistema de 94 barras, se alcanza un 100 % de efectividad en la obtención de soluciones de alta calidad con una rápida convergencia. Para el sistema de 135 barras, se logra una eficiencia del 28 %, con una desviación estándar de 0.122 y un valor promedio de pérdidas de 279.95 kW, evidenciando la capacidad del algoritmo para encontrar soluciones de calidad en un sistema altamente complejo. Cabe destacar que otros métodos no resultan eficientes para el sistema de 135 barras debido a su elevada complejidad.

Hipótesis secundaria 5: Los resultados del algoritmo Recocido Simulado mejorado superan significativamente a otras técnicas de optimización en términos de eficiencia y calidad de solución.

Contrastación: Se realizaron comparaciones entre los resultados obtenidos y los reportados por otras técnicas de optimización en la literatura. La evaluación incluyó la eficiencia del algoritmo en términos del tiempo computacional requerido y la calidad de las soluciones obtenidas, específicamente en la minimización de pérdidas de potencia en la red de distribución. Los resultados de los seis sistemas analizados destacan un desempeño superior, evidenciado por menores tiempos de cálculo (en segundos), reducciones en las pérdidas de potencia y una menor desviación estándar en comparación con otras técnicas de optimización. Estos hallazgos respaldan la validez de la hipótesis planteada.

CONCLUSIONES

1. En esta investigación se presenta el método de Recocido Simulado Mejorado con Enfriamiento Híbrido (ISA-HC), que incorpora una innovadora estrategia de enfriamiento en tres etapas. Las dos primeras aplican un método geométrico con un factor alfa fijo, lo que permite cambios de temperatura rápidos y graduales para explorar eficazmente el espacio de soluciones. La tercera etapa utiliza el método de Lundy & Mees, diseñado para bajas temperaturas, asegurando un enfriamiento eficiente y optimizando la aceptación de soluciones mediante la ecuación de Boltzmann.
2. La implementación de la malla espacial selectiva en los seis sistemas mejora la generación de vecinos, enfocándose en configuraciones relevantes y optimizando la búsqueda de soluciones candidatas. Para abordar el desafío de definir la temperatura inicial en el Recocido Simulado, ISA-HC propone una ecuación adaptada al tamaño del sistema, lo que reduce el impacto de esta variable en la solución final. Esta mejora se refleja de manera clara en los gráficos de comparación de métodos, especialmente en la iteración cero de los sistemas analizados.
3. Al controlar meticulosamente el proceso de enfriamiento e incorporar criterios de parada adecuados, ISA-HC minimiza el uso innecesario de recursos computacionales. Esta estrategia de optimización resulta en simulaciones más rápidas, una convergencia más ágil y una exploración de soluciones más eficiente. La velocidad de enfriamiento juega un papel crucial en la reducción del tiempo de cálculo durante la generación de vecinos, garantizando la adquisición de solo aquellos vecinos esenciales para una temperatura determinada.
4. El método propuesto presenta varias contribuciones que, directa o indirectamente, reducen el tiempo de convergencia y mejoran tanto la calidad de la solución como la eficiencia computacional. ISA-HC logra una reducción del 40 % al 70 % en el número de iteraciones y tiempos de cálculo en comparación con otros métodos, consolidando su competitividad entre las metaheurísticas. Las tablas comparativas de 100 simulaciones muestran su alta eficiencia, alcanzando consistentemente la solución reportada con una efectividad del 100 %. Los resultados sugieren que el parámetro C en la ecuación de temperatura inicial debe estar en el rango de [0.1 - 0.3].

RECOMENDACIONES

1. Se recomienda continuar la investigación para abordar la reconfiguración de redes de distribución mediante un enfoque híbrido que integre el método de Recocido Simulado como uno de sus componentes clave.
2. Dada la creciente consideración de la generación distribuida, se sugiere abordar la reconfiguración de redes de distribución incorporando su integración como un componente clave del proceso.

BIBLIOGRÁFIA

- [1] **Abd, N. H., Zobaa, A. F.** (2017). Integrated mutation strategy with modified binary pso algorithm for optimal pmus placement. *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 13, 6, 3124–3133.
- [2] **Abdelaziz, A. Y., Mohamed, F., Mekhamer, S., & Badr, M.** (2010). Distribution system reconfiguration using a modified tabu search algorithm. *Electric Power Systems Research* 80, 8, 943–953.
- [3] **Amorim, J. R.** (2022). Reconfiguração da rede de distribuição inteligente usando re-cozimento simulado. *Universidade Federal da Paraíba*.
- [4] **Azad-Farsani, E., Sardou, I. G., & Abedini, S.** (2021). Distribution network reconfiguration based on lmp at dg connected busses using game theory and self-adaptive fwa. *Energy* 215, 119146. URL disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.119146>.
- [5] **Baran, M. E., Wu, F. F.** (1989). Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. *IEEE Transactions on Power delivery* 4, 2, 1401–1407. URL disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/25627>.
- [6] **Baran, M. E., Wu, F. F.** (1989). Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. *IEEE Power Engineering Review* 9, 4, 101–102.
- [7] **Braz, H. D.** (2010). Configuração de sistemas de distribuição usando um algoritmo genético sequencial. *Universidade Federal de Campina Grande*.
- [8] **Brownlee, J.** (2011). *Clever algorithms: nature-inspired programming recipes*. pp. 175–179. Amazon-Jason Brownlee. URL disponible en: <https://www.amazon.com/Clever-Algorithms-Nature-Inspired-Programming-Recipes/dp/1446785068>.
- [9] **Caicedo, G., Díaz, J. F., Gers, J. M., & Granobles, R.** (2021). Estado del arte en reconfiguración de sistemas de distribución. Repositorio Digital Univalle. URL disponible en: <http://hdl.handle.net/10893/1370>.
- [10] **Carreno, E. M., Romero, R., & Padilha, A.** (2008). An efficient codification to solve distribution network reconfiguration for loss reduction problem. *IEEE Transactions on Power Systems* 23, 4, 1542–1551.

