



¡ POSGRADOS !

MAESTRÍA EN MÉTODOS MATEMÁTICOS Y SIMULACIÓN NUMÉRICA EN INGENIERÍA

RPC-SO-42-NO.769-2019

OPCIÓN DE TITULACIÓN:
PROYECTOS DE DESARROLLO

TEMA:
OPTIMIZACIÓN MULTI-OBJETIVO
BIO-INSPIRADA APLICADA AL
DESPACHO DE POTENCIA EN
GENERADORES ELÉCTRICOS

AUTOR(ES)
ELSA ROCÍO AREQUIPA QUISHPE
DAVID SANTIAGO AYABACA LANDI

DIRECTOR:
DIEGO ROMÁN CABRERA MENDIETA

CUENCA – ECUADOR
2022



Autores:**Elsa Rocío Arequipa Quishpe**

Licenciada en Ciencias de la Educación: Mención Matemática y Física.

Candidata a Magíster en Métodos Matemáticos y Simulación Numérica en Ingeniería por la Universidad Politécnica Salesiana - Sede Quito.

earequipaq@est.ups.edu.ec.

**David Santiago Ayabaca Landi**

Ingeniero Eléctrico, Mención Sistemas Eléctricos de Potencia.

Candidato a Magíster en Métodos Matemáticos y Simulación Numérica en Ingeniería por la Universidad Politécnica Salesiana - Sede Cuenca.

dayabacal@est.ups.edu.ec.

Dirigido por:**Diego Román Cabrera Mendieta**

Ingeniero Electrónico.

Master Universitario en Lógica, Computación e Inteligencia Artificial.

Doctor dentro del Programa Ingeniería Informática.

dcabrera@est.ups.edu.ec

Todos los derechos reservados.

Queda prohibida, salvo excepción prevista en la Ley, cualquier forma de reproducción, distribución, comunicación pública y transformación de esta obra para fines comerciales, sin contar con autorización de los titulares de propiedad intelectual. La infracción de los derechos mencionados puede ser constitutiva de delito contra la propiedad intelectual. Se permite la libre difusión de este texto con fines académicos investigativos por cualquier medio, con la debida notificación a los autores.

DERECHOS RESERVADOS

2022 © Universidad Politécnica Salesiana.

CUENCA – ECUADOR – SUDAMÉRICA

ELSA ROCÍO AREQUIPA QUISHPE

DAVID SANTIAGO AYABACA LANDI

Optimización multi-objetivo bio-inspirada aplicada al despacho de potencia en generadores eléctricos

DEDICATORIAS

Este trabajo se lo dedico a mis padres, a mis hermanos, son las personas que siempre me han apoyado y que han forjado en mi valores de respeto y educación, gracias por su esfuerzo y su sacrificio.

Gracias madre Alegría, se que en algún punto de esta inmensa galaxia estás guiando mi camino, “cuántas horas has pasado escuchándome hablar, relatando mis proyectos y mi forma de pensar, no creas que no agradezco lo que tú has hecho por mí”, Te amo mucho.

Gracias a todo el personal de la Universidad Politécnica Salesiana por su apoyo, orientación y excelencia académica.

David Santiago Ayabaca Landi.

Al regalo más grande que Dios me otorgó, mis hijos Roger, Josué y Pablito en quienes se cumple su Palabra Salmo 127:3-5, ustedes con su sonrisa y abrazos me motivan a cumplir mis metas, les amo mucho; recuerden trabajar por sus sueños siempre.

A mi madre Ignacia y mi padre Rafael por su ejemplo, apoyo incondicional y constancia; han sembrado en mí valores que me acompañan día a día.

A mis hermanos Walter, Marisol y Eddy que nunca sueltan mi mano, gracias por su cariño y apoyo.

Al dueño de mi existencia y que permite que todo exista, gracias Padre Celestial.

Elsa Rocío Arequipa Quishpe.

AGRADECIMIENTO

Nuestro sentido agradecimiento a autoridades, personal docente y administrativo de la Universidad Politécnica Salesiana quienes, que con su excelencia profesional aportan al desarrollo de una sociedad más justa y han hecho posible la culminación de este grado académico. Agradecemos en forma particular y especial al Dr. Diego Cabrera, quien como director del presente trabajo supo brindar el apoyo necesario para culminar con éxito la presente investigación.

Índice

Índice de figuras	7
Índice de cuadros	7
Notación	9
Abstract	11
1 Capítulo 1 - Introducción	13
1.1 Problemática.....	14
1.2 Justificación	14
1.3 Estado del arte.....	15
1.4 Objetivos	16
1.5 Contribuciones	17
1.6 Contenido	18
2 Capítulo 2 - Fundamento teórico	20
2.1 Sistemas eléctricos de potencia	21
2.2 Central de generación eléctrica.	21
2.3 Centrales de generación eléctrica.	21
2.3.1 Central hidroeléctrica.....	21
2.3.2 Central térmica	22
2.3.3 Central fotovoltaica.....	22
2.3.4 Central eólica	23
2.4 Parámetros de centrales de generación eléctrica.....	24
2.4.1 Potencial nominal	24
2.4.2 Capacidad instalada	24
2.5 Líneas de transmisión	24
2.6 Parámetros de líneas de transmisión	25
2.6.1 Resistencia eléctrica (R)	25
2.6.2 Inductancia (L).....	25
2.6.3 Impedancia (Z).....	25
2.6.4 Reactancia (X)	25
2.7 Subestación eléctrica.....	26
2.7.1 Barra	26
2.8 Transformador eléctrico.....	27
2.9 Consumidores de energía eléctrica.....	27
2.10 Demanda de energía eléctrica.....	28
2.11 Optimización matemática	28
2.11.1 Variables de decisión.....	28

2.11.2	Restricciones	28
2.11.3	Función objetivo	29
2.11.4	Espacio del problema.....	29
2.11.5	Espacio objetivo.....	29
2.12	Métodos de solución.....	29
2.12.1	Algoritmos heurísticos.....	30
2.12.2	Algoritmo basado en enjambre de partículas PSO.....	31
2.12.3	Algoritmo de Newton Rhapson.....	33
2.13	Optimización multi-objetivo.....	33
2.13.1	Dominancia de Pareto.....	34
2.13.2	Optimalidad de Pareto	34
2.13.3	Conjunto de Pareto	34
2.14	Teoría del análisis estadístico.....	34
2.14.1	Pruebas no paramétricas	34
2.14.2	Prueba de Kolmogórov Smirnov (KS).....	35
2.14.3	Prueba t-Student	35
3	Capítulo 3 - Metodología	36
3.1	Variables de Control.....	37
3.2	Variables de Estado	37
3.3	Planteamiento del modelo matemático de optimización	38
3.4	Funciones objetivos	38
3.4.1	Costo de generación.....	38
3.4.2	Emisión de gases.....	39
3.4.3	Pérdidas de potencia	39
3.4.4	Compensación reactiva	39
3.5	Restricciones	40
3.5.1	Restricciones de igualdad	40
3.5.2	Restricciones de desigualdad.....	41
3.6	Método de Newton Rhapson (NR).....	42
3.6.1	Matriz Ybarra.....	43
3.7	Optimización mediante el algoritmo de enjambre de partículas (PSO)	44
3.8	Optimización mediante el algoritmo basado en simbiosis SOS.....	46
3.9	Caso de estudio.....	50
4	Capítulo 4 - Resultados	52
4.1	Perfil de Voltaje.....	53
4.2	Compensación de potencia reactiva	55
4.3	Costos de Generación	56
4.4	Emisiones.....	57
4.5	Pérdidas de potencia	58

4.6	Mejores soluciones de SOS Y PSO.....	58
4.7	Evolución de SOS Y PSO.....	61
5	Capítulo 5 - Comparación de técnicas	62
5.1	Muestras	63
5.2	Prueba de Kolmogorov-Smirnov.....	63
5.3	Prueba t-Student.....	65
	Referencias	70

INDICE DE TABLAS Y GRÁFICAS

Índice de figuras

1	Producción de energía eléctrica diaria programada (MWh)[1].	15
2	Sistemas eléctricos de potencia [2].	21
3	Central Hidroeléctrica [3].	22
4	Central térmica [4].	22
5	Central fotovoltaica [5].	23
6	Central Eólica [6].	24
7	Subestación eléctrica [5].	26
8	Barra [5].	27
9	Transformador eléctrico [7].	27
10	Relaciones simbióticas en la naturaleza [8].	31
11	Enjambre de partículas en la naturaleza[9].	32
12	Flujograma de proceso para PSO. Fuente: Autor.	46
13	Flujograma de proceso para SOS. Fuente: Autor.	49
14	Caso de estudio, modelo 30 barras IEEE [10].	51
15	Perfil de voltaje para el sistema de 30 barras IEEE. Fuente: Autor.	53
16	Desviación de voltaje para el sistema de 30 barras IEEE. Fuente: Autor.	55
17	Compensación reactiva para el sistema de 30 barras IEEE- Fuente: Autor.	56
18	Costo de operación para el sistema de 30 barras IEEE. Fuente: Autor.	57
19	Total de emisiones para el sistema de 30 barras IEEE. Fuente: Autor.	58
20	Pérdidas de Potencia para el sistema de 30 barras IEEE. Fuente: Autor.	58
21	Frente de Pareto para SOS con $Z_4 = 1,54$. Fuente: Autor.	60
22	Frente de Pareto para PSO con $Z_4 = 1,86$. Fuente: Autor.	60
23	Gráficas de estabilidad de las técnicas. Fuente: Autor.	61
24	Distribución normal para SOS y PSO. Fuente: Autor.	65

Índice de cuadros

1	Resumen general de voltajes en barras	54
2	Resumen de Compensación de potencia reactiva por elemento	56
3	Resumen general de potencia despachada por cada generador del SEP	57

4	Resumen general de mejor partícula y mejor organismo	59
5	Muestras tomadas de PSO y SOS	64
6	Resultados para la prueba Kolmogorov-Smirnov.....	65
7	Resumen general de prueba t-Student.....	66

Notación

Ω_B : Conjunto de barras totales.

Ω_l : Conjunto de líneas.

Ω_G : Conjunto de generadores.

G_{ij} : Conductancia de una línea de transmisión que une los nodos i y j .

B_{ij} : Subestancia de una línea de transmisión que une los nodos i y j .

N_G : Número de generadores.

N_T : Número de transformadores.

NC : Número de compensadores SHUNT VAR.

N_l : Número de líneas.

P_{Di} : Potencia activa de la demanda en la barra i .

Q_{Di} : Potencia reactiva de la demanda en la barra i .

a_i, b_i, c_i : Parámetros de costo del generador ubicado en la barra i .

$\alpha_i, \beta_i, \gamma_i, \omega_i, \mu_i$: Parámetros de emisión del generador ubicado en la barra i .

V_{Gi}^{\min} : Voltaje mínimo en la barra i donde existe un generador.

V_{Gi}^{\max} : Voltaje máximo en la barra i donde existe un generador.

P_{Gi}^{\min} : Potencia activa mínima en la barra i donde existe un generador.

P_{Gi}^{\max} : Potencia activa máxima en la barra i donde existe un generador.

Q_{Gi}^{\min} : Potencia reactiva mínima en la barra i donde existe un generador.

Q_{Gi}^{\max} : Potencia reactiva máxima en la barra i donde existe un generador.

T_j^{\min} : Valor mínimo del Tap en la barra j .

T_j^{\max} : Valor máximo del Tap en la barra j .

Q_{ck}^{\min} : Potencia reactiva mínima del compensador SHUNT en la barra k .

Q_{ck}^{\max} : Potencia reactiva máxima del compensador SHUNT en la barra k .

P_{Gs} : Potencia activa en la barra slack.

δ_i : Ángulo en la barra i .

V_s : Voltaje en una barra PQ.

P_{Gs} : Potencia activa en una barra de slack.

**OPTIMIZACIÓN
MULTI-OBJETIVO
BIO-INSPIRADA APLICADA
AL DESPACHO DE POTENCIA
EN GENERADORES
ELÉCTRICOS**

Autores

ELSA ROCÍO AREQUIPA QUISHPE.
DAVID SANTIAGO AYABACA LANDI.

Resumen

Optimizar el uso de recursos económicos y naturales en sistemas de ingeniería actualmente es una necesidad. Resolver dichos problemas con procesos de optimización implica modelización matemática y simulación computacional. Refiriéndose particularmente a sistemas eléctricos de potencia (SEP), el combustible fósil que se emplea para generar electricidad es un recurso natural no renovable a escala humana; por tal razón debe ser correctamente administrado pues es limitado en la naturaleza.

Desde otra perspectiva, las políticas energéticas de nuestro país promueven e incentivan el uso de recursos naturales renovables para la producción energética. Dichos recursos tienen como desventaja que, son intermitentes y de manejo complejo [11][12]. Los recursos naturales no renovables como el combustible fósil, tienen también desventajas; por ejemplo: son los agentes responsables de las emisiones de gas de efecto invernadero. Pero, el uso de estos combustibles se justifica para el funcionamiento eficiente de los sistemas eléctricos de potencia, debido a que garantizan estabilidad.

Refiriéndonos a ejemplos específicos de fuentes renovables, se citan algunos, la energía solar y la energía hídrica. Obtener el mayor provecho de la energía solar en un panel fotovoltaico está a expensas de tener días despejados. ¿Qué sucede si se nubla?, obviamente la eficiencia en el panel se ve disminuida. En el caso de las fuentes hídricas el problema es aún más complejo, pues se debe predecir la disponibilidad de recurso hídrico a largo plazo y ¿Qué tan confiable es un estudio de predicción a las sequías con el cambio climático actual?. Por lo tanto, los recursos renovables son difusos y sujetos a incertidumbre.

En resumen, el uso del recurso fósil en la matriz energética garantiza condiciones adecuadas de funcionamiento, lo que conlleva a que esta tecnología sea estudiada, modelada matemática y simulada computacionalmente.

El despacho de potencia óptima por parte de generadores eléctricos se le conoce como despacho económico. Este a su vez está asociado a un flujo óptimo de potencia eléctrica, que recorre todos los elementos del SEP. El objetivo final es la minimización de coste de generación eléctrica [13].

La forma de operar un SEP se denomina estado de operación del sistema y funciona con corriente alterna por lo que se denomina **modelo AC**. El uso de AC conviene porque expresa con mayor exactitud el modo en el que opera el SEP [14]. El modelado se realiza a partir de expresiones matemáticas senoidales y polinomiales de segundo grado.

Palabras clave :

Multi-objetivo; flujo de potencia; costo; emisiones; pérdidas de potencia; desviación de voltaje; reactivos; PSO; SOS; población; ecosistema; partículas; organismos; mu-

tación; Newton Rhapson, metaheurísticas.

1. Capítulo 1 - Introducción

El presente capítulo está constituido de aspectos que nos introducen a la problemática. Se inicia con exponer el problema del despacho de potencia en centrales eléctricas. A continuación, se describe la justificación que motivó el problema planteado en la presente investigación. Para afianzar la descripción y justificación, se incluye una sección que detalla la realidad ecuatoriana del despacho eléctrico. Adicionalmente, se presenta el estado del arte donde se describe la investigación documental de diferentes autores que sirvieron como inspiración y base para la ejecución de este trabajo. Finalmente, se presentan los objetivos y contribuciones que se alcanzaron mediante el cumplimiento de las tareas asociadas a la investigación.

1.1. Problemática

Los principales problemas que se presentan en los SEP son las condiciones de funcionamiento y minimizar los costos asociados a la operación. Como se mencionó en la sección anterior los SEP requieren para su funcionamiento combustible fósil por las ventajas técnicas que brinda. Sin embargo, esto conlleva a una dependencia a esta materia prima y a su vez a los costos asociados de su explotación, comercialización y distribución. Los costos dependen básicamente de la situación política mundial y de la sensibilidad de los mercados nacionales y extranjeros ante recesiones económicas [13].

