

ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL

Facultad de Ingeniería en Electricidad y Computación

Compensación reactiva óptima para minimización de pérdidas eléctricas utilizando
compensadores estáticos de voltio amperios reactivos

PROYECTO INTEGRADOR

Previo la obtención del Título de:

Ingeniero en Electricidad

Presentado por:

Jeniffer Nicole Ruiz Guerrón

Juan José Cevallos Andrade

GUAYAQUIL - ECUADOR

Año: 2023

DEDICATORIA

JENIFFER NICOLE RUIZ GUERRÓN

Dedico esto, a mis padres quienes son mi motor y me han entregado el más sincero amor y apoyo, lo que me ha permitido cumplir mi sueño. Son los que siempre han estado apoyándome sin importar nada, formarme como lo que soy con valores, y motivarme a cumplir todas mis metas. Finalmente, a mis amigos por estar en los momentos difíciles y ser esa mano de apoyo incondicional.

JUAN JOSÉ CEVALLOS ANDRADE

Dedico este trabajo a Dios, fuente de sabiduría y fortaleza, por guiar mis pasos en este viaje académico. A mi amada familia, mi pilar inquebrantable, cuyo amor y apoyo han sido mi mayor motivación. A mis compañeros de estudios, gracias por compartir risas, desafíos y aprendizajes. A los profesores de la ESPOL, por su dedicación y conocimientos que han enriquecido mi formación. Este logro es resultado del esfuerzo colectivo y de las bendiciones que he recibido. ¡A todos, mi eterno agradecimiento!

AGRADECIMIENTOS

JENIFFER NICOLE RUIZ GUERRÓN

Primero y antes que nada, dar gracias a dios, por estar a mi lado en cada paso que doy y por llenarme de bendiciones. Posteriormente, agradecer por siempre a mi familia, quien es mi motor para superarme cada día más. Sobre todo a mis padres por su amor incondicional y su fe en mí, incluso en los momentos más difíciles. Quiero también expresar mi gratitud hacia Espol por abrirme las puertas y darme la oportunidad de convertirme en un profesional. Destacado a Manuel Álvarez como uno de los mejores docentes que tiene la universidad. Por último, un sincero agradecimiento a todos mis amigos que estuvieron conmigo en los momentos de estrés y alegría durante este largo proceso.

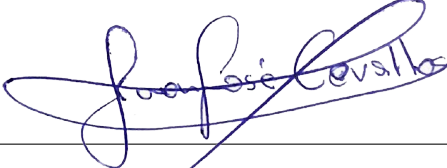
JUAN JOSÉ CEVALLOS ANDRADE

Quiero expresar mi profundo agradecimiento a mi supervisor, Manuel Álvarez , cuya orientación y sabiduría fueron fundamentales para el desarrollo de esta tesis. A mi querida familia, mi mamá Mayra Andrade y mi papá Freddy Cevallos, les agradezco por su constante apoyo y aliento durante este desafiante proceso. También agradezco a mi colega Jeniffer Ruiz por sus valiosas contribuciones y colaboración. Además, a la institución financiera ESPOL por su respaldo económico, el cual fue esencial para llevar a cabo esta investigación. ¡Gracias a todos por ser parte fundamental de este logro!

DECLARACIÓN EXPRESA

“Los derechos de titularidad y explotación, nos corresponde conforme al reglamento de propiedad intelectual de la institución; Jeniffer Nicole Ruiz Guerrón y Juan José Cevallos Andrade damos nuestro consentimiento para que la ESPOL realice la comunicación pública de la obra por cualquier medio con el fin de promover la consulta, difusión y uso público de la producción intelectual”

Jeniffer Nicole Ruiz Guerrón



Juan José Cevallos Andrade

EVALUADORES

Msc. Iván Endara Vélez

PROFESOR DE LA MATERIA

PhD. Manuel Álvarez Alvarado

PROFESOR TUTOR

RESUMEN

Este trabajo de investigación se enfoca en mejorar la eficiencia de las redes eléctricas mediante la optimización de la compensación reactiva, utilizando condensadores y Compensadores Estáticos de Voltaje-Amperio Reactivo (SVC). Se implementó el algoritmo de optimización de enjambre de partículas (PSO) aplicado a un sistema IEEE de 14 barras buscando la configuración óptima de los dispositivos de compensación reactiva. Para ello, analizamos el flujo de potencia de Newton Raphson con la finalidad reducir las pérdidas eléctricas. Para la optimización, se aplicó el algoritmo de Optimización de Enjambre de Partículas (PSO), buscando la configuración óptima de los dispositivos de compensación reactiva. Los experimentos realizados demostraron una reducción notable en las pérdidas de energía y un incremento en la eficiencia del sistema. Las conclusiones resaltan la importancia y efectividad de la compensación reactiva, especialmente a través del uso de SVC y condensadores, en la mejora del rendimiento y eficiencia de las redes eléctricas, apuntando a una gestión más sostenible y eficiente de los recursos energéticos.

Palabras Clave: Compensación Reactiva, Optimización PSO, SVC, Red Eléctrica, Eficiencia Energética, Gestión Energética.

ABSTRACT

This research work focuses on enhancing the efficiency of electrical grids by optimizing reactive power compensation, using capacitors and Static Var Compensators (SVC). The Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm was implemented on an IEEE 14-bus system to find the optimal configuration of reactive power compensation devices. We analyzed the Newton Raphson power flow with the goal of reducing electrical losses. The experiments demonstrated a significant reduction in energy losses and an increase in system efficiency. The conclusions highlight the importance and effectiveness of reactive compensation, especially through the use of SVC and capacitors, in improving the performance and efficiency of electrical networks, pointing to a more sustainable and efficient management of energy resources.

Keywords: Reactive Compensation, PSO Optimization, SVC, Electrical Network, Energy Efficiency, Energy Management.