- [11] **Chavarría, J., Fallas, J.** (2016). Modelos de enfriamiento en recocido simulado. *Revista digital Matemática, Educación e Internet. Tecnológica de Costa Rica* 16, 2, pp. 1–14. URL disponible en: <http://funes.uniandes.edu.co/9365/>.
- [12] **Chen, E., Zhang, S., Wang, T.** (2017). Research on distribution network reconstruction based on improved simulated annealing—ant colony algorithm. In *2017 Chinese Automation Congress (CAC)*, IEEE, pp. 3575–3579. URL disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8243401>.
- [13] **Chen, J., Zhang, F., & Zhang, Y.** (2011). Distribution network reconfiguration based on simulated annealing immune algorithm. *Energy Procedia* 12, 271–277. URL disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610211018637>.
- [14] **Chiang, H. D., Jean-Jumeau, R.** (1990). Optimal network reconfigurations in distribution systems. ii. solution algorithms and numerical results. *IEEE Transactions on Power Delivery* 5, 3, 1568–1574.
- [15] **Chibante, R.** (2010). *Simulated annealing: theory with applications*. pp. 2–4. BoD—Books on Demand. URL disponible en: <https://www.amazon.com/-/es/Rui-Chibante/dp/9533071346>.
- [16] **Civanlar, S., Grainger, J.J., Yin, H., & Lee, S. S.** (1988). Distribution feeder reconfiguration for loss reduction. *IEEE Transactions on Power Delivery* 3, 3, 1217–1223.
- [17] **De Andrade, B. A., Ferreira, N. R.** (2018). Simulated annealing and tabu search applied on network reconfiguration in distribution systems. In *2018 Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos (SBSE)*, IEEE, pp. 1–6. URL disponible en: <https://doi.org/10.1109/sbse.2018.8395757>.
- [18] **Dong, J., Li, Q., & Deng, L.** (2017). Design of fragment-type antenna structure using an improved bpsso. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation* 66, 2, 564–571.
- [19] **Dowsland, K. A., Thompson, J.** (2012). Simulated annealing. *Handbook of natural computing First Edition*, pp. 1623–1655. URL disponible en: https://doi.org/10.1007/978-3-540-92910-9_49.
- [20] **Dugan, R. C., Montenegro, D.** (2020). Reference guide: The open distribution system simulator (opendss). *Electric Power Research Institute, Inc* vol. 9.0, 1–218.
- [21] **Fathy, A., El-Arini, M., & El-Bakawy, O.** (2018). An efficient methodology for optimal reconfiguration of electric distribution network considering reliability indices via binary particle swarm gravity search algorithm. *Neural computing and applications* 30, 2843–2858. URL disponible en: <https://doi.org/10.1007/s00521-017-2877-z>.
- [22] **Gallego, R., Escobar, A., Toro, E., & Romero, R.** (2015). Técnicas heurísticas y metaheurísticas de optimización. *Editorial Universidad Tecnológica de Pereira, ISBN: 9789587222074*, pp. 135–171. URL disponible en: <https://docplayer.es/6169139-Tecnicas-heuristicas-y-metaheuristicas-de-optimizacion.html>.

- [23] **Galán, J. M.** (2020). Recocido simulado [youtube video][fecha de acceso 10 de febrero del 2022]. URL disponible en: https://www.youtube.com/playlist?list=PLISRRJbf1_seR7BeZLqG-In3K8D6Oo5ef.
- [24] **Gerez, C., Silva, L. I., Belati, E. A., Sguarezi, A. J., & Costa, E. C.** (2019). Distribution network reconfiguration using selective firefly algorithm and a load flow analysis criterion for reducing the search space. *IEEE Access* 7, 67874–67888. URL disponible en: <https://doi.org/10.1109/access.2019.2918480>.
- [25] **Goldbarg, E., Goldbarg, M., & Luna, H.** (2017). *Otimização combinatória e metaheurísticas: algoritmos e aplicações*. Elsevier Brasil.
- [26] **Hamour, H., Kamel, S., Abdel-mawgoud, H., Korashy, A., & Jurado, F.** (2018). Distribution network reconfiguration using grasshopper optimization algorithm for power loss minimization. In *2018 International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST)*, IEEE, pp. 1–5. URL disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8495659>.
- [27] **Herrera, F.** (2023). Soft computing and intelligent information systems – metaheurísticas, tema 5. metaheurísticas basadas en trayectorias. *University of Granada*. URL disponible en: <https://sci2s.ugr.es/node/124>.
- [28] **Jeon, Y., Kim, J.** (2000). Network reconfiguration in radial distribution system using simulated annealing and tabu search. In *2000 IEEE Power Engineering Society Winter Meeting. Conference Proceedings (Cat. No. 00CH37077)*, vol. 4, IEEE, pp. 2329–2333. URL disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/847169>.
- [29] **Jeon, Y., Kim, J.** (2004). Application of simulated annealing and tabu search for loss minimization in distribution systems. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 26, 1, 9–18. URL disponible en: [https://doi.org/10.1016/s0142-0615\(03\)00066-8](https://doi.org/10.1016/s0142-0615(03)00066-8).
- [30] **Jeon, Y., Kim, J., Kim, J., Shin, J., & Lee, K. Y.** (2002). An efficient simulated annealing algorithm for network reconfiguration in large-scale distribution systems. *IEEE transactions on power delivery* 17, 4, 1070–1078. URL disponible en: <https://doi.org/10.1109/tpwrd.2002.803823>.
- [31] **Juárez C., José D.** (1995). *Sistemas de distribución de energía eléctrica*. Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Azcapotzalco. URL disponible en: <http://hdl.handle.net/11191/1231>.
- [32] **Kamel, S., Hamour, H., Nasrat, L., Yu, J., Xie, K., & Khasanov, M.** (2019). Radial distribution system reconfiguration for real power losses reduction by using salp swarm optimization algorithm. In *2019 IEEE Innovative Smart Grid Technologies-Asia (ISGT Asia)*, IEEE, pp. 720–725. URL disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8881446>.