Es importante tener presente que el problema de optimización es complejo y restringido y que con frecuencia se requieren objetivos múltiples de diferente naturaleza. Comúnmente los objetivos son: costo de combustible, pérdidas de potencia en conductores, desviación de voltaje en barras.

Adicionalmente, este problema incluye restricciones de tipo técnicas como son los axiomas de Kirchhoff y restricciones de tipo físicas como: capacidad de generación y límites de conducción en conductores. Estas expresiones matemáticas son de naturaleza senoidal y polinómica que demandan un gran esfuerzo computacional al ser manipuladas [15][16].

El presente trabajo aborda el problema de optimización de despacho de potencia usando como recurso primario el combustible fósil. Adicionalmente el problema de modelización, que requiere una solución de valor exacto; por ello se recurre a usar el modelo matemático de corriente alterna AC y no de corriente continua DC.

1.2. Justificación

La producción de energía eléctrica a nivel mundial se torna cada vez más en un reto. Los recursos fósiles cada día se agotan y el cambio climático influye negativamente en las fuentes hídricas. Por ello, el aprovechamiento de energías renovables y convencionales (fósiles) con una adecuada planificación, es una solución a una crisis energética inminente en un futuro y nuestro país no es ajeno a esta realidad [17].

La producción de energía eléctrica en nuestro país está centrada en el aprovechamiento de recursos naturales renovables tales como: agua, viento y radiación solar. Sin embargo, el uso de combustibles fósiles se mantiene presente en la matriz de energía eléctrica.

La información de la energía eléctrica producida en el país se encuentra permanentemente actualizada en el reporte diario programado del Operador Nacional de Electricidad (CENACE). En el sitio web de esta institución se encuentra la producción en megavatios hora (MWh) en tiempo real. En la Figura 1 con corte 9 de octubre de 2022 se muestran los porcentajes de proveniencia de energía eléctrica. La mayor producción depende del recurso hidráulico con un porcentaje del 73 %,

seguido de las fuentes convencionales (recurso fósil) con un 25 % y finalmente un 3 % que le corresponde a fuentes de energía no convencional.

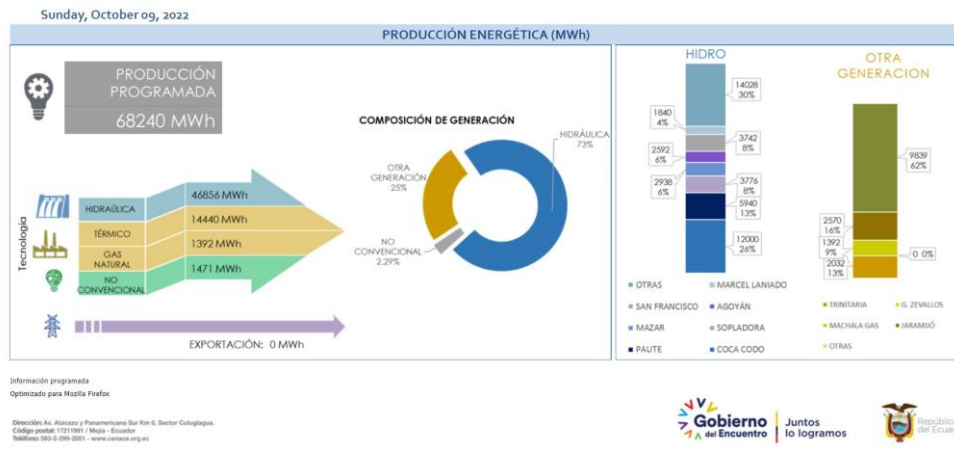


Figura 1: Producción de energía eléctrica diaria programada (MWh)[1].

Sobre la base de la información registrada por el CENACE, la justificación de abordar este problema radica en la necesidad imperiosa de optimizar el uso del combustible fósil y consecuentemente sus costos. Como ya se mencionó, los recursos no renovables son limitados en la naturaleza y se tornan sensibles en los mercados petroleros ante factores como: recesiones económicas, crisis políticas y climáticas.

1.3. Estado del arte

En el presente apartado se realiza una revisión exhaustiva de investigaciones relacionadas con la optimización multi-objetivo aplicada al despacho de potencia en los SEP para conocer procesos aplicados y resultados de obtenidos en investigaciones previas.

En [18] se aborda el problema de despacho económico considerando el modelo DC de flujo de potencia. Propone como única función objetivo el costo de generación, siendo esta una función cuadrática. En cuanto al método de resolución usado es la técnica “Particle Swarm Optimization”. Además de estudiar el despacho económico de potencia [16], incluye como función objetivo la minimización de pérdidas de potencia activa en los elementos de transmisión.

Minimizar una función multiobjetivo formado por el costo de combustible, desviación de voltaje y pérdidas de potencia a través del modelo AC se refleja en los trabajos: [19] [20], las técnicas usadas en estos trabajos son el algoritmo simbiótico y genético, respectivamente. En [21] resuelve el problema flujo óptimo de potencia

con la técnica NSGA II y [22] lo hace con una variante denominada NSGA III. La compensación de energía reactiva en los SEP mediante el modelo AC, con fines de generar estabilidad en el nivel de voltaje se analiza en [23] cuyo objetivo es la minimización de pérdidas de potencia.

Los trabajos [24][25] proponen la compensación de energía usando dispositivos FACTS al igual que [26], con la diferencia que este último trabaja con dos objetivos: el costo de combustible y pérdidas de potencia en conductores. En estos trabajos usan como técnica de solución el algoritmo simbiótico.

La inclusión de energía renovable en generación distribuida es una línea también estudiada en términos de optimización, los trabajos [27][28][29][30] abordan esta temática. La inclusión de dispositivos de almacenamiento de energía es estudiada en [27] además, añade un grado de incertidumbre en referencia a la disponibilidad del recurso renovable.

Las técnicas de optimización no solo están enfocadas a la generación de energía eléctrica, como es el caso de [31] que propone resolver el problema de reconfiguración óptima para redes radiales de distribución a partir del algoritmo genético. Se considera el modelo AC para el flujo de potencia, [32] resuelve el problema del dimensionamiento del tamaño del conductor para redes de distribución.

La optimización convexa se aborda en [33][34] con fines de optimizar funciones multiobjetivo asociadas al costo de combustible y pérdidas de potencia.

1.4. Objetivos

A continuación, se plantea el objetivo principal de la presente investigación, seguido de los objetivos específicos.

Objetivo general

Resolver el problema de despacho de energía eléctrica en un SEP, asociado a los objetivos múltiples como el costo de generación, emisiones de gas de efecto invernadero, pérdidas de potencia en líneas de transmisión y compensación de potencia reactiva mediante algoritmos heurísticos basados en organismos y partículas.

Objetivos específicos

Para cumplir el objetivo anterior, se deberán cumplir los siguientes objetivos específicos:

- Caracterizar el estado de operación de un SEP.
- Plantear el modelo matemático del despacho energético en un SEP en términos de un problema de optimización.

- Implementar dos heurísticas PSO y SOS con las adaptaciones requeridas para la resolución de problemas multiobjetivo con restricciones.
- Evaluar el desempeño de las técnicas usadas en el contexto de la optimización del despacho energético.
- Comparar los resultados obtenidos por las dos heurísticas para el caso de estudio.

1.5. Contribuciones

- Partiendo desde la metodología, se propone la resolución del problema de despacho de energía eléctrica en generadores mediante dos métodos diferentes PSO y SOS.
- Se logró la maximización de los beneficios que brindan los recursos no renovables en los SEP a través de la optimización.
- Se propuso una alternativa para mejorar el rendimiento de un SEP al aumentar su capacidad de tolerancia de carga.
- Una comparación de las técnicas planteadas es posible medir su desempeño cuando se trabaja con problemas de optimización multiobjetivo.

1.6. Contenido

A continuación, se presenta la estructura y contenido de la presente investigación; la cual se encuentra dividida en los siguientes cinco capítulos:

El Capítulo 1 se constituyó de siete aspectos importantes que nos introdujeron a la problemática. Se inició con exponer el problema del despacho de potencia en centrales eléctricas. A continuación, se describió la justificación que motivó el problema planteado en la presente investigación. Para afianzar la descripción y justificación, se incluyó una sección que detalla la realidad ecuatoriana del despacho eléctrico. Adicionalmente, se presentó el estado del arte donde se describió la investigación documental de diferentes autores, que sirvieron como inspiración y base para la ejecución de este trabajo. Finalmente, se presentaron los objetivos y contribuciones que se alcanzaron mediante el cumplimiento de las tareas.

El Capítulo 2 describe el fundamento teórico asociado a las características de los sistemas eléctricos de potencia. Además, se incluyen los tipos de centrales eléctricas más comunes de la matriz energética. Se describen las características, elementos y fundamentos de la optimización matemática. Este capítulo también expone el fundamento teórico de las técnicas heurísticas usadas para la solución del problema de optimización. Finalmente, se incluye un fundamento estadístico asociado a pruebas paramétricas (t-student) y no paramétricas (Kolmogórov-Smirnov) que cuyo fin es evaluar el desempeño de los métodos aplicados.

El Capítulo 3 describe la formulación matemática del problema de optimización que se pretende resolver. Se describe las operaciones que gobiernan los algoritmos heurísticos. A manera de orientación, se presenta los pasos en forma de flujograma de PSO y SOS que facilita la comprensión del lector. Adicionalmente una descripción básica del algoritmo de Newton Raphson como técnica complementaria. Finalmente se presenta el sistema de 30 barras IEEE como caso de estudio en donde se aplica el proceso de optimización.

El Capítulo 4 muestra los resultados obtenidos en las simulaciones con los algoritmos de optimización PSO y SOS. Adicionalmente, los resultados de simulación con el algoritmo de Newton Rhapsion (NR). El objetivo principal de este capítulo es demostrar que el sistema eléctrico al pasar por el proceso de optimización presenta mejores condiciones operativas, en comparación al escenario sin optimización. Adicionalmente, se presenta los frentes de Pareto hallados en el proceso de optimización multiobjetivo. Mayormente las conclusiones de estos resultados se dará en la sección de conclusiones y recomendaciones.

El Capítulo 5 tiene como objetivo principal comparar el desempeño de las técnicas usadas en la resolución del problema de despacho de potencia. Para ello se toma muestras como resultado de varias ejecuciones de cada método. Posteriormente se usó la prueba no paramétrica de Kolmogórov-Smirnov con el fin de demostrar la normalidad de las muestras tomadas. Finalmente se usó la técnica t-Student con el fin de evaluar las medias de las muestras usando pruebas de hipótesis. Con los resultados obtenidos se procede a inferir que técnica presenta un mejor desempeño.

2. Capítulo 2 - Fundamento teórico

El presente capítulo describe el fundamento teórico asociado a las características de los sistemas eléctricos de potencia. Además, se incluyen los tipos de centrales eléctricas más comunes de la matriz energética. Se describen las características, elementos y fundamentos de la optimización matemática. Este capítulo también expone el fundamento teórico de las técnicas heurísticas usadas para la solución del problema de optimización. Finalmente, se incluye un fundamento estadístico asociado a pruebas paramétricas (t-student) y no paramétricas (Kolmogórov-Smirnov) cuyo fin es evaluar el desempeño de los métodos aplicados.

2.1. Sistemas eléctricos de potencia

Un sistema eléctrico de potencia es una red en un área extendida, compuesta por elementos encargados de generar, transmitir, distribuir y consumir energía eléctrica. Los SEP están compuestos por centrales de generación, líneas de transmisión, líneas de distribución, subestaciones y consumidores. En la Figura 2 se muestra un esquema básico de un SEP donde se verifica sus componentes y etapas.

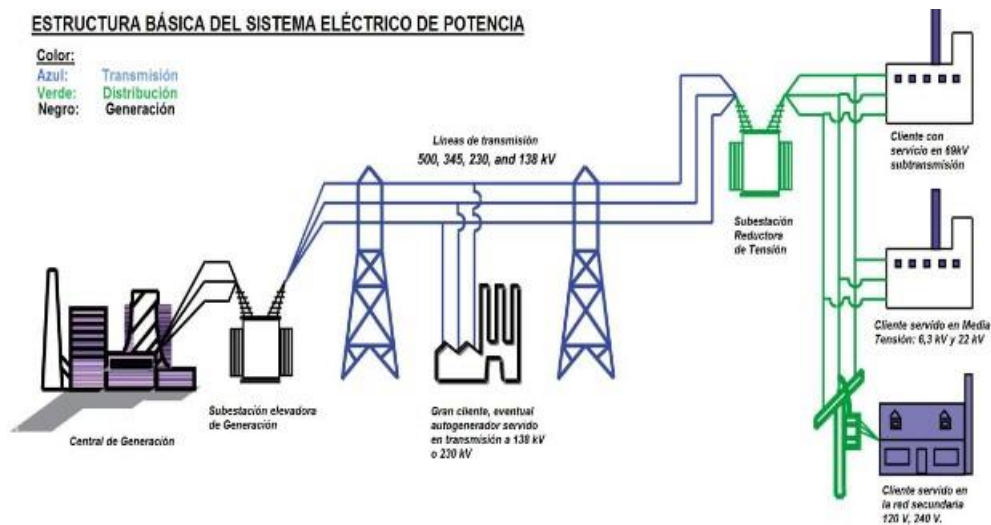


Figura 2: Sistemas eléctricos de potencia [2].

2.2. Central de generación eléctrica.

La central eléctrica o planta, es una instalación industrial encargada de producir energía eléctrica. Una central de generación está formada por uno o más generadores. Los generadores son máquinas eléctricas giratorias que transforman potencia mecánica proveniente de una fuente de energía primaria en potencia eléctrica. Existen diferentes clases de centrales eléctricas que están definidas de acuerdo al recurso primario que usan.

2.3. Centrales de generación eléctrica.

2.3.1. Central hidroeléctrica

Una central hidroeléctrica se define como una instalación que utiliza energía hidráulica para transformar a energía eléctrica. Básicamente en estas centrales el agua es llevada desde el nivel en el que se encuentra en la naturaleza, hasta un nivel inferior donde están instaladas las turbinas hidráulicas, como se verifica en la

Figura 3. En este proceso se logra aprovechar la energía potencial gravitatoria del cauce activando los generadores que producen la energía eléctrica.



Figura 3: Central Hidroeléctrica [3].

2.3.2. Central térmica

Una central térmica es una instalación industrial donde la energía proveniente del combustible fósil se transforma en energía eléctrica mediante un ciclo termodinámico de agua-vapor. El calor producido en esta combustión sirve para mover turbinas giratorias produciendo así energía eléctrica. Estas centrales liberan dióxido de carbono a la atmósfera como producto de la combustión como se verifica en la Figura 4.



Figura 4: Central térmica [4].

2.3.3. Central fotovoltaica

Una central o planta fotovoltaica es una instalación que aprovecha la energía proveniente de la radiación electromagnética del sol. La cual es impactada en cé-

lulas fotoeléctricas permitiendo la producción de energía eléctrica. Las centrales fotovoltaicas están formadas por un gran número de módulos fotovoltaicos como se muestra en la Figura 5, que se conectan eléctricamente entre sí para producir electricidad a gran escala.



Figura 5: Central fotovoltaica [5].

2.3.4. Central eólica

Una central eólica es una instalación que aprovecha la energía cinética del aire convertida en ráfagas de viento. El viento se produce a causa del calentamiento no uniforme de la superficie terrestre por parte de la radiación solar. Este fenómeno es utilizado para girar hélices instaladas en una torre y orientadas en la dirección del viento. Las hélices giran alrededor de un eje horizontal que actúa sobre un generador de electricidad, como se muestra en la Figura 6 [35].