ÍNDICE GENERAL

RESUMEN	i
ABSTRACT	ii
ABREVIATURAS	v
SIMBOLOGÍA	vi
ÍNDICE DE FIGURAS	vi
ÍNDICE DE TABLAS	vii
1 INTRODUCCIÓN	1
1.1 Descripción del Problema	2
1.2 Justificación del Problema	3
1.3 Objetivos	4
1.3.1 Objetivo general	4
1.3.2 Objetivos específicos	4
1.4 Marco teórico	4
1.4.1 Sistemas eléctricos de Potencia	4
1.4.2 Modelo de un sistema eléctrico de potencia	5
1.4.3 Modelamiento de una línea de transmisión	6
1.4.4 Modelamiento del Flujo de Potencia	7
1.4.5 Pérdidas de energía eléctrica	10
1.4.6 Compensación reactiva - Condensadores	10
1.4.7 Compensación reactiva – SVC	11
2 METODOLOGÍA	13
2.1 Sistema de Distribución IEEE 14 Barras	14

2.2	Método de Flujo de Potencia de Newton-Raphson	16
2.3	Modelamiento de Compensadores Estáticos VAR en el Sistema IEEE	17
2.4	Algoritmos de optimización en sistemas de distribución de energía	20
2.4.1	Algoritmo luciérnaga (Firefly)	20
2.4.2	Algoritmo enjambre de partículas (PSO)	21
2.5	Justificación del método elegido	25
2.5.1	Funcionamiento de la alternativa escogida	25
2.5.2	Perfil de carga del sistema	27
2.5.3	Costo y perfil de pérdidas	28
3	RESULTADOS	30
3.1	Evaluación del rendimiento del algoritmo	31
3.2	Optimización a lo Largo de 24 Horas	33
3.3	Implementación de Capacitores	35
3.4	Análisis de Pérdidas	38
3.5	Resultados del Algoritmo	39
3.6	Análisis de Costos	41
3.6.1	Ganancia Neta de Compensadores y SVC	42
4	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	43
4.1	Conclusiones	44
4.2	Recomendaciones	45
	BIBLIOGRAFÍA	46
	ANEXOS	48
A	Perfil de carga del sistema	49
B	Algoritmos	51
B.1	Firefly	51
B.2	PSO	53
B.3	Costos	58

ABREVIATURAS

ESPOL	Escuela Superior Politécnica del Litoral
CNEL EP	Empresa Eléctrica Pública Estratégica Corporación Nacional De Electricidad
SVC	Compensadores Estáticos de Potencia Reactiva
PSO	Particle Swarm Optimization
VARs	Volt-ampere reactive
GTD	Generation, Transmission and Distribution of Electric Energy

SIMBOLOGÍA

mil	Milésima de pulgada
mg	Miligramo
pH	Potencial de Hidrógeno
m	Metro
mV	Milivoltio
Cu	Cobre
Ni	Níquel
C	Carbono
Mn	Manganeso
P	Fósforo

ÍNDICE DE FIGURAS

1.1	Curva diaria de carga [1]	5
1.2	Modelamiento de una línea tipo media [2]	6
1.3	Modelamiento del flujo de potencia.	8
1.4	Modelo estándar de un SVC [3]	12
2.1	Curva característica de un SVC [4]	18
2.2	Diagrama de flujo de PSO [5]	22
2.3	Dinámica de partículas en la optimización por enjambre	26
3.1	Diagrama de flujo de la posición de los capacitores	32
3.2	Perfil de carga de SVC1	35
3.3	Perfil de carga de SVC2	36
3.4	Perfil de carga de SVC3	36
3.5	Perfil de carga de SVC4	37
3.6	Perfil de carga de SVC5	37
3.7	Perfil de Pérdidas	38
3.8	Curva de precisión del SVC	40
3.9	Curva de precisión del banco de capacitores	41

ÍNDICE DE TABLAS

2.1	Parámetros de líneas en el Sistema IEEE 14 Barras [6]	15
3.1	Compensación reactiva de los capacitores	31
3.2	Compensación reactiva de los SVC	31
3.3	Métricas de rendimiento de SVC durante 24 horas - I	33
3.4	Métricas de rendimiento de SVC durante 24 horas - II	33
3.5	Métricas de rendimiento de SVC durante 24 horas - III	34
3.6	Pérdidas promedio en las barras	39
1	Valores absolutos	49
2	Valores porcentuales	50

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

La eficiencia y la estabilidad en la operación de sistemas eléctricos de potencia son de suma importancia para garantizar un suministro confiable de energía eléctrica. Uno de los aspectos cruciales para lograr estos objetivos es el control de la compensación reactiva, que implica mantener el factor de potencia en un valor adecuado y minimizar las pérdidas de energía en la red. En este contexto, el uso de condensadores y SVC (Static Synchronous Compensator - Sistemas de Compensación Reactiva) se ha convertido en una práctica común.

Este estudio, se enfoca en analizar y comparar el impacto de la compensación reactiva utilizando condensadores y SVC en un sistema IEEE de 14 barras. Para llevar a cabo esta tarea, se emplea un modelo matemático PSO (Optimización de enjambre de partículas) para determinar la mejor configuración de dispositivos de compensación reactiva que optimice diferentes aspectos del sistema, como la reducción de pérdidas y la mejora del factor de potencia.

El sistema de 14 barras seleccionado como caso de estudio es representativo de una red de distribución de energía, y su complejidad es suficiente para demostrar los beneficios y limitaciones de las tecnologías de compensación reactiva. A lo largo de este estudio, exploraremos los siguientes aspectos clave:

- Condensadores como compensación reactiva.
- Sistemas de compensación Variable – SVC.
- Modelo de Optimización de enjambre de partículas – PSO.
- Comparación de Resultados.
- Impacto en la estabilidad del sistema

1.1 Descripción del Problema

A nivel mundial, las pérdidas de energía eléctrica durante el transporte y por consumo final no facturado y no medido son significativas. Se clasifican en pérdidas técnicas y no técnicas, donde las últimas se definen como energía no registrada o no facturada. Las pérdidas técnicas, que incluyen energía perdida en redes y equipos, son una parte importante de la energía no aprovechada y son esenciales para medir la eficiencia y sostenibilidad financiera del sector eléctrico.