- [33] **Kersting, W. H.** (2018). Distribution system modeling and analysis. In *Electric power generation, transmission, and distribution*, pp. 1-9. CRC press, pp. 26–1. URL disponible en: <https://www.amazon.com/Distribution-Modeling-Analysis-William-Kersting/dp/1498772137>.
- [34] **Khodr, H., Martinez, J., Matos, M., & Pereira, J.** (2009). Distribution systems reconfiguration based on opf using benders decomposition. *IEEE Transactions on Power Delivery* 24, 4, 2166–2176. URL disponible en: <https://doi.org/10.1109/tpwrd.2009.2027510>.
- [35] **Kirkpatrick, S., Gelatt, C., & Vecchi, M.** (1987). Readings in computer vision: issues, problems, principles, and paradigms. *Optimization by simulated annealing*. Morgan Kaufmann, San Francisco, 606–615. URL disponible en: <https://doi.org/10.1016/b978-0-08-051581-6.50059-3>.
- [36] **Koziel, S., Rojas, A. L., & Moskwa, S.** (2018). Power loss reduction through distribution network reconfiguration using feasibility-preserving simulated annealing. In *2018 19th International Scientific Conference on Electric Power Engineering (EPE)*, IEEE, pp. 1–5. URL disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8396016>.
- [37] **Lavorato, M., Franco, J. F., Rider, M. J., & Romero, R.** (2011). Imposing radiality constraints in distribution system optimization problems. *IEEE Transactions on Power Systems* 27, 1, 172–180.
- [38] **Mantovani, J. R., Casari, F., & Romero, R.** (2000). Reconfiguração de sistemas de distribuição radiais utilizando o critério de queda de tensão. *Controle and Automacao*, 150–159.
- [39] **Mishra, S., Das, D., & Paul, S.** (2017). A comprehensive review on power distribution network reconfiguration. *Springer-Energy Systems* 8, 227–284. URL disponible en: [10.1007/s12667-016-0195-7](https://doi.org/10.1007/s12667-016-0195-7).
- [40] **Montenegro, D.** (2019). Introduction to the next generation of distribution analysis tools - summer course d1. *Electric Power Research Institute, Inc*, 1–105.
- [41] **Nafisi, H., Farahani, V., Askarian, H., & Abedi, M.** (2015)). Optimal daily scheduling of reconfiguration based on minimisation of the cost of energy losses and switching operations in microgrids. *IET Generation, Transmission & Distribution* 9, 6, 513–522. URL disponible en: <https://digital-library.theiet.org/content/journals/10.1049/iet-gtd.2014.0612>.
- [42] **Nguyen, T. T., Nguyen, T. T., & Le, B.** (2021). Optimization of electric distribution network configuration for power loss reduction based on enhanced binary cuckoo search algorithm. *Computers & Electrical Engineering* 90, 106893. URL disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0045790620307461>.

- [43] **Nguyen, T. T., Nguyen, T. T., & Le, B.** (2021). Optimization of electric distribution network configuration for power loss reduction based on enhanced binary cuckoo search algorithm. *Computers & Electrical Engineering* 90, 106893.
- [44] **Nguyen, T. T., Nguyen, T. T.** (2019). An improved cuckoo search algorithm for the problem of electric distribution network reconfiguration. *Applied Soft Computing* 84, 105720. URL disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105720>.
- [45] **Niknam, T., Azadfarsani, E., & Jabbari, M.** (2012). A new hybrid evolutionary algorithm based on new fuzzy adaptive pso and nm algorithms for distribution feeder reconfiguration. *Energy Conversion and Management* 54, 1, 7–16.
- [46] **Otone, M., Regis, G., & Freitas, R.** (2018). Introdução aos métodos heurísticos de otimização com python_2018. *ResearchGate*, ISBN: 978-85-61890-99-5 1 Edition, pp. 163–173.
- [47] **Pansini, A. J.** (2020). *Guide to electrical power distribution systems*, sixth ed. pp. 1-10. River Publishers. URL disponible en: <https://doi.org/10.1201/9781003151166>.
- [48] **Pegado, R., Ñaupari, Z., Molina, Y., & Castillo, C.** (2019). Radial distribution network reconfiguration for power losses reduction based on improved selective bpsos. *Electric Power Systems Research* 169, 206–213. URL disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378779618304279>.
- [49] **Pegado, R.** (2019). Reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica usando otimização por enxame de partículas aprimorado. Master's thesis, Universidade Federal da Paraíba. URL disponible en: <https://repositorio.ufpb.br/jspui/handle/123456789/17174>.
- [50] **Pereira, F.** (2010). *Reconfiguração ótima de sistemas de distribuição de energia elétrica baseado no comportamento de colônias de formigas*. PhD thesis, Universidade de São Paulo. URL disponible en: <https://teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18154/tde-28042010-151514/pt-br.php>.
- [51] **Pereira, F. S., Vittori, K., & da Costa, G. R. M.** (2008). Ant colony based method for reconfiguration of power distribution system to reduce losses. In *2008 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America*, pp. 1–5.
- [52] **Pinheiro, L.** (2022). Reconfiguração de redes de distribuição utilizando algoritmo de busca tabu. Master's thesis. URL disponible en: <https://repositorio.ufpb.br/jspui/handle/123456789/22834>.
- [53] **Sallam, A. A., Malik, O. P.** (2018). *Electric distribution systems*, 2nd ed. pp. 3–30. John Wiley & Sons. URL disponible en: <https://www.wiley.com/en-us/Electric+Distribution+Systems%2C+2nd+Edition-p-9781119509325>.