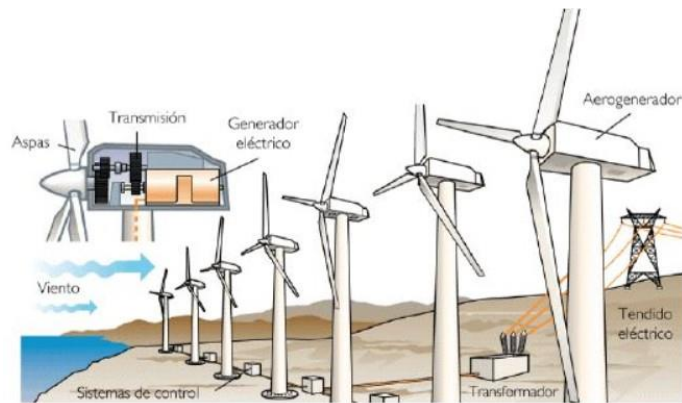


Figura 6: Central Eólica [6].

2.4. Parámetros de centrales de generación eléctrica.

Los parámetros son características esenciales que describen y gobiernan un sistema eléctrico de potencia. A continuación, se describen de manera general los parámetros más importantes.

2.4.1. Potencial nominal

Es la potencia máxima que un generador eléctrico puede entregar en condiciones normales de trabajo. Un generador eléctrico aporta potencia eléctrica en un rango o intervalo limitado por un valor mínimo y un máximo, los cuales se encuentran especificados por el fabricante. La unidad de la potencia y su múltiplo más común son los mega watts (MW).

2.4.2. Capacidad instalada

Es la sumatoria de las potencias nominales de todos los generadores eléctricos de una central de generación.

2.5. Líneas de transmisión

Las líneas de transmisión constituyen los elementos de conexión entre centrales de generación y redes de distribución. Estos elementos transportan energía eléctrica a lo largo de grandes distancias. Dichas líneas poseen parámetros que influyen en el funcionamiento del SEP [36].

El material más común utilizado para la elaboración de conductores para líneas de transmisión es el aluminio. Las características mecánicas y costo del aluminio en comparación a otros materiales como el cobre, favorecen en esta selección.

2.6. Parámetros de líneas de transmisión

Los parámetros de líneas de transmisión representan las características propias del material del cual están elaboradas. A continuación se detalla:

2.6.1. Resistencia eléctrica (R)

Se denomina resistencia eléctrica a la oposición al flujo de corriente a través de un conductor. También es entendida como una característica intrínseca propia de cada material. Su unidad básica de medida según el Sistema Internacional de Unidades es el Ohm representado con la letra griega Ω . Este parámetro se caracteriza por ser distribuido a lo largo de toda la longitud de una línea de transmisión.

2.6.2. Inductancia (L)

La inductancia se genera cuando a través de un conductor circula una corriente variable. Esta representa la oposición al flujo de corriente alterna. Su unidad de medida es el henrio representado por la letra H. El valor de inductancia depende de las características físicas del conductor y de la longitud de la línea.

2.6.3. Impedancia (Z)

La impedancia es un parámetro eléctrico que mide la oposición de un circuito al paso de una corriente alterna siempre que se aplique una tensión. Su unidad de medida es el ohm y su símbolo es Ω . Si nos referimos a un circuito de corriente continua decimos que su impedancia es igual a su resistencia, lo que no sucede si hablamos de un circuito de corriente alterna.

Es importante señalar que estrictamente la impedancia está formada por magnitud y fase. El par magnitud-fase no son más que un número complejo, donde la parte real presenta la resistencia eléctrica, mientras que la parte imaginaria está dada por la componente de elementos inductivos y/o capacitivos, llamada reactancia.

2.6.4. Reactancia (X)

La reactancia es la oposición al paso de la corriente alterna en elementos con características inductivas y capacitivas, se mide en ohmios y su símbolo es Ω . Matemáticamente, la impedancia es la suma algebraica de los elementos puramente resistivos con las reactancias inductivas y/o capacitivas. La ecuación (1) permite calcular la reactancia, donde R es la parte real de un número complejo Z y X es la parte imaginaria.

$$Z = R + jX \quad (1)$$

2.7. Subestación eléctrica.

La subestación eléctrica es una instalación de tipo industrial como se muestra en la Figura 7, encargada de manipular variables eléctricas. Su rol radica en regular el voltaje hasta lograr niveles adecuados para la transmisión o consumo de energía eléctrica. El elemento esencial de una subestación es el transformador eléctrico. Su función principal es elevar el voltaje para la transmisión de energía a grandes distancias.

Con frecuencia las subestaciones se ubican junto a las centrales eléctricas de generación, o junto a los centros de consumo como periferias de una ciudad.



Figura 7: Subestación eléctrica [5].

2.7.1. Barra

Es el elemento físico de una subestación eléctrica que representa un nodo en un circuito. Físicamente es el punto de conexión donde se unen eléctricamente todos los circuitos que forman una subestación como se muestra en la Figura 8. Cumple el rol de un conductor de baja impedancia al que se conectan independientemente varios circuitos eléctricos.



Figura 8: Barra [5].

2.8. Transformador eléctrico.

El transformador es una máquina estática de corriente alterna que tiene como función manipular los niveles de voltaje. Su principio de funcionamiento se basa en el fenómeno de la inducción electromagnética. Un transformador está formado por dos bobinas de material conductor, generalmente es de cobre, que se ubica sobre un núcleo cerrado de material ferromagnético. En la Figura 9 se puede observar transformador típico.



Figura 9: Transformador eléctrico [7].

2.9. Consumidores de energía eléctrica.

Se definen como consumidores de energía eléctrica a las personas, industrias o entidades que bajo un documento legal contratan un servicio de provisión de energía eléctrica a una compañía comercializadora. Existen diferentes tipos de consumidores los cuales se caracterizan por el uso que le dan a la energía eléctrica.

Consumidores de tipo residencial quienes utilizan la energía con fines de satisfacer necesidades domésticas, consumidores de tipo industrial que se caracterizan porque destinan el uso de la energía para satisfacer procesos industriales. La unión de diferentes tipos de consumidores a gran escala se define como un gran consumidor, una ciudad es un ejemplo de gran consumidor.

2.10. Demanda de energía eléctrica.

Se define como demanda de energía eléctrica a la cantidad de electricidad que una serie de consumidores necesitan para satisfacer sus necesidades. El parámetro que identifica la demanda es la potencia reactiva. La potencia reactiva se encuentra en los circuitos de corriente alterna donde la corriente y la tensión no estén en fase, sus unidades son vatio y voltiamperio reactivos.

2.11. Optimización matemática

En Matemática, optimización es el proceso de selección del mejor elemento de un conjunto, con el fin de maximizar o minimizar una expresión matemática llamada función objetivo. Al resolver un problema de optimización se encuentra la mejor solución de la forma más eficiente y con el uso de la menor cantidad de recursos [37]. En resumen, un problema de optimización es sencillamente un problema de decisión.

2.11.1. Variables de decisión

Para resolver problemas de optimización el primer elemento clave para la formulación es la selección de las variables desconocidas, llamadas de decisión. Se define como variables de decisión a las variables n-dimensionales que identifican cada solución en el espacio del problema X en forma unívoca. Los vectores fila o columna son las expresiones mas apropiadas para representar las variables de decisión.

2.11.2. Restricciones

Luego de determinar las variables de decisión, se plantean las restricciones del sistema. Las restricciones son inequaciones y/o ecuaciones algebraicas de las relaciones existentes de las variables de decisión. Limitaciones en el sistema, leyes naturales, limitaciones tecnológicas, entre otras, son razones que originan las restricciones. Estas limitan la elección de los valores de las variables de decisión. Las restricciones son condiciones que dividen el espacio de búsqueda en regiones factibles y no factibles. Usualmente, la proporción y distribución de las regiones en el espacio del problema definen la complejidad de la optimización [37].

2.11.3. Función objetivo

Es el elemento que determina el mejor valor de las variables de decisión que resuelven el problema de optimización. La función objetivo es una función matemática que va a ser optimizada ya sea en términos de maximización o minimización. El epíteto *mejor* indica los valores de las variables de decisión que producen el mínimo o máximo de la función objetivo.

Esta función representa en esencia el objetivo del problema de optimización matemática y devuelve como resultado un valor real o un vector de valores reales. El codominio de esta función es un subconjunto de los números reales. El dominio es el espacio del problema y se representa por números reales, enteros, binarios. Las funciones objetivo van desde sencillas funciones matemáticas hasta complejos algoritmos de cálculo [37].

2.11.4. Espacio del problema

Es el conjunto formado por todos los elementos posibles del problema de optimización. Este espacio puede estar acotado por restricciones que delimitan las soluciones viables. Las restricciones pueden ser lógicas o prácticas. Respecto del primer caso, puede haber reglas (restricciones) que definen que algún elemento no puede ser una solución. Respecto del segundo, hay límites en la capacidad de procesamiento; por ejemplo, una computadora no puede representar los números reales con una precisión infinita. Este espacio puede ser finito o infinito. Ejemplos de espacios del problema son los números naturales, los reales, binarios o cualquier otra representación matemática [37].

2.11.5. Espacio objetivo

El espacio objetivo es el rango abarcado por el codominio de la función objetivo. Las dimensiones del espacio objetivo se corresponden con la cantidad de funciones que se están optimizando. Cuando se optimiza una única función objetivo, se denomina optimización mono-objetivo. Cuando existe más de una función objetivo, se denomina optimización multiobjetivo [37].

2.12. Métodos de solución

El método de solución es la manera de como se aborda el problema de optimización. Para la presente investigación se consideran dos tipos de métodos. Estos se asocian al análisis numérico y a los algoritmos heurísticos. Considerando el análisis numérico tenemos al método de Newton Rhapson. Los algoritmos heurísticos son técnicas bioinspiradas que están asociadas a la inteligencia artificial. La razón para utilizar las técnicas mencionadas radica en las bondades que cada

una aporta. El método de Newton Rhapson es muy eficiente para resolver expresiones no lineales y converge rápidamente. Los algoritmos bioinspirados son favorables porque permiten obtener un conjunto de soluciones mas no respuestas únicas y ofrecen resultados en un tiempo reducido. Además, contribuyen en la búsqueda global de soluciones óptimas que satisfagan las restricciones.

A continuación, se describen de manera general los algoritmos usados en la presente investigación.

2.12.1. Algoritmos heurísticos

La implementación de algoritmos heurísticos permite tener decisiones inteligentes para resolver problemas específicos. El principio se basa en simular el comportamiento de organismos o partículas para solucionar problemas. Los algoritmos heurísticos no aseguran tener siempre la mejor solución posible, sino que la solución se basa en la experiencia. Se encontrarán buenas soluciones pero no se garantiza que será la mejor solución. Si se aplica el mismo algoritmo a distintos problemas notaremos que para algunos casos se obtienen mejores soluciones que para otros.

Algoritmo basado en simbiosis SOS [38], el término simbiosis describe la relación existente entre organismos en un ecosistema. SOS imita las estrategias de relación simbiótica adoptadas por los organismos en el ecosistema para la supervivencia. En la naturaleza los organismos se adaptan al cambio para sobrevivir a un entorno hostil y la manera más común es hacerlo de forma comunal. En base a ello se describe las siguientes relaciones simbióticas:

- **Mutualismo:** relación de beneficio mutuo entre dos especies diferentes en un ecosistema.
- **Comensalismo:** relación entre dos especies diferentes, en donde una de ellas se beneficia, pero la otra no se ve ni beneficiada ni afectada.
- **Parasitismo** se le denomina a la relación entre dos especies diferentes en donde una de ellas se ve afectada debido al beneficio de la otra.



Figura 10: Relaciones simbióticas en la naturaleza [8]

En la Figura 10, de izquierda a derecha tenemos: comensalismo.-los bufágidos sobre el lomo de un rinoceronte; mutualismo.-garcetas bueyeras y bovinos; parasitismo.-mosquito alimentándose de sangre humana [8]. Refiriéndose particularmente al algoritmo simbiótico decimos que el término simbiosis trasciende de su origen biológico a ser un algoritmo inteligente bio-inspirado donde la relación hombre-máquina sirve para solucionar problemas.

2.12.2. Algoritmo basado en enjambre de partículas PSO

El comportamiento social de las especies es el resultado espontáneo y directo del proceso de evolución. Las especies a lo largo de millones de años han tenido que ejecutar procesos de optimización. Dichos procesos van desde sobrevivir al ataque de otras especies hasta la toma de decisiones en el campo científico o de la industria en la actualidad.

Particle Swarm Optimization (PSO) [39] es una técnica de optimización que generalmente se usa en espacios n dimensionales. La técnica es el resultado de estudios matemáticos del comportamiento de los enjambres de insectos en la naturaleza. Especies directamente relacionadas con esta técnica son: abejas, aves, peces, entre otros ejemplos que, instintivamente buscan una mejor “calidad de vida”.

Los enjambres de abejas optimizan al buscar sitios con mayor concentración de flores por la probabilidad de hallar mayor y mejor cantidad de polen. Las manadas de aves en la búsqueda de maíz. El comportamiento descrito se traslada al campo de la computación planteando algoritmos para la optimización de distintos tipos de sistemas.



Figura 11: Enjambre de partículas en la naturaleza[9].

En la Figura 11, se observa un cardumen de peces. Se caracterizan por nadar juntos con la misma velocidad y en la misma dirección. Además, tienen un alto nivel de organización y precisión por estar formado por individuos similares en edad y tamaño. Al ser un gran grupo tienen beneficios como protección ante el asecho de depredadores y el forrajeo de zonas más eficientes.

Al hacer referencia al PSO, se parte de una función desconocida que se puede evaluar en cualquier punto. Al tratarse de optimización el objetivo es encontrar valores para los que la función sea máxima o mínima. La función se llama función fitness y determina que tan buena es la posición actual para cada partícula. La idea en PSO es que las partículas se muevan en el espacio de búsqueda siguiendo reglas basadas en el conocimiento personal de cada partícula y el conocimiento global del enjambre.

Cada partícula (individuo) tiene: vector posición, vector velocidad y vector aceleración que determinan su movimiento en el espacio. Además, tiene cierta cantidad de inercia para mantenerse en la dirección de movimiento. Cada partícula es atraída o empujada por una fuerza hacia su mejor personal y su mejor global. Mejor personal es la mejor localización individual en su historia. Mejor global es la mejor localización encontrada por el conjunto de individuos dentro del espacio de búsqueda. Cuando las partículas se alejan de las mejores localizaciones la fuerza de atracción es mayor.

2.12.3. Algoritmo de Newton Raphson

Newton Raphson [40] es un método abierto e iterativo que se desarrolla con procedimientos algorítmicos. Este procedimiento se utiliza para encontrar raíces de funciones no lineales. Específicamente aplicado a un sistema eléctrico de potencia que es modelizado a partir de ecuaciones no lineales. La solución por Newton Raphson parte de especificar un nivel de carga y generación, permitiendo conocer el estado de operación del SEP.

Los valores especificados sirven como datos de entrada para un proceso iterativo que proveerá valores calculados. La diferencia entre dichos valores proveen las ecuaciones necesarias y suficientes para resolver el sistema algebraico no lineal en términos de variables de estado, para una iteración k . La diferencia entre dichos valores representa un vector de errores definidos como:

$$\Delta S = \mathbf{J} \cdot \Delta X \quad (2)$$

Donde, \mathbf{J} es la matriz de sus derivadas parciales con respecto a las variables de estado desconocidas, denominada como Jacobiano del sistema y ΔX es el vector de correcciones de variables de estado como:

$$\Delta X = X^k - X^{k-1} \quad (3)$$

El uso de Newton Raphson como algoritmo para la solución, está justificado debido al tiempo en que convergen las soluciones de dichas ecuaciones, en comparación a otros algoritmos como por ejemplo Gauss-Seidel [41].