Según el informe de rendición de cuentas de CNEL EP de noviembre de 2021, el 16.25% de las pérdidas totales de energía corresponden a pérdidas técnicas (7.31%) y no técnicas (8.94%) [7]. Las pérdidas técnicas se originan principalmente por efecto Joule, histéresis y corrientes parásitas. El efecto Joule, que ocurre cuando la corriente eléctrica fluye por un conductor isotérmico generando calor, se manifiesta en el calentamiento de cables y bobinados de transformadores de distribución. Las pérdidas por histéresis y corrientes parásitas están relacionadas con la potencia usada para magnetizar el núcleo de un transformador, sin aplicación práctica.

Estas pérdidas reducen la capacidad operativa, incrementan los gastos en adquisición y transporte de energía y pueden resultar en tarifas elevadas para los usuarios [8]. Para mitigar las pérdidas técnicas en sistemas de distribución, es crucial realizar estudios de flujo de carga para optimizar la operación de líneas y redes, considerando el diagnóstico actual del sistema, la proyección de la carga y el estudio de flujo de carga.

1.2 Justificación del Problema

La optimización de la compensación reactiva en sistemas eléctricos es un desafío significativo en la ingeniería eléctrica, particularmente en la mejora de la eficiencia y estabilidad de la red. La presencia de potencia reactiva no solo reduce la eficiencia operativa de los sistemas de distribución y transmisión eléctrica, sino que también puede provocar fluctuaciones de voltaje y pérdidas de energía. Estas ineficiencias representan un costo operativo considerable para las empresas de servicios eléctricos y pueden afectar la calidad del servicio proporcionado a los consumidores finales [7].

En este contexto, la implementación de estrategias de compensación reactiva, como la instalación de capacitores y el uso de Compensadores Estáticos de Potencia Reactiva (SVC), emerge como una solución viable. Estas técnicas permiten no solo reducir las pérdidas de energía en la red, sino también mejorar la estabilidad del voltaje y la eficiencia general del sistema eléctrico. La optimización de estas estrategias mediante técnicas como el algoritmo de Optimización de Enjambre de Partículas (PSO) presenta una oportunidad para mejorar aún más la gestión de la potencia reactiva, conduciendo a operaciones más rentables y sostenibles en los sistemas eléctricos modernos [5].

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo general

Optimizar la compensación reactiva en una red eléctrica mediante la instalación y control de compensadores estáticos de voltio-amperios reactivos (VARs) minimizando las pérdidas eléctricas y mejorando la eficiencia del sistema.

1.3.2 Objetivos específicos

1. Estudiar las pérdidas en la red eléctrica y determinar la compensación reactiva necesaria, empleando modelos heurísticos y evaluaciones económicas.
2. Diseñar y afinar algoritmos heurísticos para la operación eficiente de compensadores estáticos VARs, enfocados en el mantenimiento de niveles de voltaje adecuados.
3. Establecer perfiles operativos para compensadores VARs que se ajusten a las variaciones de demanda y condiciones del sistema eléctrico.

1.4 Marco teórico

1.4.1 Sistemas eléctricos de Potencia

Los tres componentes principales de un sistema de potencia (GTD) requieren una serie de otros dispositivos para funcionar correctamente. Un ejemplo de aquello es los interruptores y seccionadores, diseñados para abrir y cerrar circuitos y controlar así el suministro eléctrico. Además, se utilizan sistemas de protección donde aíslan automáticamente y de manera selectiva la parte afectada ante una falla. De la misma forma, evita cortes en el suministro de energía a los usuarios que no se ven directamente afectados por la falla.

El comportamiento de un sistema de potencia se lo describe como dinámico, debido a que el consumo de energía va a variar con el tiempo. En instante la potencia generada debe igualar exactamente la consumida más las pérdidas en los procesos de generación, transmisión y distribución. En caso contrario, los generadores que se encuentran operando a una velocidad constante aceleraran o desaceleraran según si existe exceso o déficit de generación [1].

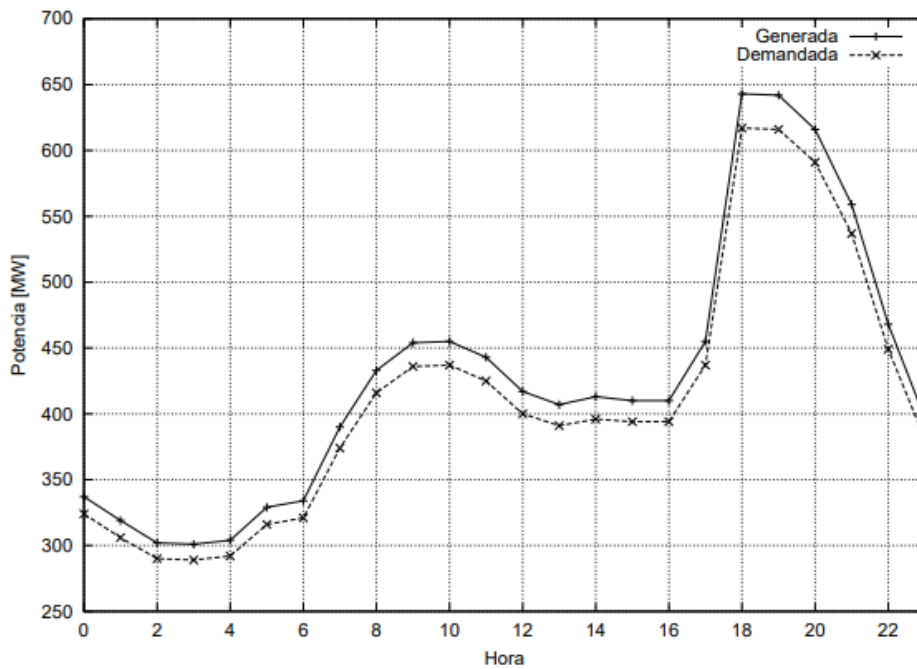


Figura 1.1: Curva diaria de carga [1]

En la anterior ilustración, se muestra un perfil de carga referencial. El balance dinámico trata de mantener la velocidad constante, independientemente del camino.