- [54] **Savier, J. S., Das, D.** (2007). Impact of network reconfiguration on loss allocation of radial distribution systems. *IEEE Transactions on Power Delivery* 22, 4, 2473–2480.
- [55] **Sexauver, J.** (2012). New user primer: The open distribution system simulator (opendss). *Electric Power Research Institute, Inc* vol. 7.6, 1–35.
- [56] **Shahnia, F., Arefi, A., & Ledwich, G.** (2018). *Electric distribution network planning*, vol. 400 pp. 1-5. Springer. URL disponible en: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-981-10-7056-3>.
- [57] **Silveira, C. B., Tabares, A., Faria, L. T., & Franco, J. F.** (2021). Mathematical optimization versus metaheuristic techniques: A performance comparison for reconfiguration of distribution systems. *Electric Power Systems Research* 196, 107272. URL disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2021.107272>.
- [58] **Simeon, F. J.** (2022). Tesis de maestria [fecha de acceso 03 de mayo de 2023]. Repositorio GitHub. URL disponible en: <https://github.com/FranklinSimPuc/TESIS-MAESTRIA.git>.
- [59] **Souza, S., Romero, R., Pereira, J., & Saraiva, J. T.** (2016). Artificial immune algorithm applied to distribution system reconfiguration with variable demand. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 82, 561–568. URL disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2016.04.038>.
- [60] **Souza, S., Romero, R., Pereira, J., & Saraiva, J. T.** (2016). Reconfiguration of radial distribution systems with variable demands using the clonal selection algorithm and the specialized genetic algorithm of chu–beasley. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems* 27, 6, 689–701. URL disponible en: <https://doi.org/10.1007/s40313-016-0268-9>.
- [61] **Su, C., Lee, C.** (2003). Network reconfiguration of distribution systems using improved mixed-integer hybrid differential evolution. *IEEE Transactions on power delivery* 18, 3, 1022–1027. URL disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1208393>.
- [62] **Swarnkar, A., Gupta, N., & Niazi, K.** (2011). A novel codification for meta-heuristic techniques used in distribution network reconfiguration. *Electric Power Systems Research* 81, 7, 1619–1626.
- [63] **Swarnkar, A., Gupta, N., & Niazi, K. R.** (2011). Adapted ant colony optimization for efficient reconfiguration of balanced and unbalanced distribution systems for loss minimization. *Swarm and Evolutionary Computation* 1, 3, 129–137.
- [64] **Taco, V. G.** (2012). Análisis en los primarios de distribución de las subestaciones: no. 02, no. 10, no. 12, no. 32 y no. 53 pertenecientes a la empresa eléctrica quito sa para reducir pérdidas - capítulo 1 pérdidas en distribución de energía eléctrica. B.S. thesis. URL disponible en: <http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/1898>.

- [65] **Talbi, E.** (2009). *Metaheuristics: from design to implementation.* pp. 126–139. John Wiley & Sons. URL disponible en: <https://www.wiley.com/en-us/Metaheuristics:+From+Design+to+Implementation+-p-9780470496909>.
- [66] **Tama, G. A.** (2013). Las pérdidas de energía eléctrica. *Artículo de Revista. Sección Energía. Ed. 33 - Ecuador.* URL disponible en: <http://www.dspace.espol.edu.ec/handle/123456789/25745>.
- [67] **Zäpfel, G., Braune, R., & Bögl, M.** (2010). Metaheuristic search concepts: A tutorial with applications to production and logistics. *Springer Science & Business Media*, pp. 112–119. URL disponible en: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-642-11343-7>.
- [68] **Zhang, J., Li, Z., & Wang, B.** (2021). Within-day rolling optimal scheduling problem for active distribution networks by multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition integrating with thought of simulated annealing. *Energy* 223, 120027. URL disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.120027>.

ANEXOS

ANEXO A: DATOS DE LOS SISTEMAS ELÉCTRICOS

A.1 Sistema de 5 barras

Tabla A.1: Datos de Barra del Sistema de 5-Barras

Barra	PI (p.u.)	QI (p.u.)
1	0	0
2	1,28	1,28
3	0,32	0,16
4	1,6	0,8
5	0,74	0,37

Tabla A.2: Datos de Línea del Sistema de 5-Barras

Línea	Barra (De)	Barra (Para)	R (p.u.)	XI (p.u.)
1	1	2	0,0066	0,0033
2	1	3	0,0016	0,0006
3	2	3	0,0003	0,0002
4	2	4	0,0051	0,0005
5	3	4	0,0005	0,0005
6	3	5	0,0027	0,0012
7	4	5	0,0033	0,0015

A.2 Sistema de 16 barras

Tabla A.3: Datos de Capacitor en las barras del Sistema de 16-Barras

Barra	Capacitor (kVAr)
5	1100
6	1200
9	1200
11	600
12	3700
14	1800
16	1800

Tabla A.4: Datos de las cargas del Sistema de 16-Barras

Barra	PI (kW)	QI (kVAr)
4	2000	1600
5	3000	1500
6	2000	800
7	1500	1200
8	4000	2700
9	5000	3000
10	1000	900
11	600	100
12	4500	2000
13	1000	900
14	1000	700
15	1000	900
16	2100	1000

Tabla A.5: Datos de Línea del Sistema de 16-Barras

Linea	Barra (De)	Barra (Para)	R (p.u.)	XI (p.u.)
1	1	4	0.39675	0.529
2	4	5	0.4232	0.5819
3	4	6	0.4761	0.9522
4	6	7	0.2116	0.2116
5	2	8	0.5819	0.5819
6	8	9	0.4232	0.5819
7	8	10	0.5819	0.5819
8	9	11	0.5819	0.5819
9	9	12	0.4232	0.5819
10	3	13	0.5819	0.5819
11	13	14	0.4761	0.6348
12	13	15	0.4232	0.5819
13	15	16	0.2116	0.2116
14	5	11	0.2116	0.2116
15	10	14	0.2116	0.2116
16	7	16	0.4761	0.6348