2.13. Optimización multi-objetivo.

Optimización multi-objetivo (MOO) es una herramienta favorable y útil si el problema consiste en optimizar varios objetivos simultáneamente. Consecuentemente, el espacio objetivo es multidimensional. MOO facilita un conjunto de soluciones eficaces, dando lugar a la llamada frontera de Pareto.

La optimización multiobjetivo genéricamente es la determinación de los valores para un vector de variables de decisión. El vector de variables debe satisfacer un conjunto de restricciones y optimizar una función vectorial, donde los elementos representan las funciones objetivo individuales. Optimización multiobjetivo es hallar la solución de valores para todas las funciones objetivo que sean aceptables para quien toma la decisión.

2.13.1. Dominancia de Pareto

Básicamente, la dominancia de Pareto permite definir el conjunto de soluciones óptimas teniendo en cuenta el valor de cada función objetivo por separado. Como consecuencia se puede decir que una solución A domina a otra B, si A posee mejores valores en las funciones objetivo en relación a B [42]. Matemáticamente, sea un espacio objetivo n dimensional denominado R^n y un espacio de decisión ϕ , sean dos vectores $u_i, v_i \in \phi$, entonces se puede decir que u domina a v , si y solo, si $i \in [1, 2, 3, \dots, n]$.

2.13.2. Optimalidad de Pareto

Dado un punto x^* , se dice que este es un Pareto óptimo si no existe un vector x que haga que mejore alguno de los objetivos, respecto a los valores obtenidos en x^* sin que empeore de forma simultánea alguno de los otros.

Una solución en x^* se dice que es Pareto óptima si y solo si, no existe otro vector en x tal que $v = F(x)$ domine a $u = F(x^*)$, la solución es un conjunto de soluciones no dominadas denominadas frente de Pareto.

2.13.3. Conjunto de Pareto

Es un conjunto de puntos en el espacio objetivo que representan las mejores soluciones al problema de optimización. Para definir al conjunto de Pareto partimos de esquemas multiobjetivos donde no hay una solución óptima global única, sino un conjunto de soluciones óptimas [43]. El conjunto de Pareto está formado por las soluciones que no son dominadas o superadas por ninguna otra para todas las funciones objetivo.

2.14. Teoría del análisis estadístico.

Con la finalidad de determinar el desempeño de las técnicas usadas para la solución del problema de optimización se recurre a pruebas estadísticas; las cuales nos indicará que técnica heurísticas tiene mejores prestaciones.

2.14.1. Pruebas no paramétricas

Las pruebas estadísticas de estimación y contraste parten de suponer que una muestra aleatoria obedece a una distribución normal. Sin embargo dicha suposición no siempre es adecuada, es difícil de comprobar o no resulta válida. De esta limitante nacen las pruebas no paramétricas o de distribución "free" que se caracterizan por no suponer ningún tipo de distribución de probabilidad. El parámetro que se utiliza para analizar los datos es la mediana.

2.14.2. Prueba de Kolmogórov Smirnov (KS)

Es una prueba que determina si la muestra sigue o no una distribución normal. Con frecuencia a este test se le denomina de "bondad de ajuste". KS mide la concordancia entre los valores de las funciones de distribución de un conjunto de datos con una distribución teórica específica. Particularmente KS es un procedimientos de análisis que cuantifica de forma más exacta las desviaciones de la distribución normal.

Su principio es comparar la función de distribución acumulada de los datos observados con la de una distribución normal, midiendo la máxima distancia entre las dos curvas. Como en cualquier test de hipótesis, la hipótesis nula se rechaza cuando el valor del estadístico supera un cierto valor crítico que se obtiene de una tabla de probabilidad [44].

2.14.3. Prueba t-Student

La prueba t-Student es una prueba paramétrica para evaluar las medias de uno o dos grupos mediante pruebas de hipótesis. La prueba T puede usarse para determinar si un único grupo difiere de un valor conocido (una prueba T de una muestra), si dos grupos difieren entre sí (prueba T de muestras independientes), o si hay una diferencia significativa en medidas pareadas (una prueba T de muestras dependientes o pareada).

3. Capítulo 3 - Metodología

El presente capítulo describe la formulación matemática del problema de optimización que se pretende resolver. Se describe las operaciones que gobiernan los algoritmos heurísticos. A manera de orientación, se presenta los pasos en forma de flujograma de PSO y SOS, que facilita la comprensión del lector. Adicionalmente una descripción básica del algoritmo de Newton Raphson como técnica complementaria. Finalmente se presenta el sistema de 30 barras IEEE como caso de estudio, en donde se aplicó el proceso de optimización.

La presente investigación emplea procesos de simulación y tiene un enfoque cuantitativo, debido a que encuentra soluciones numéricas en un sistema eléctrico. Por lo tanto se genera un proceso de optimización cuya finalidad es encontrar valores de potencia que despachan los generadores eléctricos. Adicionalmente este proceso determina variables de estado que definen el punto de operación del SEP. Previo a la descripción de la metodología, es importante mencionar las consideraciones realizadas en el SEP:

- La red se encuentra representada por un conjunto de barras (nodos) y ramas (sistema de transmisión).
- La red está referenciada al modelo monofásico.
- La alimentación de la red es desde varios puntos.
- La carga es constante y representada como potencia activa y reactiva.

3.1. Variables de Control

Las variables de control para este estudio están representadas por:

$$x = [P_{Gi}, V_m, T_j, Q_{ck}] \quad (4)$$

Donde:

P_{Gi} : Potencia activa en la barra i donde existe un generador.

V_m : Voltaje en la barra m donde existe un generador.

T_j : Tap de transformador ubicado en la rama j .

Q_{ck} : Potencia reactiva del compensador ubicado en la barra k .

3.2. Variables de Estado

Las variables de estado para un SEP son un vector de la forma:

$$u = [P_{Gs}, V_s, \delta_i, Q_{Gi}] \quad (5)$$

Donde:

P_{Gs} : Potencia activa en la barra slack.

V_s : Voltaje en la barra s PQ.

δ_i : Ángulo en la barra i .

Q_{Gi} : Potencia reactiva del generador ubicado en la barra i .

3.3. Planteamiento del modelo matemático de optimización

Matemáticamente el problema está definido por:

$$\text{Minimizar : } Z(x, u) = [Z_1(x, u), Z_2(x, u), \dots, Z_n(x, u)] \quad (6)$$

$$\text{Sujeto a: } \begin{cases} h(x, u) = 0 \\ g(x, u) \leq 0 \end{cases}$$

Donde: n es número de objetivos, Z es la función fitness. $g(x, u)$ es el conjunto de restricciones de desigualdad y $h(x, u)$ es el conjunto de restricciones de igualdad.

3.4. Funciones objetivos

Sea un sistema formado por centrales termoeléctricas que consume combustible fósil para generar electricidad. Las cuales emiten gases de efecto de invernadero debido a la combustión del recurso fósil. La idea básica del proceso de optimización se centra en ocupar la mínima cantidad de combustible produciendo la mínima cantidad de emisiones de gas. Por otro lado en este proceso, es ideal mantener un adecuado nivel voltaje en barras lo cual se logra al compensar la energía reactiva al sistema. Finalmente, todo proceso posee una componente de pérdidas.

Con estas condiciones las funciones objetivos son:

- Costo de generación.
- Emisiones de gas de efecto invernadero.
- Pérdidas de potencia en los elementos de transmisión.
- Compensación de energía reactiva.

3.4.1. Costo de generación

Se consideran generadores eléctricos de fuentes convencionales. El costo de generación (combustible) está representado por una expresión cuadrática dada en

dólares por hora(\$/h) y la potencia activa generada en megawatts (MW). El planteamiento matemático está representado por:

$$Z = \sum_{i=1}^{NG} [a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2] \quad (7)$$

Donde:

a_i, b_i, c_i son parámetros de costo del generador ubicado en la barra i .

P_{Gi} : Potencia activa en la barra i donde existe un generador.

3.4.2. Emisión de gases

Se consideran generadores eléctricos de fuentes convencionales por tanto emiten gases contaminantes de tipo Sox, NOx. Los gases se cuantifican en toneladas por hora (t/h), mediante la siguiente expresión:

$$Z = \sum_{i=1}^{NG} [\alpha_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i P_{Gi}^2 + \omega_i e^{\mu_i P_{Gi}}] \quad (8)$$

Donde:

$\alpha_i, \beta_i, \gamma_i, \omega_i, \mu_i$ son parámetros de emisión del generador ubicado en la barra i .

P_{Gi} : Potencia activa en la barra i donde existe un generador.

3.4.3. Pérdidas de potencia

Las pérdidas de potencia en los elementos de transmisión se deben a las características propias del material del que están hechos los elementos. Se expresan como:

$$Z_3 = \sum_{i=1}^{NT} [G_{ij}(V_i^2 + V_j^2 - V_i V_j \cos(\delta_i - \delta_j))] \quad (9)$$

Donde:

G_{ij} : Conductancia de una línea de transmisión que une los nodos i y j .

V_i : Voltaje en una barra i .

δ_i : Ángulo en una barra i .

3.4.4. Compensación reactiva

La compensación de energía reactiva es un procedimiento general para el control de las condiciones de estabilidad de un SEP. Este se ve reflejada en los valores de voltaje en las barras del sistema. La forma de cuantificar la calidad de los valores

es mediante la desviación del voltaje, este un índice significativo desde el punto de vista de seguridad del sistema. Matemáticamente se define como la suma acumulada de desviaciones de voltajes en todos los buses del sistema. En la red el valor deseado generalmente es 1 por unidad. La desviación de voltaje se calcula con el siguiente planteamiento:

$$Z_v = \sum_{i=1}^{NB} |V_i - 1| \quad (10)$$

Donde:

V_i : Voltaje en una barra i .

3.5. Restricciones

3.5.1. Restricciones de igualdad

Las restricciones de igualdad están formadas por las ecuaciones de balance de potencia activa y reactiva (3) y (4), respectivamente. El principio señala que la potencia entregada por una fuente siempre será igual a la potencia consumida por la demanda, más una componente de pérdidas. Propiedad que se aplica en todas las barras del sistema.

$$P_{Gi} - P_{Di} - V_i \sum_{j=1}^{NB} V_j [G_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j) + B_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)] = 0 \quad i \in \Omega_B \quad (11)$$

$$Q_{Gi} - Q_{Di} - V_i \sum_{j=1}^{NB} V_j [G_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j) + B_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j)] = 0 \quad i \in \Omega_B \quad (12)$$

Donde:

P_{Gi} : Potencia activa de generación en una barra i .

Q_{Gi} : Potencia reactiva de generación en una barra i .

P_{Di} : Potencia activa de demanda en una barra i .

Q_{Di} : Potencia reactiva de demanda en una barra i .

G_{ij} : Conductancia de una línea de transmisión que une los nodos i y j .

B_{ij} : Susceptancia de una línea de transmisión que une los nodos i y j .

V_i : Voltaje en una barra i .

δ_i : Ángulo en una barra i .

3.5.2. Restricciones de desigualdad

Las restricciones de desigualdad están asociadas a la capacidad y límites de operación que poseen los elementos de los SEP. Describen también los grados de libertad que pueden tomar ciertas variables de estado.

Para el problema que se está tratando se plantean cinco restricciones de desigualdad y son las siguientes:

- Restricción (13): indican que los límites de voltaje en las barras donde hay generadores, idealmente deben valer 1 por unidad. Esta condición indica que no existe desfase entre fasor voltaje y fasor corriente.
- Restricciones (14) y (15): indican los límites potencia activa y reactiva que aporta un generador, el fabricante del generador determina la capacidad de potencia.
- Restricción (16): indican los límites de potencia reactiva que un compensador Shunt puede aportar.
- Restricción (17): indican los límites de operación que pueden tener los selectores mecánicos conocidos como taps de los transformadores.

$$V_{Gi}^{min} \leq V_{Gi} \leq V_{Gi}^{max} \quad i \in \Omega G \quad (13)$$

$$P_{Gi}^{min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{max} \quad i \in \Omega G \quad (14)$$

$$Q_{Gi}^{min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^{max} \quad i \in \Omega G \quad (15)$$

$$Q_{ck}^{min} \leq Q_{ck} \leq Q_{ck}^{max} \quad k \in \Omega C \quad (16)$$

$$T_j^{min} \leq T_j \leq T_j^{max} \quad j \in \Omega T \quad (17)$$

Donde:

V_{Gi}^{min} : Voltaje mínimo permisible en la barra i donde existe un generador.

V_{Gi} : Voltaje calculado en la barra i donde existe un generador.

V_{Gi}^{max} : Voltaje máximo permisible en la barra i donde existe un generador.

P_{Gi}^{min} : Potencia activa permisible mínima en la barra i donde existe un generador.

P_{Gi} : Potencia activa calculada en la barra i donde existe un generador.

P_{Gi}^{max} : Potencia activa permisible máxima en la barra i donde existe un generador.

Q_{Gi}^{min} : Potencia reactiva permisible mínima en la barra i donde existe un generador.

Q_{Gi} : Potencia reactiva calculada en la barra i donde existe un generador.

Q_{Gi}^{max} : Potencia reactiva permisible máxima en la barra i donde existe un generador.

Q_{ck}^{min} : Potencia reactiva permisible mínima en la barra k donde existe un compensador Shunt.

Q_{ck} : Potencia reactiva calculada en la barra k donde existe un compensador Shunt.

Q_{ck}^{max} : Potencia reactiva permisible máxima en la barra k donde existe un compensador Shunt.

T_j^{min} : Valor mínimo permisible del Tap en la rama j .

T_j : Valor calculado del Tap en la rama j .

T_j^{max} : Valor máximo permisible del Tap en la rama j .

3.6. Método de Newton Rhapsion (NR)

Newton Rhapsion es un algoritmo que sirve para encontrar aproximaciones de los ceros o raíces de una función real no lineal. Dado que la operación del SEP obedece a las ecuaciones (3) y (4), es necesario incluir este algoritmo en el proceso de optimización.

Para aplicar NR a un SEP se requiere conocer ciertos valores especificados en cada barra del sistema. Las barras se pueden clasificar en diferentes tipos considerando características de las mismas:

- Barra Slack: es el punto de referencia donde se deben especificar los valores de voltaje (V) y ángulo (θ). Estos valores son generalmente 1 (por unidad) y 0 respectivamente. La razón es que al ser una barra de referencia no debe existir caída de voltaje y el desfase entre el fasor voltaje y corriente debe ser cero.
- Barra PV: se la reconoce por ser una barra de generación o voltaje controlado. Aquí se deben especificar los valores de potencia de generación y voltaje y se caracteriza por la capacidad de regulación de tensión.
- Barra PQ: Esta formado por las barras restantes, en estas solo se especifica los valores de potencia activa y reactiva de la demanda.

3.6.1. Matriz Ybarra

La matriz Ybarra es un arreglo de dimensión $n \times n$, que representa la admitancia nodal de los buses en un SEP. Es necesaria para el análisis de flujo de potencia. Para una matriz con n barras el elemento Y_{ij} de la matriz admitancia obedece al siguiente esquema:

$$\left(\begin{array}{ll} \sum_{k=1 \dots n, k \neq i} y_{ik} & \text{si } i = j \\ -y_{ij} & \text{si } i \neq j \end{array} \right) \quad (18)$$

Donde y_{ij} es el inverso de z_{ij} , denominada admitancia.