1.4.2 Modelo de un sistema eléctrico de potencia

Para el estudio del comportamiento de un sistema eléctrico de potencia es esencial aplicar un modelo matemático para condiciones normales y en emergencia. Esta toma en cuenta el comportamiento de cada uno de los elementos que conforman la red y la interconexión entre ellos. Un elemento que conforma una red trifásica balanceada puede representar por un elemento monofásico de secuencia positiva. Los centros de generación, transformación, líneas o conductores y cargas eléctricas son los componentes principales. Cabe mencionar que el término “barra” se refiere a un nodo o punto de conexión. Se modela un generador como una fuente de potencia compleja en una determinada barra. La representación para cada generador u se utiliza la siguiente ecuación:

$$S_{Gu} = P_{Gu} + jQ_{Gu} \quad (1.1)$$

Donde P_G y Q_G simbolizan la potencia activa y reactiva demandada. Por otro lado, la carga eléctrica figura como una cantidad específica de potencia activa y reactiva consumida en la barra

i , representada como:

$$S_{Li} = P_{Li} + jQ_{Li} \quad (1.2)$$

Donde P_L y Q_L simbolizan la potencia activa y reactiva demandada.

1.4.3 Modelamiento de una línea de transmisión

Las líneas de transmisión se clasifican según su longitud: línea corta, media y larga. La línea media mide entre 80 km y 240 km. Existen 2 tipos de modelos de línea media: configuración T y configuración pi [?]. El modelo de una línea media en configuración pi se representa como se muestra en la ilustración 4.

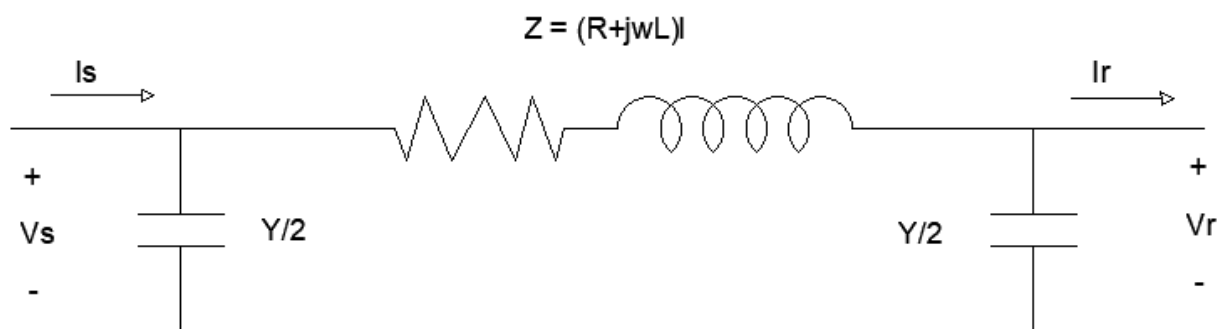


Figura 1.2: Modelamiento de una línea tipo media [2]

Donde se define la nomenclatura como:

$$z = R + j\omega L \quad [\Omega/\text{m}] \quad (1.3)$$

$$y = G + j\omega C \quad [\text{S}/\text{m}] \quad (1.4)$$

$$Z = zl \quad [\Omega] \quad (1.5)$$

$$Y = yl \quad [\text{S}] \quad (1.6)$$

Donde:

- z : impedancia serie por unidad de longitud fase.

- y : admitancia paralela por unidad de longitud por fase del neutro.
- l : longitud de la línea de transmisión.
- Z : impedancia serie total por fase.
- Y : admitancia paralela total por fase al neutro.

La admitancia de derivación es capacitiva pura habitualmente. Puede ser dividida en 2 partes iguales en cada uno de los extremos tal y como se muestra en la ilustración. Para determinar las corrientes y voltajes de este modelo, se utilizan las ecuaciones siguientes:

$$V_s = \left(1 + \frac{ZY}{2}\right) V_R + ZI_R \quad (7)$$

$$I_s = \left(Y + \frac{(ZY)^2}{4}\right) V_R + \left(1 + \frac{ZY}{2}\right) I_R \quad (8)$$

Se representa la ecuación 1 y 2 en una forma matricial:

$$\begin{bmatrix} V_s \\ I_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 + \frac{ZY}{2} & Z \\ Y + \frac{(ZY)^2}{4} & 1 + \frac{ZY}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_R \\ I_R \end{bmatrix} \quad (9)$$

1.4.4 Modelamiento del Flujo de Potencia

El flujo de potencia permite analizar ciertos aspectos de un sistema de potencia tales como rendimiento en régimen permanente bajo variedad de condiciones operáticas y también efectos al cambiar la configuración y equipos. Un estudio de flujo de potencia se utiliza para determinar las pérdidas del sistema, voltajes de barra en estado permanente, carga de circuitos, estudios de armónico, estabilidad y cortocircuito. El flujo de potencia se divide entre los ramales mientras un balance es obtenido siguiendo las leyes de Kirchoff [9].

El problema del flujo de energía es el cálculo de la magnitud de tensión y ángulo de fase de cada una de las barras en estado estable trifásico balanceado. Las variables, que se encuentran asociados a una barra k , a considerar en este estudio son los siguientes:

- P_k : Potencia activa en la red.
- Q_k : Potencia reactiva en la red.