A.3 Sistema de 33 barras

Tabla A.6: Datos del sistema 33-Barras

Línea	Barra (De)	Barra (Para)	R (Ohm/km)	Xl (Ohm/km)	I _{max} (A)	P _I (kW) Barra Para	Q _I (kvar) Barra Para
1	1	2	0.0922	0.047	1000	100	60
2	2	3	0.493	0.2511	1000	90	40
3	3	4	0.3660	0.1864	1000	120	80
4	4	5	0.3811	0.1941	1000	60	30
5	5	6	0.8190	0.7070	1000	60	20
6	6	7	0.1872	0.6188	1000	200	100
7	7	8	0.7114	0.2351	1000	200	100
8	8	9	1.0300	0.7400	1000	60	20
9	9	10	1.0440	0.7400	1000	60	20
10	10	11	0.1966	0.0650	1000	45	30
11	11	12	0.3744	0.1238	1000	60	35
12	12	13	1.4680	1.1550	1000	60	35
13	13	14	0.5416	0.7129	1000	120	80
14	14	15	0.5910	0.5260	1000	60	10
15	15	16	0.7463	0.5450	1000	60	20
16	16	17	1.2890	1.7210	1000	60	20
17	17	18	0.7320	0.5740	1000	90	40
18	2	19	0.1640	0.1565	1000	90	40
19	19	20	1.5042	1.3554	1000	90	40
20	20	21	0.4095	0.4784	1000	90	40
21	21	22	0.7089	0.9373	1000	90	40
22	3	23	0.4512	0.3083	1000	90	50
23	23	24	0.8980	0.7091	1000	420	200
24	24	25	0.8960	0.7011	1000	420	200
25	6	26	0.2030	0.1034	1000	60	25
26	26	27	0.2842	0.1447	1000	60	25
27	27	28	1.0590	0.9337	1000	60	20
28	28	29	0.8042	0.7006	1000	120	70
29	29	30	0.5075	0.2585	1000	200	600
30	30	31	0.9744	0.9630	1000	150	70
31	31	32	0.3105	0.3619	1000	210	100
32	32	33	0.3410	0.5302	1000	60	40
33	8	21	2.0000	2.0000	1000		
34	9	15	2.0000	2.0000	1000		
35	12	22	2.0000	2.0000	1000		
36	18	33	0.5000	0.5000	1000		
37	25	29	0.5000	0.5000	1000		

A.4 Sistema de 69 barras

Tabla A.7: Datos del Sistema de 69 Barras

Linea	Barra	Barra	R	XI	Carga	
	(De)	(Para)	(Ω \km)	(Ω \km)	Barra (Para)	
					P _I (kW)	Q _I (kvar)
1	1	2	0,0005	0,0012	0	0
2	2	3	0,0005	0,0012	0	0
3	3	4	0,0015	0,0036	0	0
4	4	5	0,0251	0,0294	0	0
5	5	6	0,3660	0,1864	2,6	2,2
6	6	7	0,3811	0,1941	40,4	30
7	7	8	0,0922	0,0470	75	54
8	8	9	0,0493	0,0251	30	22
9	9	10	0,8190	0,2707	28	19
10	10	11	0,1872	0,0619	145	104
11	11	12	0,7114	0,2351	145	104
12	12	13	1,03	0,34	8	5
13	13	14	1,044	0,345	8	5,5
14	14	15	1,058	0,3496	0	0
15	15	16	0,1966	0,065	45,5	30
16	16	17	0,3744	0,1238	60	35
17	17	18	0,0047	0,00116	60	35
18	18	19	0,3276	0,1083	0	0
19	19	20	0,2106	0,069	1	0,6
20	20	21	0,3416	0,1129	114	81
21	21	22	0,014	0,0046	5	3,5
22	22	23	0,1591	0,0526	0	0
23	23	24	0,3463	0,1145	28	20
24	24	25	0,7488	0,2475	0	0
25	25	26	0,3089	0,1021	14	10
26	26	27	0,1732	0,0572	14	10
27	3	28	0,0044	0,0108	26	18,6
28	28	29	0,064	0,1565	26	18,6
29	29	30	0,3978	0,1315	0	0
30	30	31	0,0702	0,0232	0	0
31	31	32	0,351	0,116	0	0
32	32	33	0,839	0,2816	14	10
33	33	34	1,708	05646	19,5	14

Tabla A.7: Datos del Sistema de 69 Barras (*continuación*)

Línea	Barra (De)	Barra (Para)	R (Ω /km)	XI (Ω /km)	Carga	
					PI (kW)	QI (kvar)
34	34	35	1,474	0,4873	6	4
35	3	36	0,0044	0,0108	26	18,55
36	36	37	0,064	0,1565	26	18,55
37	37	38	0,1053	0,123	0	0
38	38	39	0,0304	0,0355	24	17
39	39	40	0,0018	0,0021	24	17
40	40	41	0,7283	0,8509	1,2	1,0
41	41	42	0,3100	0,3623	0	0
42	42	43	0,041	0,0478	6	4,3
43	43	44	0,0092	0,0116	0	0
44	44	45	0,1089	0,1373	39,22	26,3
45	45	46	0,009	0,0012	39,22	26,3
46	4	47	0,0034	0,0084	0	0
47	47	48	0,0851	0,2083	79	56,4
48	48	49	0,2898	0,7091	384,7	274,5
49	49	50	0,0822	0,2011	384,7	274,5
50	8	51	0,0928	0,0473	40,5	28,3
51	51	52	0,3319	0,114	3,6	2,7
52	9	53	0,174	0,0886	4,35	3,5
53	53	54	0,203	0,1034	26,4	19
54	54	55	0,2842	0,1447	24	17,2
55	55	56	0,2813	0,1433	0	0
56	56	57	1,59	0,5337	0	0
57	57	58	0,7837	0,263	0	0
58	58	59	0,3042	0,1006	100	72
59	59	60	0,3861	0,1172	0	0
60	60	61	0,5075	0,2585	1244	888
61	61	62	0,0974	0,0496	32	23
62	62	63	0,145	0,0738	0	0
63	63	64	0,7105	0,3619	227	162
64	64	65	1,041	0,5302	59	42
65	11	66	0,2012	0,0611	18	13
66	66	67	0,0047	0,0014	18	13
67	12	68	0,7394	0,2444	28	20
68	68	69	0,0047	0,0016	28	20
69	11	43	0,5	0,5		
70	13	21	0,5	0,5		
71	15	46	1	0,5		
72	50	59	2	1		
73	27	65	1	0,5		