El proceso para resolver un SEP mediante el algoritmo de Newton Rhapsion parte de la ecuación (2) donde la matriz jacobiana se define desde las expresiones de potencia activa y reactiva. Así tenemos:

$$P_i = V_i \sum_{j=1}^n V_j [G_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j) + B_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)] \quad i \in \Omega_B \quad (19)$$

$$Q_i = V_i \sum_{j=1}^n V_j [G_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j) - B_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j)] \quad i \in \Omega_B \quad (20)$$

Los elementos fuera de la diagonal de la matriz jacobiana J se definen a partir de las derivadas parciales de las ecuaciones (19) y (20) expresadas como:

$$\frac{\partial P_i}{\partial \delta_i} = V_i V_j [G_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j) - B_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j)] \quad i \in \Omega_B \quad (21)$$

$$\frac{\partial Q_i}{\partial \delta_j} = -V_i V_j [G_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j) + B_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)] \quad i \in \Omega_B \quad (22)$$

$$V_i \frac{\partial Q_i}{\partial V_j} = \frac{\partial P_i}{\partial \delta_i} \quad i \in \Omega_B \quad (23)$$

$$V_i \frac{\partial P_i}{\partial V_j} = -\frac{\partial Q_i}{\partial \delta_i} \quad i \in \Omega_B \quad (24)$$

Los elementos dentro de la diagonal de la matriz jacobiana se definen a partir de las derivadas parciales de las ecuaciones (19) y (20) expresadas como:

$$\frac{\partial P_i}{\partial \delta_i} = -Q_i - B_{ii} V_i^2 \quad i \in \Omega_B \quad (25)$$

$$\frac{\partial Q_i}{\partial \delta_i} = P_i - G_{ii} V_i^2 \quad i \in \Omega_B \quad (26)$$

$$V \frac{\partial Q_i}{\partial V_i} = Q_i - B_{ii} \frac{i}{V^2} \quad i \in \Omega B \quad (27)$$

$$V \frac{\partial P_i}{\partial V_i} = P_i - G_{ii} \frac{i}{V^2} \quad i \in \Omega B \quad (28)$$

Con base en la ecuación (2) y las expresiones (21) a (28) se pueden establecer valores de u .

3.7. Optimización mediante el algoritmo de enjambre de partículas (PSO)

Cada partícula en movimiento, inicialmente se encuentra dentro del espacio de búsqueda, las cuales están caracterizadas por:

- Tener una posición y velocidad.
- Conocer el valor de la función fitness.
- Almacenar la mejor posición.
- Conocer a su vecindad.
- Poseer tres escenarios posibles de actuación: seguir su propio camino, devolverse a su mejor posición anterior o devolverse a la mejor posición del vecindario.

Definamos el espacio de búsqueda S n dimensional y el enjambre que consta de n partículas. Cada partícula i ocupa una posición x y posee una velocidad v en un tiempo t , definidas respectivamente por:

$$x^i = [x^i_{1,t}, x^i_{2,t}, \dots, x^i_{n,t}] \quad (29)$$

$$v^i = [v^i_{1,t}, v^i_{2,t}, \dots, v^i_{n,t}] \quad (30)$$

Las expresiones que permiten calcular la posición y velocidad en cada instante de tiempo están definido por:

$$v^i_{j,t+1} = wv^i_{j,t+1} + c_1 rand_1(P^i_{j,t} - x^i_{j,t}) + c_2 rand_2(P^q_{j,t} - x^i_{j,t}) \quad (31)$$

$$x^i_{j,t+1} = x^i_{j,t} + v^i_{j,t+1} \quad (32)$$

Donde:

c_1 : Es un parámetro de aceleración asociado a la búsqueda de la mejor solución.

c_2 : Es un parámetro social que atrae a la partícula a la mejor solución global.
 w : peso de inercia asociado a la búsqueda y exploración para una rápida convergencia.

A continuación se muestra en la Figura 12 el flujograma de proceso para PSO, a continuación se describe: El proceso está dividido en 2 partes, la primera es la inicialización que se describe a continuación:

Paso 1. El proceso empieza cargando los parámetros de PSO e inicializando una posición x mediante las restricciones de desigualdad, y sus velocidades v . Paralelamente carga los parámetros y calcula la matriz Y barra del SEP.

Paso 2. Con estos datos se procede a calcular la variables de estado u mediante el algoritmo de Newthon Rhapson.

Paso 3. Finalmente se calcula y almacena la función fitness Z .

La segunda parte está formado por la bucle principal donde se establece un máximo número de iteraciones permitidas, que se lo evalúa con un contador de proceso $iteracion = 1$.

Paso 4. Se calcula las nuevas posiciones y velocidades x y v , y a través de NR se determina los nuevos valores para las variables de control u .

Paso 5. Previo a determinación de las nuevas funciones fitness es importante evaluar si u está dentro de los límites permitidos, esto se lo hace mediante las restricciones de desigualdad.

Paso 6. En el caso de que alguna o algunas variables violen los límites permitidos estas serán desechadas, y las que cumplan continúan dentro del proceso.

Paso 7. Se procede a calcular las nuevas funciones fitness. Dado que se almacenó los valores los calculados en la etapa inicial, estos serán comparados con los nuevos valores para determinar así cual es la mejor solución mediante el cálculo de la menor distancia euclidiana. Este proceso se repite hasta que se alcance el número máximo de iteraciones establecido inicialmente (cuando $iteracion$ es igual a la máxima iteración).

Paso 8. Almacena la mejor solución y presenta resultados.

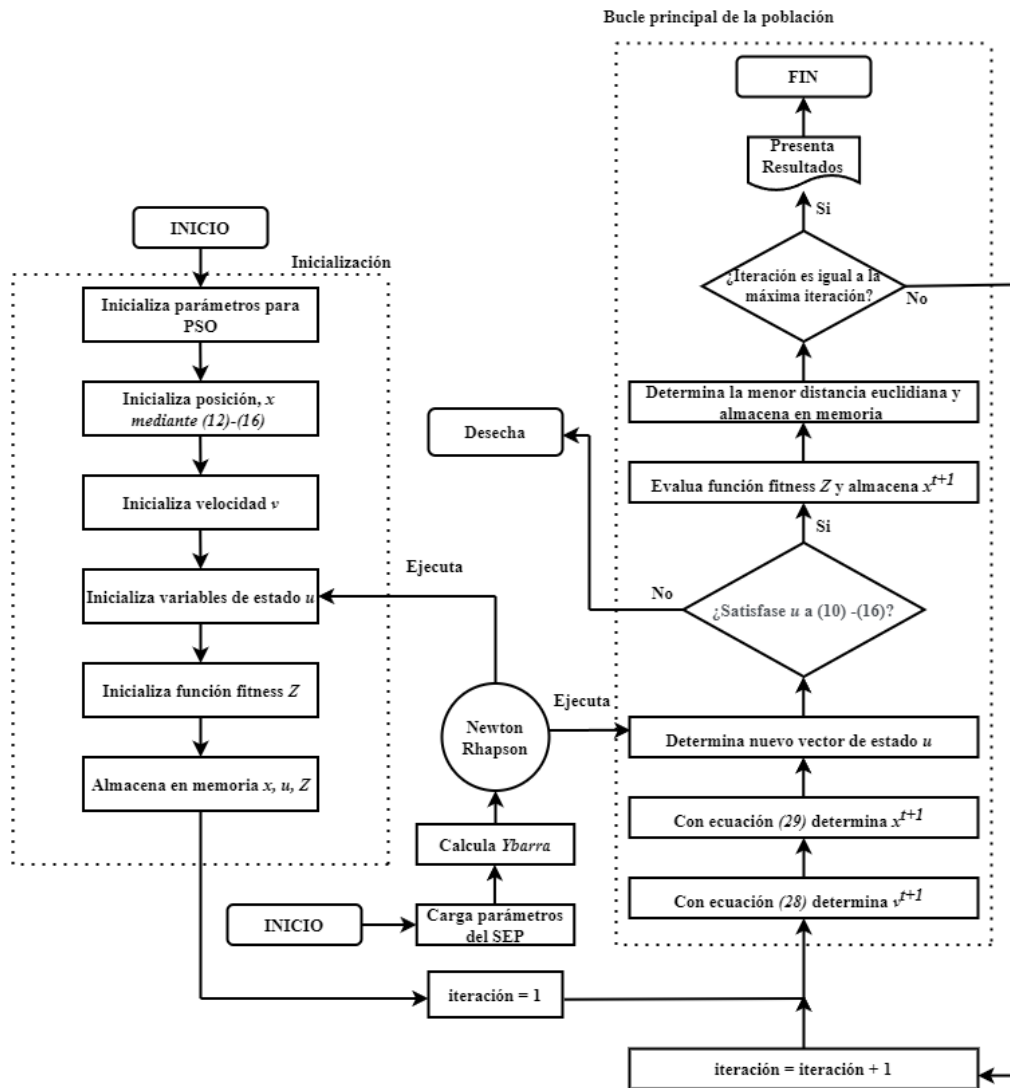


Figura 12: Flujograma de proceso para PSO. Fuente: Autor.

3.8. Optimización mediante el algoritmo basado en simbiosis SOS

El algoritmo basado en simbiosis busca una solución óptima global en el espacio de decisión ϕ . Se usa una población inicial denominada ecosistema como soluciones candidatas para encontrar una solución óptima. El algoritmo usa un proceso iterativo en donde generan las nuevas soluciones a partir de las relaciones simbióticas entre dos organismos del ecosistema.

Mutualismo: En esta fase dos organismos x_i y x_j son escogidos aleatoriamente del espacio de decisión. Los organismos interactúan con la finalidad de tener mayor posibilidad de supervivencia, así surgen x_{iN} y x_{jN} definidos como:

$$x_{iN} = x_i + R_1[x_M - BF_1x_{mu}] \quad (33)$$

$$x_{jN} = x_j + R_2[x_M - BF_2x_{mu}] \quad (34)$$

$$x_{mu} = (x_i + x_j)/2 \quad (35)$$

Donde:

x_{mu} : Vector de mutación.

R_1, R_2 : Números aleatorios entre 0 y 1.

x_M : Organismo de más alta adaptación.

BF_1, BF_2 : Factores de beneficios que existen en la relación de mutualismo, se generan aleatoriamente.

Comensalismo: Sea x_j un individuo del ecosistema escogido aleatoriamente que interactúa con x_i ; el nuevo individuo está definido por:

$$x_{iN} = x_i + R_3[x_M - x_j] \quad (36)$$

Donde:

$x_M - x_j$: Representa la ventaja de x_j para ayudar a x_i a mejorar la adaptación.

R_3 : Número aleatorio entre -1 y 1.

Parasitismo: En la fase de parasitismo, el parámetro x_i representa el organismo que se beneficia. El parámetro x_j representa el organismo dañado por la relación. El vector parásito está definido por:

$$x_P = R_4(UB - LB) + LB \quad (37)$$

Donde:

UB : Límite inferior para la evaluación.

LB : Límites superior para la evaluación.

R_4 : Número aleatorio entre 0 y 1.

A continuación se muestra en la Figura 13 el flujograma de proceso para SOS, a continuación se describe:

El proceso está dividido en 2 partes, la primera es la inicialización que se describe a continuación:

Paso 1. El proceso empieza inicializando los organismo x mediante las restricciones de desigualdad. Paralelamente carga los parámetros y calcula la matriz Y barra del SEP.

Paso 2. Con estos datos se procede a calcular la variables de estado u mediante el algoritmo de Newton Rhapson.

Paso 3. Finalmente se calcula y almacena la función fitness Z .

La segunda parte está formado por el bucle principal y a su vez formado por tres etapas denominadas mutualismo, comensalismo y parasitismo, donde se establece un máximo número de iteraciones permitidas, que se lo evalúa con un contador de proceso $iteracion = 1$.

MUTUALISMO.

Paso 4. Mediante dos organismos definidos en el ecosistema por x_{iN} y x_{jN} que se relacionan para determinar y almacenar cual produce un nuevo mejor fitness en comparación con las calculadas en la inicialización.

COMENSALISMO.

Paso 5. Mediante un organismo definido en el ecosistema por x_{iN} se determina un nuevo fitness, guarda y almacena en el caso de ser mejor comparación con las calculadas en la inicialización.

PARASITISMO.

Paso 6. Mediante un organismo parásito definido en el ecosistema por x_{ip} se determina un nuevo fitness, guarda y almacena en el caso de ser mejor comparación con las calculadas en la inicialización.

Paso 7. Para determinar la mejor solución fitness de todo el ecosistema se se calcula la menor distancia euclidiana y se almacena. Este proceso se repite hasta que se alcance el número máximo de iteraciones establecido inicialmente (cuando $iteracion$ es igual a la máxima iteración).

Paso 8. Presenta resultados.

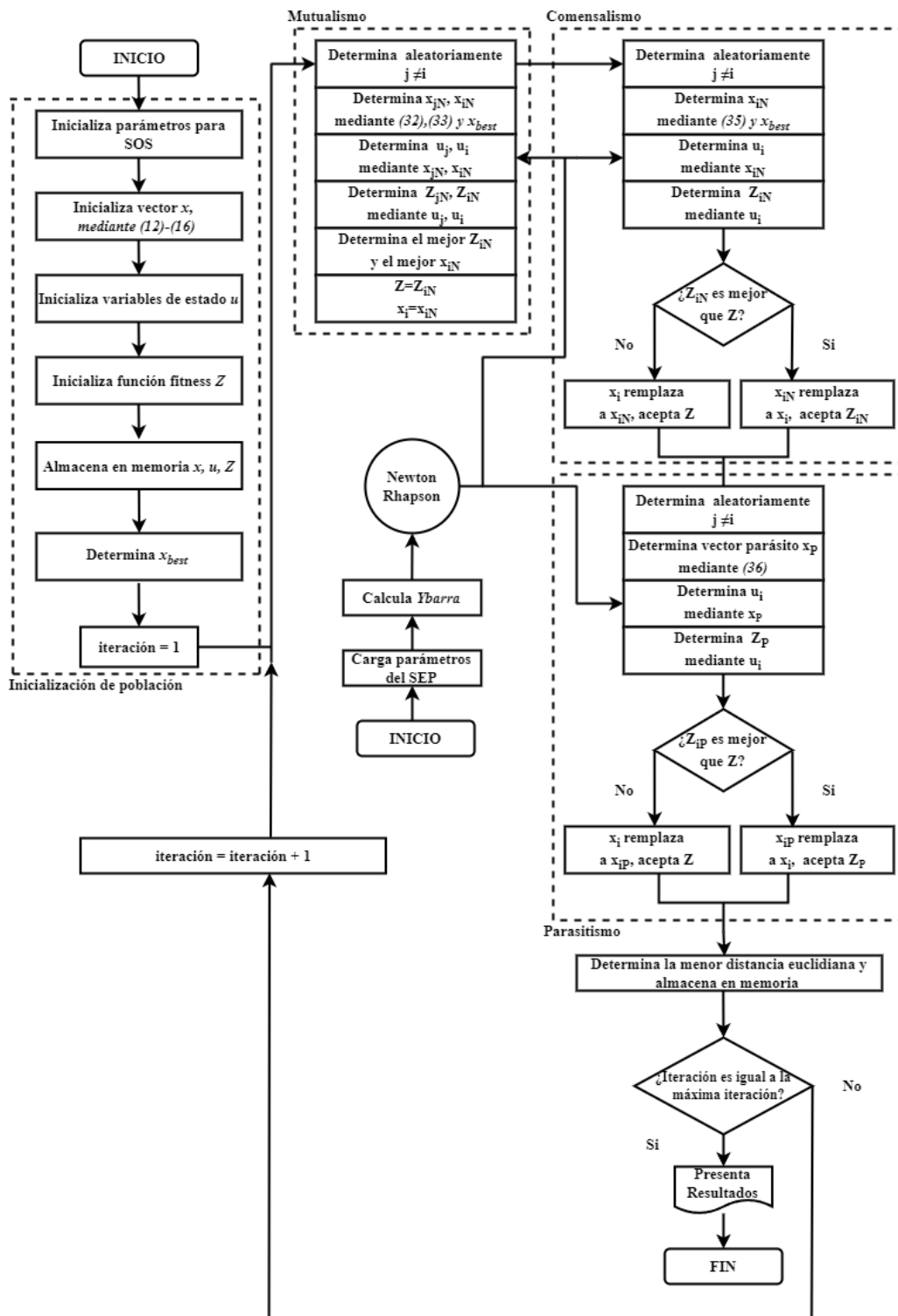


Figura 13: Flujograma de proceso para SOS. Fuente: Autor.