- $|V_k|$: Magnitud del voltaje de barra.
- δ_k : Ángulo del voltaje de barra a una referencia común.

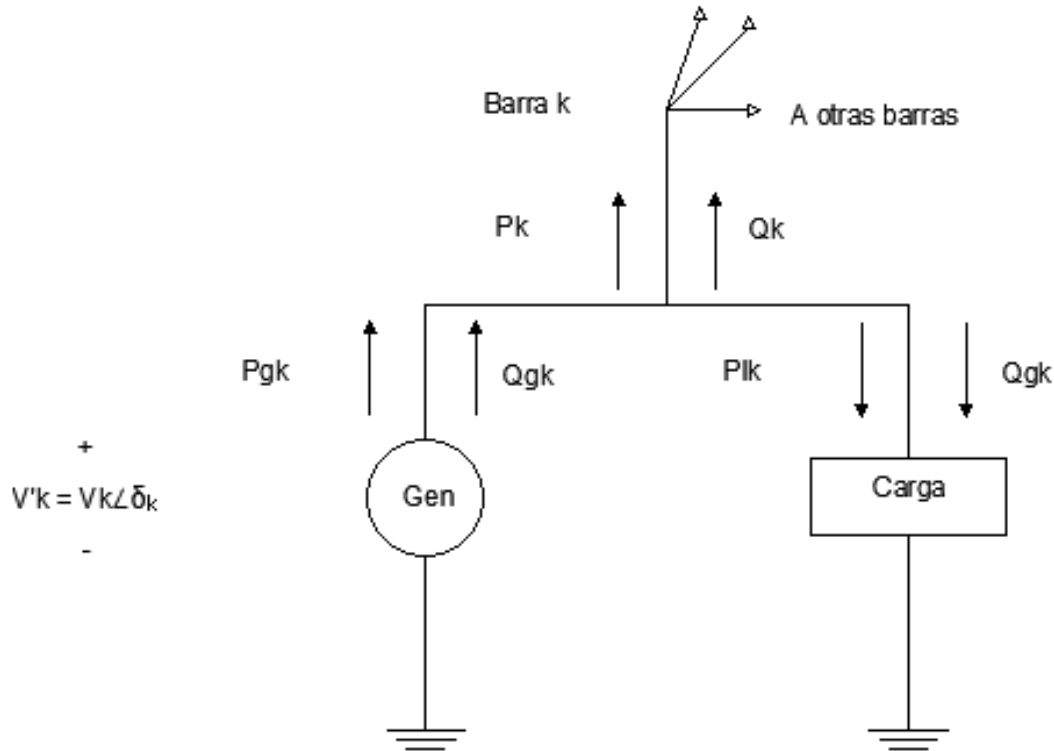


Figura 1.3: Modelamiento del flujo de potencia.

$$P_k = P_{Gk} - P_{Lk} \quad (1.10)$$

$$Q_k = Q_{Gk} - Q_{Lk} \quad (1.11)$$

Es indispensable especificar dos de las cuatro variables anteriores de cada una de las barras tales como se muestran en la ilustración anterior con sus respectivas ecuaciones. No obstante, cada barra k se clasifica en uno de los tres tipos de barra: barra de generación, barra de carga y barra tipo slack.

La barra de generación es conocida también como barra tipo P-V, donde se especifica la potencia activa y la magnitud del voltaje, las cuales son cantidades controlables mediante el gobernador y la excitación. Las incógnitas de este tipo de barra son la potencia reactiva total inyectada y el ángulo de voltaje. Por otro lado, en la barra de carga se conocen la potencia activa y reactiva inyectadas a la barra o también la potencia activa y el factor de potencia. Por lo general, sus incógnitas son

la magnitud y ángulo de voltaje. La barra tipo slack se considera como la barra de referencia, asumiendo que es el único en todo el sistema. Su magnitud y ángulo de voltaje son especificadas, este ángulo es mantenido constante durante la solución del flujo de potencia y será de referencia del sistema [10].

Las potencias activas y reactivas de una barra i se determinan con la siguiente fórmula:

$$P_i = V_i \sum_{n=1}^N Y_{in} V_n \cos(\delta_i - \delta_n - \theta_{in}) = f_1(X) \quad (1.12)$$

$$Q_i = V_i \sum_{n=1}^N Y_{in} V_n \sin(\delta_i - \delta_n - \theta_{in}) = f_2(X) \quad (1.13)$$

Donde N simboliza el número total de buses en la red, mientras que Y_{in} y δ_{in} figuran como el valor absoluto y el valor de fase del componente en la matriz de admitancia [11]. Consecuentemente, la variable X es el vector que es conformado por la magnitud y fase de tensión desconocidas en las barras, tal y como se muestra a continuación:

$$X = \left[V_1 \quad V_2 \quad \cdots \quad V_N \quad \delta_1 \quad \delta_2 \quad \cdots \quad \delta_N \right]^T \quad (1.14)$$

La solución para el flujo de potencia requiere resolver un sistema no lineal, lo que implica el uso de métodos iterativos. El método Newton-Raphson es el método de resolución seleccionado debido a su capacidad de convergencia rápida. Para aplicar este método, es necesario realizar aproximaciones lineales de las ecuaciones no lineales. Este proceso implica la expansión en serie de Taylor de $f_1(X)$ y $f_2(X)$ alrededor de un punto de inicio X_0 , con la omisión de términos de segundo orden y posteriores [11].