A.5 Sistema de 94 barras

Tabla A.8: Datos del Sistema 94-barras

Línea	Barra (De)	Barra (Para)	R (Ω /k)	XI (Ω /km)	Imax (A)	Carga Barra (Para)	
						PI (MW)	QI (Mvar)
FA		A				0	0
FB		B				0	0
FC		C				0	0
FD		D				0	0
FE		E				0	0
FF		F				0	0
FG		G				0	0
FH		H				0	0
FI		I				0	0
FJ		J				0	0
FK		K				0	0
1	A	1	0,194400	0,662400	10000	0,00	0,00
2	1	2	0,209600	0,430400	10000	0,10	0,05
3	2	3	0,235800	0,484200	10000	0,30	0,20
4	3	4	0,091700	0,188300	10000	0,35	0,25
5	4	5	0,209600	0,430400	10000	0,22	0,10
6	5	6	0,039300	0,080700	10000	1,10	0,80
7	6	7	0,040500	0,138000	10000	0,40	0,32
8	7	8	0,104800	0,215200	10000	0,30	0,20
9	7	9	0,235800	0,484200	10000	0,30	0,23
10	7	10	0,104800	0,215200	10000	0,30	0,26
11	B	11	0,078600	0,161400	10000	0,00	0,00
12	11	12	0,340600	0,694400	10000	1,20	0,80
13	12	13	0,026200	0,053800	10000	0,80	0,60
14	12	14	0,078600	0,161400	10000	0,70	0,50
15	C	15	0,113400	0,386400	10000	0,00	0,00
16	15	16	0,052400	0,107600	10000	0,30	0,15
17	16	17	0,052400	0,107600	10000	0,50	0,35
18	17	18	0,157200	0,322800	10000	0,70	0,40
19	18	19	0,039300	0,080700	10000	1,20	1,00
20	19	20	0,170300	0,349700	10000	0,30	0,30
21	20	21	0,235800	0,484200	10000	0,40	0,35
22	21	22	0,157200	0,322800	10000	0,05	0,02
23	21	23	0,196500	0,403500	10000	0,05	0,02
24	23	24	0,131000	0,269000	10000	0,05	0,01
25	D	25	0,056700	0,193200	10000	0,05	0,03
26	25	26	0,104800	0,215200	10000	0,10	0,06
27	26	27	0,248900	0,511100	10000	0,10	0,07
28	27	28	0,048600	0,165600	10000	1,80	1,30
29	28	29	0,131000	0,269000	10000	0,20	0,12
30	E	30	0,196500	0,396000	10000	0,00	0,00
31	30	31	0,131000	0,269000	10000	1,80	1,60
32	31	32	0,131000	0,269000	10000	0,20	0,15
33	32	33	0,026200	0,053800	10000	0,20	0,10
34	33	34	0,170300	0,349700	10000	0,80	0,60
35	34	35	0,052400	0,107600	10000	0,10	0,06
36	35	36	0,497800	1,022200	10000	0,10	0,06
37	36	37	0,039300	0,080700	10000	0,02	0,01
38	37	38	0,039300	0,080700	10000	0,02	0,01
39	38	39	0,078600	0,161400	10000	0,02	0,01

Tabla A.8: Datos del Sistema 94-barras (*continuación*)

Línea	Barra	Barra	R (Ω \k)	XI (Ω \km)	I _{max} (A)	Carga	
	(De)	(Para)				Barra (Para)	P _I (MW)
							Q _I (Mvar)
40	39	40	0,209600	0,430400	10000	0,02	0,01
41	38	41	0,196500	0,403500	10000	0,20	0,16
42	41	42	0,209600	0,430400	10000	0,05	0,03
43	F	43	0,048600	0,165600	10000	0,00	0,00
44	43	44	0,039300	0,080700	10000	0,03	0,02
45	44	45	0,131000	0,269000	10000	0,80	0,70
46	45	46	0,235800	0,484200	10000	0,20	0,15
47	G	47	0,243000	0,828000	10000	0,00	0,00
48	47	48	0,065500	0,134500	10000	0,00	0,00
49	48	49	0,065500	0,134500	10000	0,00	0,00
50	49	50	0,039300	0,080700	10000	0,20	0,16
51	50	51	0,078600	0,161400	10000	0,80	0,60
52	51	52	0,039300	0,080700	10000	0,50	0,30
53	52	53	0,078600	0,161400	10000	0,50	0,35
54	53	54	0,052400	0,107600	10000	0,50	0,30
55	54	55	0,131000	0,269000	10000	0,20	0,08
56	H	56	0,226800	0,772800	10000	0,00	0,00
57	56	57	0,537100	1,102900	10000	0,03	0,02
58	57	58	0,052400	0,107600	10000	0,60	0,42
59	58	59	0,040500	0,138000	10000	0,00	0,00
60	59	60	0,039300	0,080700	10000	0,02	0,01
61	60	61	0,026200	0,053800	10000	0,02	0,01
62	61	62	0,104800	0,215200	10000	0,20	0,13
63	62	63	0,235800	0,484200	10000	0,30	0,24
64	63	64	0,024300	0,082800	10000	0,30	0,20
65	I	65	0,048600	0,165600	10000	0,00	0,00
66	65	66	0,170300	0,349700	10000	0,05	0,03
67	66	67	0,121500	0,414000	10000	0,00	0,00
68	67	68	0,218700	0,745200	10000	0,40	0,36
69	68	69	0,048600	0,165600	10000	0,00	0,00
70	69	70	0,072900	0,248400	10000	0,00	0,00
71	70	71	0,056700	0,193200	10000	2,00	1,50
72	71	72	0,026200	0,052800	10000	0,20	0,15
73	J	73	0,324000	1,104000	10000	0,00	0,00
74	73	74	0,032400	0,110400	10000	0,00	0,00
75	74	75	0,056700	0,193200	10000	1,20	0,95
76	75	76	0,048600	0,165600	10000	0,30	0,18
77	K	77	0,251100	0,855600	10000	0,00	0,00
78	77	78	0,129600	0,441600	10000	0,40	0,36
79	78	79	0,048600	0,165600	10000	2,00	1,30
80	79	80	0,131000	0,264000	10000	0,20	0,14
81	80	81	0,131000	0,264000	10000	0,50	0,36
82	81	82	0,091700	0,188300	10000	0,10	0,03
83	82	83	0,314400	0,645600	10000	0,40	0,36
84	5	55	0,131000	0,269000	10000	0	0
85	7	60	0,131000	0,269000	10000	0	0
86	11	43	0,131000	0,269000	10000	0	0
87	12	72	0,340600	0,699400	10000	0	0
88	13	76	0,458500	0,941500	10000	0	0
89	14	18	0,537100	1,082400	10000	0	0
90	16	26	0,091700	0,188300	10000	0	0
91	20	83	0,078600	0,161400	10000	0	0
92	28	32	0,052400	0,107600	10000	0	0
93	29	39	0,078600	0,161400	10000	0	0
94	34	46	0,026200	0,053800	10000	0	0
95	40	42	0,196500	0,403500	10000	0	0
96	53	64	0,039300	0,080700	10000	0	0