3.9. Caso de estudio

Luego de conocer las técnicas para resolver el problema del despacho de potencia, es necesario describir el caso de estudio que va ser usado para las simulaciones y obtención de resultados. Es importante probar estos algoritmos en un sistema eléctrico que contenga la mayor cantidad de elementos esenciales y datos reales producto de mediciones. Para ello se recurre al sistema de 30 nodos de la IEEE que representa una aproximación del sistema American Electric Power.

La representación gráfica del sistema se visualiza en la Figura 14, que está formado por:

- 1 nodo de balance (Nodo slack): Denominado como “barra infinita” en donde el voltaje y ángulo son de valor conocido y constante.
- 24 nodos de carga (PQ): Nodos en donde se conoce la carga o consumo de potencia y desconoce voltaje y ángulo.
- 5 nodos tensión contralada (PV): en donde se conoce la potencia activa inyectada y voltaje, se desconoce la potencia reactiva y el ángulo.
- 9 compensadores Shunt.
- 41 elementos de transmisión.

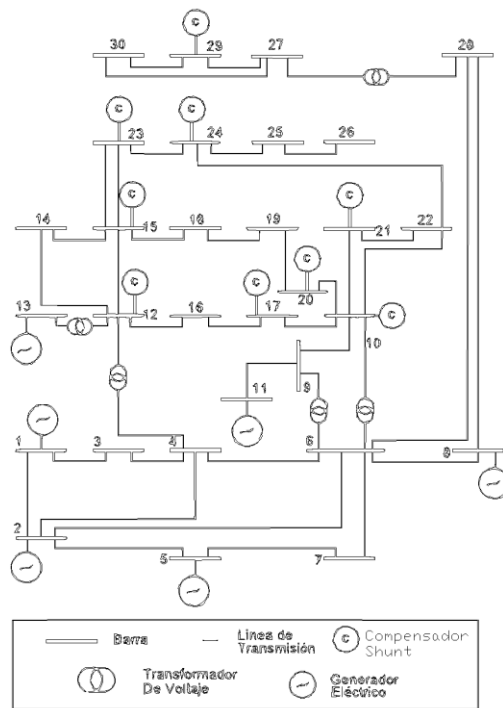


Figura 14: Caso de estudio, modelo 30 barras IEEE [10].

4. Capítulo 4 - Resultados

El presente capítulo muestra los resultados obtenidos en las simulaciones con los algoritmos de optimización PSO y SOS. Adicionalmente los resultados de la simulación con el algoritmo de Newton Rhapsion (NR). El objetivo principal de este capítulo es demostrar que el sistema eléctrico al pasar por el proceso de optimización presenta mejores condiciones operativas, en comparación al escenario sin optimización. Adicionalmente se presenta los frentes de Pareto hallados en el proceso de optimización multiobjetivo. Las conclusiones de estos resultados se dará en la sección de conclusiones y recomendaciones.

Los modelos de optimización fueron probados con el sistema de 30 barras IEEE, mediante el uso del Matlab como software de manejo de información. Las siguientes secciones muestran los resultados obtenidos en las simulaciones las cuales corresponden a las funciones de costo o fitness. Es importante mencionar que se trabajó con el 100 % de la demanda en el sistema IEEE.

4.1. Perfil de Voltaje

Como punto de partida para el proceso iterativo los valores en cada barra corresponden al de un sistema ideal. Es decir en voltajes con un valor de 1 por unidad, y valores angulares de 0. Los resultados para los diferentes escenarios se verifican en la Tabla 1.

A continuación, se muestra la gráfica de perfil de voltaje en los tres escenarios de comparación, refiérase a la Figura 15. Para el caso resuelto mediante Newton Raphson (V-NR) se verifica que existen 11 barras que alcanzan el límite máximo permitido de voltaje. En contraste para los escenarios optimizados (V-SOS, V-PSO) se verifica que no alcanzan y tampoco violan los límites establecidos, y como es de esperar estos tienden a aproximarse a la unidad, ratificando lo descrito en la expresión (10).

Esto globalmente se verifica en la función costo: desviación de voltaje detallada en la Figura 16, el valor para el caso de SOS y PSO se reducen en al menos el 25 %, cumpliendo el objetivo descrito en la sección anterior.

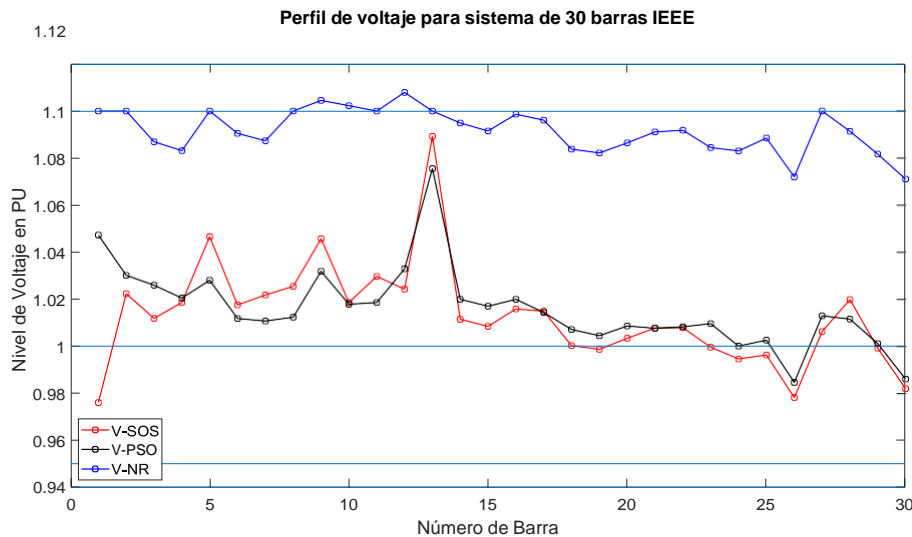


Figura 15: Perfil de voltaje para el sistema de 30 barras IEEE. Fuente: Autor.

Cuadro 1: Resumen general de voltajes en barras
Voltaje en barras del sistema 30 IEEE

Barra (i)	Vmax	Vmin	V		
			PSO	SOS	NR
1	1,100	0.95	1,0473	0,9762	1,1000
2	1,100	0.95	1,0302	1,0225	1,1000
3	1,086	0.95	1,0261	1,0120	1,0866
4	1,083	0.95	1,0206	1,0187	1,0827
5	1,100	0.95	1,0282	1,0467	1,1000
6	1,090	0.95	1,0119	1,0177	1,0894
7	1,087	0.95	1,0109	1,0219	1,0868
8	1,100	0.95	1,0125	1,0256	1,1000
9	1,104	0.95	1,0320	1,0458	1,0939
10	1,102	0.95	1,0180	1,0187	1,0816
11	1,100	0.95	1,0187	1,0298	1,1000
12	1,107	0.95	1,0330	1,0244	1,1014
13	1,100	0.95	1,0756	1,0893	1,1000
14	1,094	0.95	1,0201	1,0116	1,0861
15	1,091	0.95	1,0171	1,0086	1,0808
16	1,098	0.95	1,0201	1,0160	1,0861
17	1,096	0.95	1,0145	1,0150	1,0778
18	1,083	0.95	1,0073	1,0004	1,0694
19	1,082	0.95	1,0046	0,9988	1,0657
20	1,086	0.95	1,0087	1,0035	1,0689
21	1,091	0.95	1,0078	1,0079	1,0687
22	1,091	0.95	1,0084	1,0080	1,0741
23	1,084	0.95	1,0097	0,9997	1,0689
24	1,083	0.95	1,0002	0,9948	1,0636
25	1,088	0.95	1,0027	0,9964	1,0749
26	1,072	0.95	0,9848	0,9784	1,0582
27	1,100	0.95	1,0131	1,0064	1,0902
28	1,091	0.95	1,0117	1,0200	1,0896
29	1,081	0.95	1,0013	0,9993	1,0717
30	1,071	0.95	0,9862	0,9821	1,0610

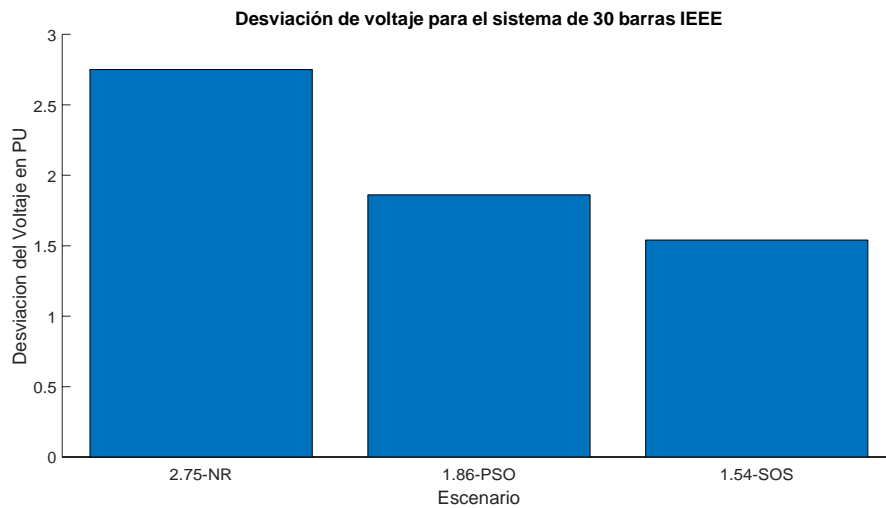


Figura 16: Desviación de voltaje para el sistema de 30 barras IEEE. Fuente: Autor.

4.2. Compensación de potencia reactiva

Los dispositivos de potencia reactiva (Compensadores Shunt) son ubicados en barras de carga. El objetivo principal de la inclusión de estos elementos al SEP se verifica en la mejora del perfil de voltaje. La Figura 17 detalla los MVar compensados obtenidos para el caso PSO y SOS. En lo referido a NR obviamente no existe ningún valor compensado. La razón se debe a que el objetivo del presente trabajo es verificar el efecto que tiene el proceso de optimización vs el efecto de no poseer esta compensación en el sistema original.

Concluyendo, decimos que: el sistema después de la inclusión de estos dispositivos mejora su estabilidad. Por lo tanto el SEP está en la capacidad de soportar más carga, como se verifica en la Figura 16. En la Tabla 2 se presente el resumen general de compensación detallada por dispositivo.

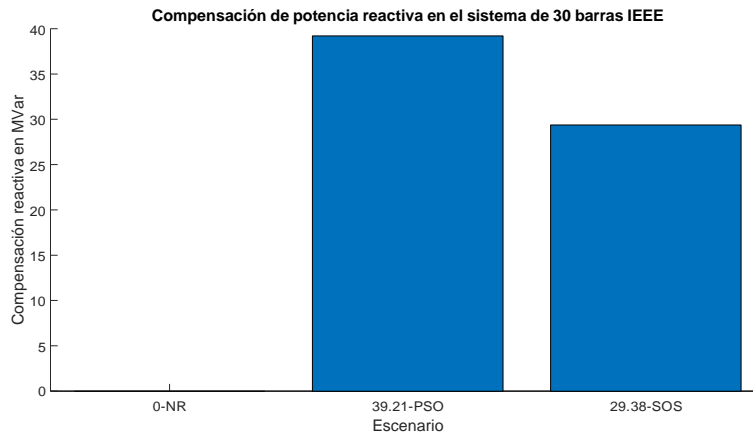


Figura 17: Compensación reactiva para el sistema de 30 barras IEEE- Fuente: Autor.

Cuadro 2: Resumen de Compensación de potencia reactiva por elemento
Compensación de Potencia Reactiva

C	Barra (i)	Qshmax	Qshmin	Qsh		
				PSO	SOS	NR
C1	10	5	0	4.67	0	0
C2	12	5	0	4.96	0.14	0
C3	15	5	0	4.98	4.55	0
C4	17	5	0	4.97	4.97	0
C5	20	5	0	4.46	1.27	0
C6	21	5	0	4.99	4.96	0
C7	23	5	0	3.08	3.47	0
C8	24	5	0	4.99	5	0
C9	29	5	0	2.08	5	0

4.3. Costos de Generación

Los costos de generación para cada escenario se verifican en la Figura 18. Los valores están directamente relacionados con el total de potencia despachada. Todas las unidades de generación aportan potencia sin violar las restricciones de capacidad. La potencia que no es cubierta por todos los generadores es cubierta por el generador en la barra slack.

La Tabla 3 muestra los valores totales de potencia despachada por cada generador para cada escenario de optimización y en el caso de NR. Las tablas cumplen

los rangos de operación.

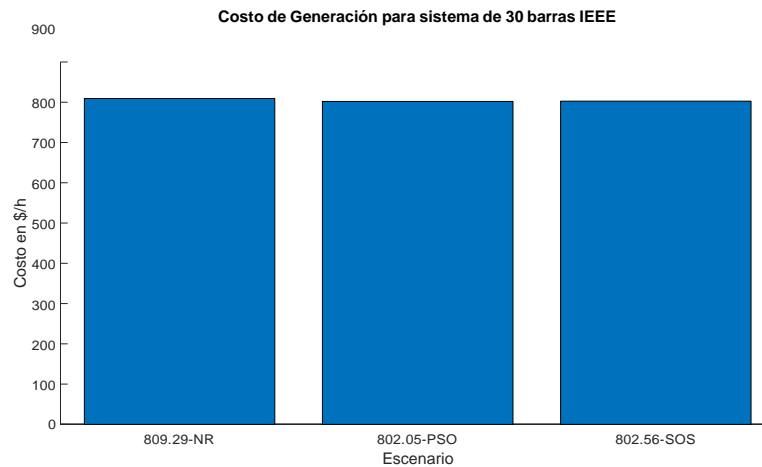


Figura 18: Costo de operación para el sistema de 30 barras IEEE. Fuente: Autor.

Cuadro 3: Resumen general de potencia despachada por cada generador del SEP
Despacho de Potencia Activa

G	Barra (i)	Pgmax	Pgmin	Pg		
				PSO	SOS	NR
G1	1	slack	slack	171.25	120.46	166.2
G2	2	80	20	48.92	68.95	40
G3	5	50	15	22.13	26.47	30
G4	8	35	10	24.75	18.84	20
G5	11	30	10	13.17	18.02	20
G6	13	40	12	12.07	39.56	15

4.4. Emisiones

Dado que las emisiones son consecuencia de la producción de energía eléctrica. El objetivo es reducir al máximo las emisiones que contaminan el medio ambiente pero generando potencia suficiente para satisfacer la demanda. La Figura 19 muestra el valor de las emisiones en cada uno de los escenarios.

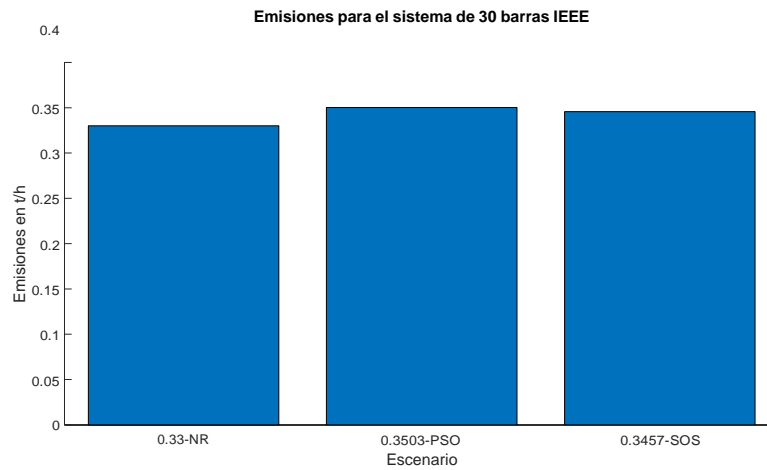


Figura 19: Total de emisiones para el sistema de 30 barras IEEE. Fuente: Autor.