En esta situación, $X(k+1)$ se refiere al estado actualizado en la iteración $k+1$, mientras que $X(k)$ corresponde al estado en la iteración k anterior. W representa los valores conocidos de P y Q , y $f[X(k)]$ representa la evaluación de las funciones P y Q en el estado $X(k)$. La discrepancia entre W y $f[X(k)]$ se conoce como el desajuste de potencia, que se descompone en ΔP y ΔQ , representando las diferencias en potencia activa y reactiva. La matriz J , por su parte, es la matriz jacobiana, que incluye las derivadas parciales de $f(X)$ con respecto a X .

$$X(k+1) = X(k) + J^{-1}(k)\{W - f[X(k)]\} \quad (1.15)$$

1.4.5 Pérdidas de energía eléctrica

Las pérdidas de energía eléctrica se clasifican en pérdidas técnicas y no técnicas. Se define como pérdidas técnicas al conjunto de las pérdidas eléctricas de un sistema producidas por fenómenos físicos. Los perjuicios técnicos se clasifican por causas y por función del componente. Según función del componente son pérdidas por transporte que se dan en las líneas de transmisión, subtransmisión, circuitos de distribución primaria y secundaria. También por transformación que se originan en transmisión/subtransmisión, subtransmisión/ distribución y en transformadores de distribución.

No obstante, se pueden clasificar por la causa que se origina como el efecto corona, efecto Joule o por corrientes parásitas e histéresis. Las pérdidas por efecto de Joule se producen cuando la corriente eléctrica pasa por un conductor isotérmico, existe una generación de calor. Se produce a causa de la transmisión de energía eléctrica a lo largo del conductor mediante un proceso similar al rozamiento. Estos perjuicios dependen de la demanda y se manifiestan en el calentamiento de cables y de bobinados de los transformadores de distribución.

$$E = RI^2t \quad (1.16)$$

Definiendo a E como la energía disipada, R como la resistencia, I es la intensidad y t es el tiempo durante la corriente fluye. La ley de Joule describe que: “La cantidad de calor que desarrolla una corriente eléctrica al pasar por un conductor es directamente proporcional a la resistencia, al cuadrado de la intensidad de la corriente y el tiempo que dura la corriente” [12].

1.4.6 Compensación reactiva - Condensadores

La compensación reactiva se presenta fuertemente en los sistemas de suministro eléctrico, específicamente en los sistemas denominados de distribución secundaria o sistema de baja tensión, donde se provocan los perjuicios de electricidad, la cual está fuertemente enlazada con la estructura de la potencia reactiva, se ha demostrado que se conforma de diversas componentes de la potencia total efectiva con sus complejos fenómenos eléctricos [13], a continuación, se mencionarán los más importantes:

- Transferencia de energía útil.

- Fenómeno reactivo de desfase.
- Fenómeno de asimetría.
- Fenómeno de distorsión.

Estos puntos anteriores se los puede moldear por expresiones matemáticas para los diversos sistemas eléctricos, por consecuencia se crean efectos resonantes que se mencionan a continuación:

- Aumento de pérdidas de energía y potencia eléctrica.
- Aumento de calor en los elementos de la red eléctrica.
- Caídas de tensión.
- Capacidad de los elementos limitada para poder abastecer a los receptores.
- Sobredimensionar elementos de la red eléctrica.
- Mayor posibilidad de averías.
- Incremento de costo de inversión.
- Mayor costo de la energía eléctrica.

Teniendo presente estos datos puntuales, tenemos una mejor referencia para el dimensionamiento de bancos de capacitores a usarse en el sistema eléctrico, creando mejoras en la calidad de servicio eléctrico y creando una fuerte estructura económica, así se beneficia tanto el usuario como el sistema eléctrico Nacional.

1.4.7 Compensación reactiva – SVC

Los compensadores estáticos de VAR son dispositivos encargados de controlar los niveles de tensión de línea de manera rápida hasta el punto de ajuste requerido en condiciones normales de estado estable y de contingencia. Como consecuencia, proporcionará energía reactiva dinámica. No obstante, tiene como beneficio reducir las pérdidas, mitigar oscilaciones de potencia activa, incremento de la capacidad de transferencia, entre otros. En el caso de que el voltaje sea bajo, el SVC genera potencia reactiva, en caso contrario, absorbe el reactivo para mantener el voltaje estable. Esto se realiza mediante capacitores e inductores conectados al secundario del transformador de acoplamiento.

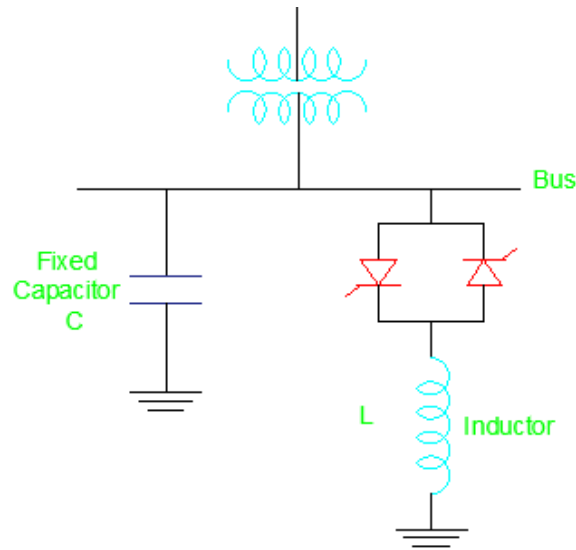


Figura 1.4: Modelo estándar de un SVC [3]

El sistema de tiristores en el SVC opera para regular el reactor. El ángulo en el que los tiristores son disparados determina el voltaje a través del inductor y, en consecuencia, la corriente que circula por el inductor. Esta manipulación permite gestionar la absorción de potencia reactiva por parte del inductor. Al hablar de las características dinámicas de los SVC, se menciona la variación de voltaje en la barra de un SVC. Para efectos de su descripción en estado estacionario y transitorio, se apela a las características $V - I$ de corriente o de potencia reactiva. El voltaje de referencia se lo designa al voltaje en los terminales del SVC durante la operación flotante. Este puede variar entre los límites de voltaje máximo y mínimo de referencia, es decir que varían entre 1.05 y 0.95 [pu].