A.6 Sistema de 135 barras

Tabla A.9: Datos del Sistema de 135 Barras

Linea	Barra	Barra	R	XI	Carga	
	(De)	(Para)	(Ω\km)	(Ω\km)	Barra (Para)	
					P1 (kW)	Q1 (kvar)
1	0	1	0,33205	0,76653	0	0
2	1	2	0,00188	0,00433	47,780	19,009
3	2	3	0,22324	0,51535	42,551	16,929
4	3	4	0,09943	0,22953	87,022	34,622
5	4	5	0,15571	0,35945	311,310	123,855
6	5	6	0,16321	0,37677	148,869	59,228
7	6	7	0,11444	0,26417	238,672	94,956
8	6	9	0,05675	0,05666	62,299	24,786
9	9	10	0,52124	0,27418	124,598	49,571
10	9	12	0,10877	0,10860	140,175	55,768
11	12	13	0,39803	0,20937	116,813	4,6474
12	12	15	0,91744	0,31469	249,203	99,145
13	12	17	0,11823	0,11805	291,447	115,952
14	17	18	0,50228	0,26421	303,720	120,835
15	17	20	0,05675	0,05666	215,396	85,695
16	20	21	0,29379	0,15454	198,586	79,007
17	0	24	0,33205	0,76653	0	0
18	24	25	0,00188	0,00433	0	0
19	25	26	0,22324	0,51535	0	0
20	26	27	0,10881	0,25118	30,127	14,729
21	27	28	0,71078	0,37388	230,972	112,920
22	27	29	0,18197	0,42008	60,256	29,458
23	29	30	0,30326	0,15952	230,972	112,920
24	29	32	0,02439	0,05630	120,507	58,915
25	32	33	0,04502	0,10394	0	0
26	33	34	0,01876	0,04331	56,981	27,857
27	34	35	0,11823	0,11805	364,665	178,281
28	35	36	0,02365	0,02361	0	0
29	36	37	0,18954	0,09970	124,647	60,939
30	37	38	0,39803	0,20937	56,981	27,857
31	36	39	0,05675	0,05666	0	0
32	39	40	0,09477	0,04985	85,473	41,787
33	40	41	0,41699	0,21934	0	0
34	41	42	0,11372	0,05982	396,735	193,96

Tabla A.9: Datos del Sistema de 135 Barras (*continuación*)

Linea	Barra	Barra	R	X1	Carga	
	(De)	(Para)	(\km)	(\km)	Barra (Para)	
					P1 (kW)	Q1 (kvar)
35	39	43	0,07566	0,07555	0	0
36	43	44	0,36960	0,19442	181,152	88,563
37	44	45	0,26536	0,13958	242,172	118,395
38	43	46	0,05675	0,05666	75,316	36,821
39	0	48	0,33205	0,76653	0	0
40	48	49	0,11819	0,27283	1,254	0,531
41	49	50	2,96288	1,01628	6,274	2,660
42	49	51	0,00188	0,00433	0	0
43	51	52	0,06941	0,16024	117,880	49,971
44	52	53	0,81502	0,42872	62,668	26,566
45	52	54	0,06378	0,14724	172,285	73,034
46	54	55	0,13132	0,30315	458,556	194,388
47	55	56	0,06191	0,14291	262,962	111,473
48	56	57	0,11444	0,26417	235,761	99,942
49	57	58	0,28374	0,28331	0	0
50	58	59	0,28374	0,28331	109,215	46,298
51	57	61	0,04502	0,10394	0	0
52	61	62	0,02626	0,06063	72,809	30,865
53	62	63	0,06003	0,13858	258,473	109,570
54	63	64	0,03002	0,06929	69,169	29,322
55	64	65	0,02064	0,04764	21,843	9,260
56	62	67	0,10881	0,25118	0	0
57	67	68	0,25588	0,13460	20,527	8,702
58	68	69	0,41699	0,21934	150,548	63,819
59	69	70	0,50228	0,26421	220,687	93,552
60	70	71	0,33170	0,17448	92,384	39,163
61	71	72	0,20849	0,10967	0	0
62	56	73	0,13882	0,32047	226,693	96,098
63	0	75	0,00750	0,01732	0	0
64	75	76	0,27014	0,62362	294,016	116,974
65	76	78	0,33018	0,88346	83,015	33,028
66	77	80	0,32830	0,76220	83,015	33,028
67	78	81	0,17072	0,75787	103,770	41,285
68	80	82	0,55914	0,39409	176,408	70,184
69	81	83	0,05816	0,29412	83,015	33,028
70	81	84	0,70130	0,13425	217,917	86,698