4.5. Pérdidas de potencia

En todo SEP existe de por medio una componente de pérdidas debido a la naturaleza intrínseca de los materiales en el sistema de transmisión, a continuación, La Figura 20 evidencia los valores de pérdidas, lo que significa que el sistema genera lo que demandan los consumidores más las pérdidas de potencia.

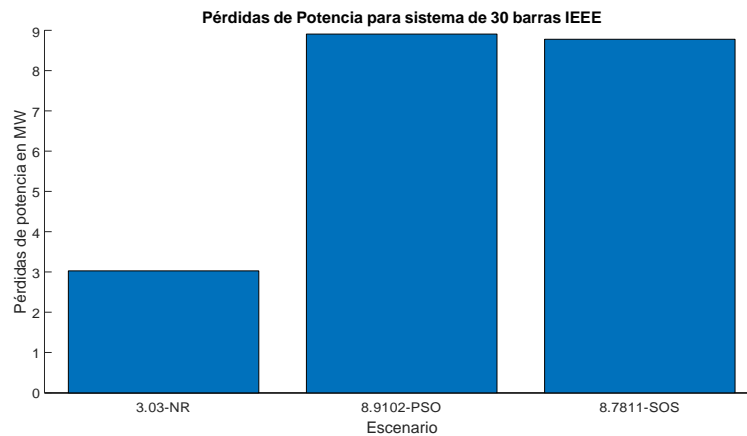


Figura 20: Pérdidas de Potencia para el sistema de 30 barras IEEE. Fuente: Autor

4.6. Mejores soluciones de SOS Y PSO

En la Tabla 4 se muestra las mejores soluciones en forma de resumen, estas son entendidas como la mejor partícula y el mejor organismo encontradas por PSO

y SOS respectivamente, estas soluciones representan las variables de control que deben permanecer constantes en la operación del SEP.

Cuadro 4: Resumen general de mejor partícula y mejor organismo

	x	i	l	Min	Max	PSO	SOS
(MW)	G2	2	-	20	80	48.924	68.95
	G3	5	-	15	50	22.135	26.47
	G4	8	-	10	35	24.755	18.84
	G5	11	-	10	30	13.173	18.02
	G6	13	-	12	40	12.074	39.56
1PU	V1	1	-	0.95	1.10	1.047	0.976
	V2	2	-	0.95	1.10	1.030	1.022
	V5	5	-	0.95	1.10	1.028	1.046
	V8	8	-	0.95	1.10	1.012	1.025
	V11	11	-	0.95	1.10	1.018	1.029
	V13	13	-	0.95	1.10	1.075	1.089
1PU	T11	-	11	0.9	1.10	0.9334	0.921
	T12	-	12	0.9	1.10	0.9481	0.974
	T15	-	15	0.9	1.10	0.9530	0.981
	T36	-	36	0.9	1.10	0.9269	0.949
MVars	C1	10	-	0	5	4.998	0.00
	C2	12	-	0	5	4.685	0.14
	C3	15	-	0	5	4.089	4.55
	C4	17	-	0	5	4.978	4.97
	C5	20	-	0	5	4.584	1.27
	C6	21	-	0	5	4.966	4.96
	C7	23	-	0	5	3.660	3.47
	C8	24	-	0	5	4.997	5.00
	C9	29	-	0	5	1.998	5.00

Las Figuras 21, 22 muestran el frente de Pareto formadas por las soluciones no dominadas para SOS y PSO respectivamente. El punto identificado representa la solución con menor distancia euclidiana.

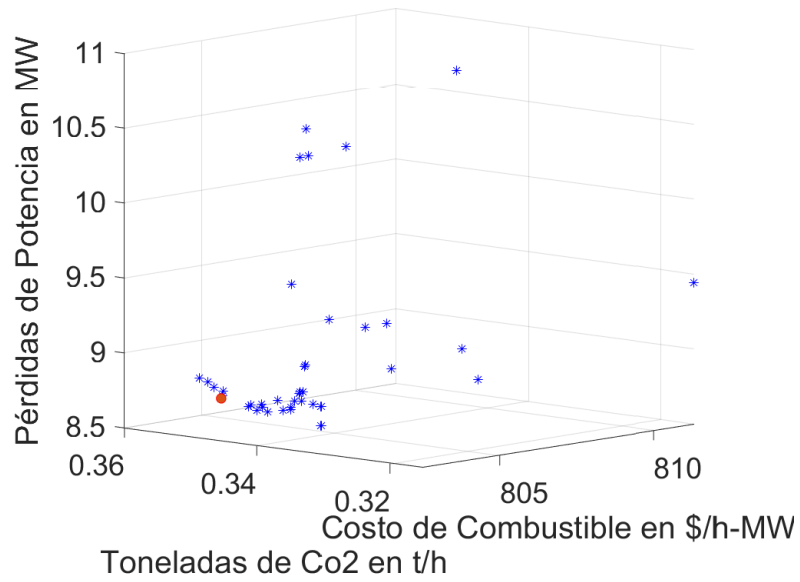


Figura 21: Frente de Pareto para SOS con $Z_4 = 1,54$. Fuente: Autor.

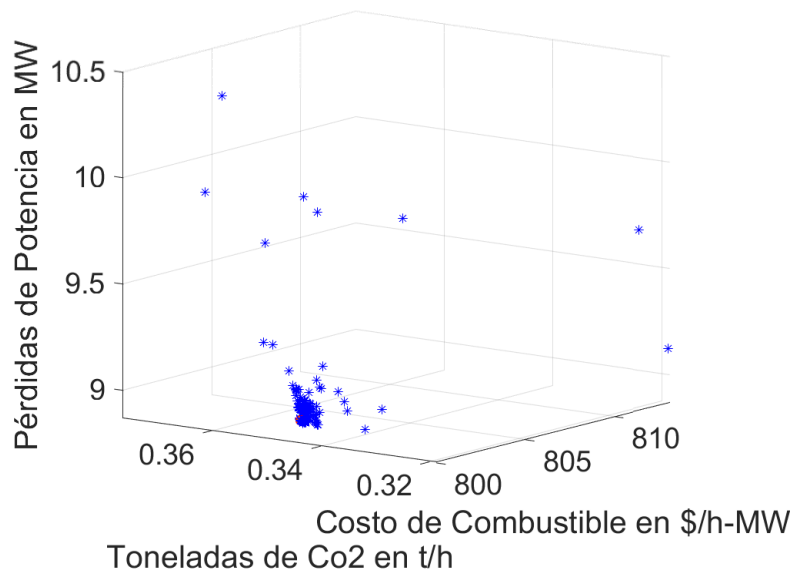


Figura 22: Frente de Pareto para PSO con $Z_4 = 1,86$. Fuente: Autor.

4.7. Evolución de SOS Y PSO

A continuación en la Figura 23 se verifica la evolución alcanzada por las técnicas heurísticas en función del número de iteraciones.

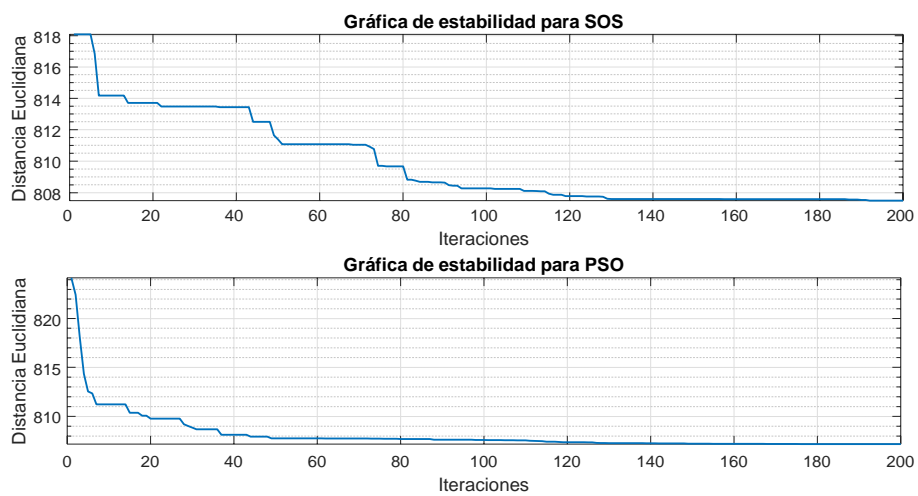


Figura 23: Gráficas de estabilidad de las técnicas. Fuente: Autor.

5. Capítulo 5 - Comparación de técnicas

El último capítulo del presente trabajo tiene como objetivo principal evaluar el desempeño de las técnicas usadas en la resolución del problema de despacho de potencia. Para ello se tomó muestras como resultado de varias ejecuciones de cada método. Posteriormente se usó la prueba no paramétrica de Kolmogórov-Smirnov con el fin de demostrar la normalidad de las muestras tomadas. Finalmente se usó t-Student con el fin de evaluar las medias de las muestras usando pruebas de hipótesis. Con los resultados obtenidos se procede a inferir que técnica presenta un mejor desempeño.

En la sección anterior se presentó los resultados obtenidos en los escenarios de simulación. Se pudo verificar que bajo los efectos de la optimización el SEP mejora su estado de operación. Como indicador de esta mejora se visualiza perfil de voltaje en la Figura 15. El sistema después de este proceso posee mayor capacidad de soportar carga.

Posteriormente a la optimización, surge la pregunta: ¿Qué técnica de solución presenta mejor desempeño frente a este caso de estudio?. En un rápido análisis se podría decir la técnica que proporcione una solución que posea la menor distancia euclidiana sin embargo, no es condición suficiente para ratificarlo.

Dada la naturaleza aleatoria de las técnicas heurísticas, es necesario introducir herramientas estadísticas que proporcionen evidencia acerca del desempeño de las mismas y así tomar una decisión. Para ello se recurre a las pruebas inferenciales: Kolmogorov-Smirnov y t-Student.

A continuación, se detalla el procedimiento para verificar el desempeño de las técnicas heurísticas en base a los resultados obtenidos:

1. Obtener una muestra como resultado de varias ejecuciones de los algoritmos.
2. En base a la prueba Kolmogorov-Smirnov verificar la normalidad de estas muestras.
3. En base a la prueba t-Student unilateral a la izquierda verificar el cumplimiento de hipótesis alternativa para determinar diferencias en medias de las técnicas heurísticas.

5.1. Muestras

En la Tabla 5 se verifica las muestras tomadas para SOS y PSO producto de varias simulaciones.

5.2. Prueba de Kolmogorov-Smirnov

De acuerdo al marco teórico revisado en el Capítulo 2, esta prueba necesita previamente establecer dos hipótesis denominadas como: hipótesis nula (H_0) e hipótesis alternativa H_1 , descritas como:

H_0 : La hipótesis nula describe que la muestra tomada no pertenece a una distribución normal.

H_1 : La hipótesis alternativa describe que la muestra tomada pertenece a una distribución normal.

Para la verificación de esta prueba se aplican pruebas estadísticas:

Si $H_0 = 0$ significa que la prueba no rechaza la hipótesis nula al 5% de

significancia y si $H_0 = 1$ significa que si lo hace.

Con el la prueba KS que tiene como argumento de entrada un vector X que representa una muestra aleatoria estandarizada.

La Tabla 6 muestra los resultados para la ejecución de la prueba de Kolmogorov-Smirnov.

En base a los resultados obtenidos, se puede decir que las distribuciones para los 2 caso se ajustan a una distribución normal como se verifica en la Figura 24.

Cuadro 5: Muestras tomadas de PSO y SOS

Número	Muestras	
	SOS	PSO
1	814.362	807.181
2	813.534	807.164
3	811.141	807.197
4	807.500	807.160
5	813.024	807.170
6	814.971	807.171
7	813.098	807.162
8	811.472	807.178
9	811.893	807.160
10	812.933	807.167
11	814.794	807.164
12	814.298	807.161
13	812.172	807.175
14	812.106	807.178
15	812.994	807.161
16	813.483	807.163
17	810.648	807.166
18	814.782	807.181
19	811.736	807.164
20	811.893	807.197

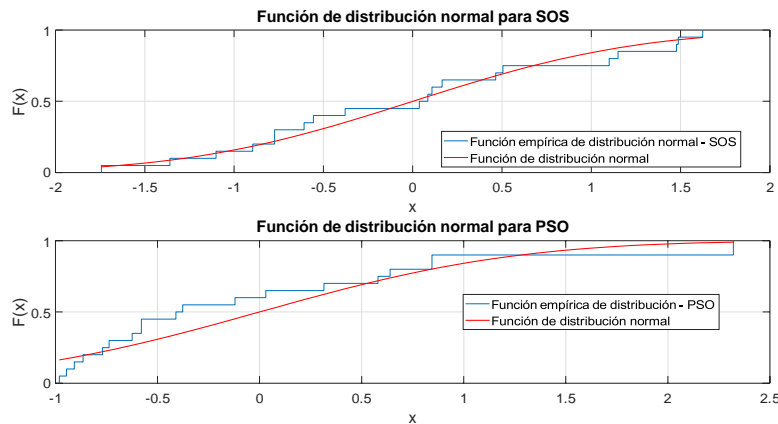


Figura 24: Distribución normal para SOS y PSO. Fuente: Autor.

Cuadro 6: Resultados para la prueba Kolmogorov-Smirnov.

Técnica	Hipótesis Nula (H0)
PSO	0
SOS	0

5.3. Prueba t-Student

Con los resultados de la prueba de Kolmogorov-Smirnov inferimos que las muestras responden a una distribución normal. Ahora, es necesario deducir si hay una diferencia significativa entre las medias de dos grupos, entonces recurrimos a la prueba t-Student.

Especificamos un p-valor $p < 0.05$ que estamos dispuestos a aceptar para rechazar una hipótesis nula cuando sea verdadera.

Al aplicar la prueba t-Student que tiene como argumentos de entrada dos vector X,Y que presentan las muestras de SOS y PSO. Los valores de salida de la prueba son: [h,p] donde h es el valor binario de aceptación o rechazo, y p es la probabilidad de que un valor estadístico calculado sea posible dada una hipótesis nula cierta

Sea H_0 una hipótesis nula definida como: Las medias son iguales.

Al ejecutar este comando se obtiene los siguientes resultados: $h = 1$, $p = 2.0965e-11$. Cuando $h = 1$, significa que la hipótesis nula es rechazada con una probabilidad de $2.0965e-11$ de que sea cierta.

Con este resultado se verifica que la hipótesis alternativa es aceptada, ahora es necesario verificar cual de las medias es menor, entonces se recurre a la prueba t-Student unilateral a la izquierda con la condición de menor que.

Sea H_0 una hipótesis nula definida como: La media de PSO es mayor que la de SOS.

Al ejecutar el comando se obtiene $h = 1$, significa que la hipótesis nula es rechazada, y acepta la hipótesis alternativa. Finalmente, este resultado se interpreta que la media de PSO es menor que la de SOS, lo que implica decir que el algoritmo de enjambre de partículas tiene mejor desempeño que el algoritmo basado en simbiosis.

adicionalmente se realizó la prueba t-Student unilateral a la izquierda con la condición de menor que a las muestras tomadas por cada objetivo las cuales brindaron los siguientes resultados, refiérase a la Tabla 7 .