Los tipos de SVC que existen son:

- A. Reactor controlado por tiristores TCR
- B. Condensador conmutador por tiristores TSC
- C. Autorreactor SR
- D. Reactor controlado por tiristores- condensador fijo
- E. Reactor controlado por tiristores TCR - Condensador conmutador por tiristores TSC

CAPÍTULO 2

METODOLOGÍA

2.1 Sistema de Distribución IEEE 14 Barras

El sistema IEEE 14 Barras es un modelo fundamental en el estudio de redes de transmisión eléctrica, representando la complejidad y diversidad de una red eléctrica a gran escala de manera simplificada. Este sistema incluye varios tipos de barras: las generadoras, que son puntos clave para la inyección de energía en la red; las barras de carga, que representan los puntos donde se extrae energía para satisfacer las demandas de los consumidores; y la barra slack o de referencia, esencial para regular el equilibrio energético del sistema y servir como punto de referencia en los cálculos de flujo de potencia.

Las líneas de transmisión interconectan barras y su importancia radica en sus parámetros eléctricos. La resistencia, medida en per unit (pu), genera pérdidas de energía por efecto Joule, relevante para la eficiencia del sistema. Por ejemplo, la resistencia de 0.01938 pu entre la barra 1 y 2 significa pérdidas mínimas. La reactancia afecta el flujo de potencia reactiva y los perfiles de voltaje, con 0.05917 pu indicando un impacto notable. La susceptancia, que indica la capacidad de manejar potencia reactiva, influye en la estabilidad del voltaje y del sistema.

Para proporcionar una comprensión detallada de cómo estos parámetros afectan el funcionamiento del sistema eléctrico, se presenta a continuación una tabla que resume los parámetros eléctricos específicos de las líneas en el sistema IEEE 14 Barras.

La estabilidad y la eficiencia del sistema se analizan a través del método iterativo de Newton-Raphson, que utiliza estos parámetros para resolver las complejas ecuaciones no lineales que describen el estado operativo de la red. Este método es fundamental para entender cómo se distribuyen la potencia activa y reactiva a través del sistema y cómo se pueden gestionar eficazmente los desequilibrios energéticos.

La estrategia de compensación reactiva se revela como una táctica indispensable para la optimización del sistema, dirigida a la mejora de la eficiencia y la reducción de las pérdidas energéticas. Aunque el modelo en cuestión no integra explícitamente compensadores reactivos, los datos de susceptancia de las líneas proveen una base para simular su efecto, como se observa en líneas con susceptancia nula, las cuales pueden interpretarse como si estuvieran equipadas con

Tabla 2.1: Parámetros de líneas en el Sistema IEEE 14 Barras [6]

Line No	From	To	R	X	B/2	T
1	1	2	0.01938	0.05917	0.0264	1
2	2	3	0.04699	0.19797	0.0219	1
3	2	4	0.05811	0.17632	0.0187	1
4	1	5	0.05403	0.22304	0.0246	1
5	2	5	0.05695	0.17388	0.017	1
6	3	4	0.06701	0.17103	0.0173	1
7	4	5	0.01335	0.04211	0.0064	1
8	5	6	0	0.25202	0	0.932
9	4	7	0	0.20912	0	0.978
10	7	8	0	0.17615	0	1
11	4	9	0	0.55618	0	0.969
12	7	9	0	0.11001	0	1
13	9	10	0.03181	0.0845	0	1
14	6	11	0.09498	0.1989	0	1
15	6	12	0.12291	0.25581	0	1
16	6	13	0.06615	0.13027	0	1
17	9	14	0.12711	0.27038	0	1
18	10	11	0.08205	0.19207	0	1
19	12	13	0.22092	0.19988	0	1
20	13	14	0.17093	0.34802	0	1

compensadores reactivos que anulan la susceptancia, mejorando la estabilidad del voltaje en esos segmentos.

Las pérdidas de potencia en las líneas, inherentes a sus parámetros eléctricos y a la corriente que fluye a través de ellas, pueden ser calculadas y minimizadas con un diseño y operación adecuados de los compensadores reactivos. Este análisis meticuloso es indispensable para el diseño de estrategias que buscan mejorar la eficiencia y la estabilidad del sistema eléctrico, demostrando la importancia de una comprensión profunda de cada componente y su interacción dentro de la red.

2.2 Método de Flujo de Potencia de Newton-Raphson

Es un pilar en el análisis de sistemas eléctricos, particularmente en el estudio detallado del modelo IEEE 14 Barras. Este método iterativo es célebre por su eficacia y precisión en la solución de las ecuaciones de flujo de potencia, que son inherentemente no lineales. A nivel operativo, el método se basa en una aproximación inicial de los estados del sistema – típicamente los voltajes en cada barra y sus ángulos de fase – y procede a refinar estas estimaciones mediante sucesivas iteraciones hasta alcanzar un nivel de convergencia aceptable.

El corazón del proceso iterativo es la matriz Jacobiana, la cual encapsula las derivadas parciales de las potencias activa y reactiva con respecto a los ángulos de fase y magnitudes de voltaje. La formulación y manipulación de esta matriz son críticas, ya que su inversa es utilizada para calcular las correcciones a los estados del sistema. La robustez de este enfoque radica en su capacidad para adaptarse y corregir efectivamente los valores estimados, incluso en sistemas complejos y cargados dinámicamente como este.

En términos de las ecuaciones utilizadas, el estado $X(k)$ en la iteración k anterior se actualiza mediante la fórmula:

$$X(k+1) = X(k) + J^{-1}(k)\{W - f[X(k)]\} \quad (2.1)$$

Donde:

- $X(k)$ es el vector de estado en la iteración k , incluyendo las magnitudes de voltaje y los ángulos de fase en todas las barras.
- W representa los valores conocidos o deseados de potencia activa y reactiva.