Tabla A.9: Datos del Sistema de 135 Barras (*continuación*)

Linea	Barra	Barra	R	X1	Carga	
	(De)	(Para)	(\km)	(\km)	Barra (Para)	
					P1 (kW)	Q1 (kvar)
71	83	85	1,02352	0,36890	23,294	9,267
72	84	86	0,06754	0,53839	5,075	2,019
73	83	87	1,32352	0,15591	72,638	28,899
74	86	121	0,01126	0,45397	405,990	161,523
75	0	122	0,72976	0,02598	0	0
76	121	123	0,22512	1,68464	100,182	42,468
77	122	124	0,20824	0,51968	142,523	60,417
78	123	125	0,04690	0,48071	96,042	40,713
79	124	127	0,61950	0,10827	300,454	127,366
80	125	128	0,34049	0,61857	141,238	59,873
81	127	129	0,56862	0,33998	279,847	118,631
82	128	130	0,10877	0,29911	87,312	37,013
83	128	131	0,56862	0,10860	243,849	103,371
84	130	133	0,01126	0,29911	247,750	105,025
85	0	134	0,41835	0,02598	0	0
86	133	135	0,10499	0,96575	89,878	38,101
87	134	136	0,43898	0,13641	1137,280	482,108
88	134	137	0,07520	1,01338	458,339	194,296
89	136	138	0,07692	0,02579	385,197	163,290
90	137	139	0,33205	0,17756	0	0
91	138	141	0,08442	0,76653	79,608	33,747
92	139	142	0,13320	0,19488	87,312	37,013
93	141	143	0,29320	0,30748	0	0
94	142	144	0,21753	0,29276	74,001	31,370
95	143	145	0,26482	0,21721	232,050	98,369
96	144	76	0,27014	0,26443	141,819	60,119
97	142	146	0,10318	0,23819	0	0
98	146	147	0,13507	0,31181	76,449	32,408
99	0	148	0,00938	0,02165	0	0
100	148	149	0,16884	0,38976	51,322	21,756
101	149	150	0,11819	0,27283	59,874	25,381
102	150	152	2,28608	0,78414	9,065	3,843
103	150	153	0,45587	1,05236	2,092	0,887
104	153	154	0,69600	1,60669	16,735	7,094
105	154	155	0,45774	1,05669	1,506,522	638,634
106	155	156	0,20298	0,26373	313,023	132,694

Tabla A.9: Datos del Sistema de 135 Barras (*continuación*)

Linea	Barra	Barra	R	X1	Carga	
	(De)	(Para)	(\km)	(\km)	Barra (Para)	
					P1 (kW)	Q1 (kvar)
107	156	157	0,21348	0,27737	79,831	33,842
108	157	158	0,54967	0,28914	51,322	21,756
109	158	159	0,54019	0,28415	0	0
110	157	160	0,04550	0,05911	202,435	85,815
111	160	162	0,47385	0,24926	60,823	25,784
112	162	163	0,86241	0,45364	45,618	19,338
113	163	164	0,56862	0,29911	0	0
114	158	200	0,77711	0,40878	157,070	66,584
115	200	201	1,08038	0,56830	0	0
116	159	202	1,09933	0,57827	250,148	106,041
117	202	203	0,47385	0,24926	0	0
118	154	204	0,32267	0,74488	69,809	29,593
119	204	205	0,14633	0,33779	32,072	13,596
120	205	206	0,12382	0,28583	61,084	25,894
121	0	207	0,01126	0,02598	0	0
122	207	208	0,64910	1,49842	94,622	46,260
123	208	209	0,04502	0,10394	49,858	24,375
124	209	210	0,52640	0,18056	123,164	60,214
125	209	211	0,02064	0,04764	78,350	38,304
126	211	212	0,53071	0,27917	145,475	71,121
127	211	214	0,09755	0,22520	21,369	10,447
128	214	215	0,11819	0,27283	74,789	36,564
129	214	217	0,13882	0,32047	227,926	111,431
130	217	218	0,04315	0,09961	35,614	17,411
131	218	219	0,09192	0,21220	249,295	121,877
132	219	220	0,16134	0,37244	316,722	154,842
133	220	221	0,37832	0,37775	333,817	163,199
134	221	222	0,39724	0,39664	249,295	121,877
135	222	223	0,29320	0,29276	0	0
136	7	86	0,13132	0,30315		
137	10	32	0,26536	0,13958		
138	20	130	0,14187	0,14166		
139	46	223	0,08512	0,08499		
140	33	61	0,04502	0,10394		
141	59	145	0,14187	0,14166		
142	65	147	0,14187	0,14166		

Tabla A.9: Datos del Sistema de 135 Barras (*continuación*)

Linea	Barra	Barra	R	X1	Carga	
	(De)	(Para)	(\km)	(\km)	Barra (Para)	
					P1 (kW)	Q1 (kvar)
143	73	206	0,03940	0,09094		
144	78	125	0,12944	0,29882		
145	125	219	0,01688	0,03898		
146	131	223	0,33170	0,17448		
147	139	154	0,14187	0,14166		
148	138	217	0,07692	0,17756		
149	138	153	0,07692	0,17756		
150	141	154	0,07692	0,17756		
151	141	220	0,07692	0,17756		
152	145	206	0,26482	0,26443		
153	160	56	0,49696	0,64567		
154	212	122	0,17059	0,08973		
155	215	123	0,05253	0,12126		
156	223	147	0,29320	0,29276		