Cuadro 7: Resumen general de prueba t-Student

Prueba t-Student individuales		
Función objetivo	h	p
Costo de generación	1	2.03E-12
Emisiones	0	0.9819
Pérdidas de potencia	1	1.09E-09
Desviación de voltaje	0	0.8864

Conclusiones y recomendación

El presente trabajo aborda el problema multiobjetivo de optimización del despacho de potencia en generadores eléctricos para el sistema de 30 barras IEEE, de la cual se obtuvieron las siguientes conclusiones:

- Se utilizó el modelo de corriente alterna (AC) para la modelización del SEP, debido a que este incluye componentes de potencia reactiva. Su característica no lineal contribuye con mayor exactitud a las soluciones en estado estacionario de las variables de estado, a diferencia del modelo lineal de corriente continua (DC).
- En cuanto a las metodologías usadas es importante mencionar que se usó el algoritmo de Newton Raphson como técnica complementaria a las heurísticas. Dado que el presente problema de optimización demanda satisfacer restricciones de igualdad no lineales entonces, es necesario incluir un proceso que encuentre raíces de las expresiones (11) y (12). En cuanto a las técnicas heurísticas usadas, dada su aleatoriedad, estas favorecen a satisfacer las restricciones de desigualdad (13) a (17). Entonces como conclusión, el resultado de esta combinación produce soluciones globales en un tiempo de ejecución razonable y de convergencia cuadrática.
- Posterior a la revisión bibliográfica se planteó el uso del algoritmo de optimización por enjambre de partículas enfocado a resolver el problema multiobjetivo. Es importante mencionar que se usó la forma canónica del algoritmo PSO. Donde trabaja con soluciones candidatas denominadas partículas, que son impulsadas con el fin de que adquieran velocidad y actualicen su posición en el espacio de búsqueda. Para nuestro caso de estudio la partícula representa el conjunto de las variables de control. Dichas variables permanecen constantes cuando el SEP se encuentra en estado estacionario, el estado transitorio no es objeto de estudio de la presente investigación.
- Como técnica alternativa de solución al problema de optimización se propuso el algoritmo bio inspirado en las interacciones entre organismos de un mismo ecosistema SOS. A diferencia de PSO, esta técnica no posee hiperparámetros, por lo tanto, no requiere un ajuste fino, lo que lo convierte atractivo frente a otras técnicas. SOS está

formado por 3 etapas que obedecen a sencillas operaciones matemáticas. Esta técnica incluye un operador de mutación el cual es encargado de proporcionar cierta variabilidad genética en los organismos, permitiendo así, que estén mejor adaptados y proporcionen mejores soluciones fitness. Como conclusión, SOS está inspirado en el proceso evolutivo de la selección natural descrita por Charles Darwin.

- En cuanto a los resultados obtenidos, de manera general el SEP, después de pasar por el proceso de optimización mejorar sus condiciones operativas como ya se verificó en la Figura 15. Es importante mencionar que el valor de costo de operación es el objetivo más importante y de mayor peso escalado en el proceso de optimización, lo cual se ve reflejado en la comparativa de con los demás valores de objetivos entre las dos técnicas. En la figura 18, muestra una reducción de costo en un 10 % por cada hora de trabajo y eso traduciéndolo durante toda la vida útil de la central eléctrica (en cuando menos 20 años) este valor representaría un ahorro importante para una compañía eléctrica.
- La optimización no lineal multiobjetivo resulta un problema complejo de tratar, el presente trabajo aborda cuatro objetivos que por sus características entran en conflicto entre sí. Sumarle a eso, las restricciones no lineales que aportan aún más dificultad. Sin embargo, en este contexto, se desarrolló con éxito la simulación de PSO y SOS obteniendo soluciones no dominadas que garantizan al menos optimalidad local. El proceso de solución de cada heurística alcanza estabilidad como se verifica en la Figura 23. Evidentemente PSO presenta mejores prestaciones que SOS, y esto es corroborado en el resultado arrojado por la prueba t-Student, que verifica mejor desempeño estadístico. Sin embargo SOS resultó una técnica competitiva que está a la altura de algoritmos ya probadas.
- El efecto de compensación de potencia reactiva se visualiza en los valores que toman los voltajes en cada barra del sistema, para el caso de PSO y SOS no existe ninguna barra que viole los límites del $\pm 5\%$ del valor nominal y eso ratifica el correcto funcionamiento operativo del sistema, dándole mayor grado de libertad para soportar carga.
- Se usó la prueba unilateral o de una cola para evaluar el desempeño estadístico de las muestras de PSO y SOS. Debido a que a priori se conoce la diferencia entre las medias de las muestras. El resultado de

esta prueba resulta el rechazo de la hipótesis nula, lo cual indica que PSO presenta un mejor desempeño. Sin dejar de lado los resultados brindados por SOS, estos nos indican que esta técnica presenta un buen desempeño.

- Se usó también la prueba unilateral o de una cola para evaluar el desempeño estadístico de las muestras de cada función objetivo de PSO y SOS. El resultado de esta prueba se verifica en la tabla 7, se ve que dos de las funciones objetivos presenta mejor desempeño estadístico en el algoritmo de PSO (rechaza hipótesis nula), y las otras dos en SOS. Concluyendo que PSO presenta un mejor desempeño global debido a la función de mayor peso escalado que es el costo de generación.

Es importante establecer recomendaciones para trabajos futuros, a continuación se detallan:

- Se recomienda en el proceso de optimización incluir la determinación de posiciones óptimas de los compensadores Shunt, mediante dimensionamiento de variables binarias discretas de decisión.
- Dado que los problemas multi-objetivos se caracterizan por tener muchas soluciones posibles, y todas ellas igualmente válidas, se recomienda trabajar con tomador de decisiones (DM - Decisión Making), lo que aportaría significativamente en la búsqueda del óptimo global.
- El factor de potencia es un indicador de calidad en la operación del SEP. Se recomienda incluir en las restricciones del problema de optimización, es ideal que este sea lo más cercano de la unidad, lo que eléctricamente significa que no exista desfase entre fasor de potencia activa y aparente del sistema.

Referencias

- [1] V. Autores, “Energía neta producida por las centrales de generación,” <http://www.cenace.gob.ec/energia-neta-producida-por-las-centrales-de-generacion-gwh/>, 2022.
- [2] J. A. Yadaicela Cando, “Estudio técnico económico sobre la implementación de generación distribuida en el sistema eléctrico ecuatoriano,” B.S. thesis, QUITO/EPN/2012, 2012.
- [3] R. V. Ure, E. J. F. Gonzales, and G. B. Arévalo, “Estudio de las emisiones de gases de efecto invernadero producidos por los embalses de las centrales hidroeléctricas del Perú study of the emissions of greenhouse gases produced by the packages of the hydroelectric power stations of,” *Revista TECNIA Vol*, vol. 31, no. 2, 2021.
- [4] D. A. A. TORRES, “Visita a la central termoeléctrica “termopaipa etapa iv”,” Ph.D. dissertation, UNIVERSIDAD PEDAGÓGICA Y TECNOLÓGICA DE COLOMBIA, 2013.
- [5] J. TRASHORRAS MONTECELOS, *Subestaciones eléctricas*. Ediciones Paraninfo, SA, 2015.
- [6] A. Leão Rodrigues, “Generador eólico superconductor,” *Información tecnológica*, vol. 21, no. 2, pp. 37–44, 2010.
- [7] A. Yarin-Achachagua, G. Salazar-Huamani, and J. Chávez-Vivar, “Control de armónicos en transformador eléctrico de potencia de planta de manufactura mediante filtro pasivo incorporado optimizado con algoritmo de forraje bacteriano,” *Tecnia*, vol. 31, no. 2, pp. 61–72, 2021.
- [8] A. E. Ezugwu and D. Prayogo, “Symbiotic organisms search algorithm: theory, recent advances and applications,” *Expert systems with Applications*, vol. 119, pp. 184–209, 2019.
- [9] F. S. Lobato and V. Steffen Jr, “Fish swarm optimization algorithm applied to engineering system design,” *Latin American Journal of Solids and Structures*, vol. 11, no. 1, pp. 143–156, 2014.
- [10] V. Ajjarapu, *Computational techniques for voltage stability assessment and control*. Springer Science & Business Media, 2007.

- [11] R.-H. Liang, C.-Y. Wu, Y.-T. Chen, and W.-T. Tseng, "Multi-objective dynamic optimal power flow using improved artificial bee colony algorithm based on pareto optimization," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol. 26, no. 4, pp. 692–712, 2016.
- [12] Ministerio de Electricidad y Energia Renovable. (12 de Abril de 2021) <http://historico.energia.gob.ec/>.
- [13] A. Expósito, J. Ramos, A. Expósito, J. Macías, E. Ramos, and J. Santos, *Sistemas eléctricos de potencia: problemas y ejercicios resueltos*, ser. Prentice práctica. Pearson Educación, 2002. [Online]. Available: <https://books.google.com.ec/books?id=QPfTAAAACAAJ>
- [14] S. J. O. Henríquez, "Compatibilidad de métodos de cálculo de flujos ac y dc en sistemas de potencia," *Universidad de Chile, Santiago, Memoria de Título*, vol. 25, 2008.
- [15] D. Das, A. Bhattacharya, and R. Ray, "Symbiotic organisms search algorithm for economic dispatch problems," in *2017 Second International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT)*. IEEE, 2017, pp. 1–7.
- [16] P. Anbarasan and T. Jayabarathi, "Optimal reactive power dispatch problem solved by symbiotic organism search algorithm," in *2017 innovations in power and advanced computing technologies (i-PACT)*. IEEE, 2017, pp. 1–8.
- [17] A. Barragán-Escandón and J. Espinoza, *Políticas para la promoción de las energías renovables en Ecuador*, 12 2015, pp. 1–28.
- [18] J. Jobanputra and C. Kotwal, "Optimal power dispatch using particle swarm optimization," in *2018 International Conference on Smart Electric Drives and Power System (ICSEDPS)*. IEEE, 2018, pp. 157–161.
- [19] A. Saha, A. Bhattacharya, A. K. Chakraborty, and P. Das, "A powerful metaheuristic algorithm to solve static optimal power flow problems: Symbiotic organisms search." *International Journal on Electrical Engineering & Informatics*, vol. 10, no. 3, 2018.
- [20] J. Zhang, Q. Tang, P. Li, D. Deng, and Y. Chen, "A modified moea/d approach to the solution of multi-objective optimal power flow problem," *Applied Soft Computing*, vol. 47, pp. 494–514, 2016.

- [21] L. Dilip, R. Bhesdadiya, I. Trivedi, and P. Jangir, "Optimal power flow problem solution using multi-objective grey wolf optimizer algorithm," in *Intelligent Communication and Computational Technologies*. Springer, 2018, pp. 191–201.
- [22] J. Zhang, S. Wang, Q. Tang, Y. Zhou, and T. Zeng, "An improved nsga-iii integrating adaptive elimination strategy to solution of many-objective optimal power flow problems," *Energy*, vol. 172, pp. 945–957, 2019.
- [23] M. Lubin, Y. Dvorkin, and S. Backhaus, "A robust approach to chance constrained optimal power flow with renewable generation," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 31, no. 5, pp. 3840–3849, 2015.
- [24] M. K. M. Zamani, I. Musirin, S. I. Suliman, S. A. S. Mustaffa, N. Z. M. Ali, M. H. Mansor, and Z. A. Hamid, "Optimal tesc allocation via chaotic immune symbiotic organisms search for voltage profile improvement," in *E3S Web of Conferences*, vol. 152. EDP Sciences, 2020, p. 03002.
- [25] M. R. Aghaebrahimi, R. K. Golkhandan, and S. Ahmadnia, "Application of non-dominated sorting genetic algorithm (nsga-ii) in siting and sizing of wind farms and facts devices for optimal power flow in a system," in *2017 IEEE AFRICON*. IEEE, 2017, pp. 44–50.
- [26] D. Prasad and V. Mukherjee, "A novel symbiotic organisms search algorithm for optimal power flow of power system with facts devices," *Engineering Science and Technology, an International Journal*, vol. 19, no. 1, pp. 79–89, 2016.
- [27] H. M. Hasanien and A. A. El-Fergany, "Symbiotic organisms search algorithm for automatic generation control of interconnected power systems including wind farms," *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 11, no. 7, pp. 1692–1700, 2017.
- [28] S. S. Reddy, "Optimal power flow with renewable energy resources including storage," *Electrical Engineering*, vol. 99, no. 2, pp. 685–695, 2017.
- [29] U. Khaled, A. M. Eltamaly, and A. Beroual, "Optimal power flow using particle swarm optimization of renewable hybrid distributed generation," *Energies*, vol. 10, no. 7, p. 1013, 2017.

- [30] W. Wei, D. Wu, Z. Wang, S. Mei, and J. P. Catalão, “Impact of energy storage on economic dispatch of distribution systems: A multi-parametric linear programming approach and its implications,” *IEEE Open Access Journal of Power and Energy*, vol. 7, pp. 243–253, 2020.
- [31] A. Kouzou and R. Mohammedi, “Optimal reconfiguration of a radial power distribution network based on meta-heuristic optimization algorithms,” in *2015 4th International Conference on Electric Power and Energy Conversion Systems (EPECS)*. IEEE, 2015, pp. 1–6.
- [32] J. F. Franco, M. J. Rider, M. Lavorato, and R. Romero, “Optimal conductor size selection and reconductoring in radial distribution systems using a mixed-integer lp approach,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 28, no. 1, pp. 10–20, 2012.
- [33] E. Davoodi, E. Babaei, and B. Mohammadi-ivatloo, “An efficient convexified sdp model for multi-objective optimal power flow,” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 102, pp. 254–264, 2018.
- [34] W. Jia, T. Ding, C. Huang, Z. Wang, Q. Zhou, and M. Shahidehpour, “Convex optimization of integrated power-gas energy flow model and application to probabilistic energy flow,” *IEEE Transactions on Power Systems*, 2020.
- [35] J. Moragues and A. Rapallini, “Energía eólica,” *Instituto Argentino de la Energía “General Mosconi*, vol. 3, 2003.
- [36] C. P. Zurita Pacheco, “Análisis de impactos socio-ambientales para el diseño y construcción de líneas de transmisión eléctrica de 69kv, 138 kv y 230 kv.” B.S. thesis, Ecuador, Latacunga: Universidad Técnica de Cotopaxi UTC., 2020.
- [37] J. López, “Optimización multiobjetivo: aplicaciones a problemas del mundo real,” *Buenos Aires, Argentina, Universidad Nacional de la Plata*, 2013.
- [38] J. D. Peña Segura *et al.*, “Metaheurística de optimización combinatoria para aproximar soluciones al problema del agente viajero multi-objetivo mediante cluster de ciudades,” 2017.
- [39] “Optimización de enjambre de partículas.”

- [40] T. J. Ypma, “Historical development of the newton–raphson method,” *SIAM review*, vol. 37, no. 4, pp. 531–551, 1995.
- [41] “Método de gauss-seidel simétrico inferior-superior para las ecuaciones de euler y navier-stokes.”
- [42] Y. R. Peña, P. N. Hernández, and Y. F. Ochoa, “La optimización evolutiva multi objetivo en la confección de equipos de desarrollo de software: una forma de lograr la calidad en el producto final,” *Enfoque UTE*, vol. 6, no. 1, pp. 35–44, 2015.
- [43] J. A. Aranda Pinilla and J. A. Orjuela Castro, “Optimización multi-objetivo en la gestión de cadenas de suministro de biocombustibles,” *Ingeniería*, vol. 20, no. 1, pp. 21–47, 2015.
- [44] S. Pértegas Díaz and S. Pita Fernández, “La distribución normal,” *Cad Aten Primaria*, vol. 8, pp. 268–274, 2001.