- $f[X(k)]$ es la evaluación de las funciones de potencia en el estado $X(k)$, modelando las relaciones de potencia activa y reactiva.
- $\Delta P = W_P - f_P[X(k)]$ y $\Delta Q = W_Q - f_Q[X(k)]$ son los desajustes de potencia activa y reactiva.
- J es la matriz jacobiana en la iteración k , con derivadas parciales de las funciones de potencia respecto a X .

El objetivo es reducir ΔP y ΔQ a cero o a un valor insignificante, indicando una solución precisa del estado del sistema eléctrico.

En la práctica, el algoritmo de Newton-Raphson identifica la discrepancia entre la potencia eléctrica generada y consumida en cada barra y aplica correcciones sistemáticas. Este proceso no solo ayuda a predecir los flujos de potencia en condiciones de estado estacionario, sino que también es fundamental en el diseño de operaciones de control y en la planificación de la expansión del sistema. Al evaluar la sensibilidad del sistema a las variaciones en la carga y la generación, el método de Newton-Raphson proporciona insights críticos para la estabilidad y el rendimiento óptimo del sistema.

La implementación de este método en el contexto del sistema IEEE 14 Barras es instrumental para entender las interacciones complejas entre las barras y las líneas de transmisión. Además, proporciona una base para estudios avanzados, como la optimización de la compensación reactiva y la minimización de las pérdidas de potencia, subrayando su valor incalculable como herramienta en la ingeniería eléctrica moderna.

2.3 Modelamiento de Compensadores Estáticos VAR en el Sistema IEEE

El modelado de Compensadores Estáticos de VAR (Volt-Ampere Reactivos), conocidos también como SVC (Static Var Compensator), representa una sofisticada estrategia de ingeniería para la gestión y optimización de la red eléctrica. Estos dispositivos de estado sólido se integran en el sistema para proporcionar control dinámico de la potencia reactiva, una tarea crucial para el mantenimiento de voltajes estables en las barras del sistema bajo diversas condiciones de carga.

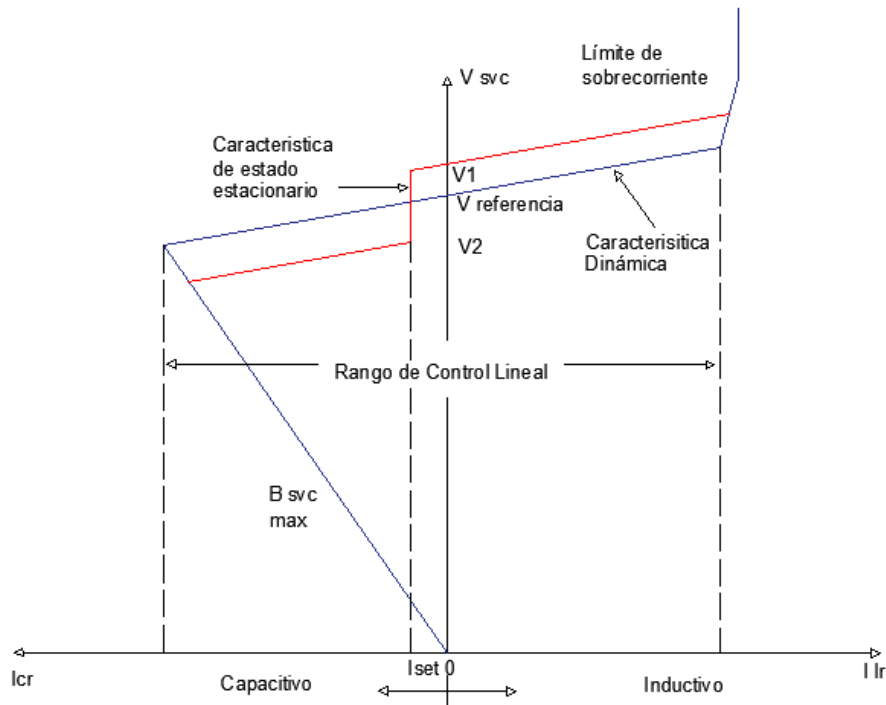


Figura 2.1: Curva característica de un SVC [4]

La figura 2.1 ilustra el comportamiento operativo de un Compensador Estático de VAR (SVC), mostrando su capacidad para modular la potencia reactiva y mantener la tensión en rangos óptimos. Destaca dos puntos operativos clave (V_1 y V_2) y demuestra la transición entre modos capacitivo e inductivo. El límite de sobrecorriente señalado garantiza la protección del dispositivo contra excesos de carga. Este diagrama enfatiza la importancia del SVC en el control fino y la estabilidad de los sistemas de potencia eléctrica.

El modelo de optimización para la implementación de compensadores estáticos de VAR en un sistema de potencia eléctrica puede expresarse como la minimización de una función objetivo que considera las pérdidas eléctricas y los costos asociados a los compensadores. La función objetivo puede ser formulada como sigue:

$$\text{COSTO} = K \times \text{Pérdidas} \times \text{BMVA} - \text{COSTO DE ADQUISICIÓN} \quad (2.2)$$

La ecuación 2.5 calcula el costo total de operación, donde las pérdidas totales multiplicadas por el costo unitario y la base de potencia dan una estimación del costo de energía perdida, y de este valor se resta el costo inicial de implementar las soluciones para reducir las pérdidas.

- K : Este es un factor de costo unitario que representa el costo por unidad de energía perdida.

En un sistema eléctrico, este valor podría estar dado en términos de costo por kilovatio-hora (kWh). Este factor se utiliza para convertir las pérdidas de energía en términos monetarios.

- **Pérdidas:** Se refiere a las pérdidas totales de energía en el sistema. Estas pérdidas son inherentes a cualquier sistema de distribución eléctrica debido a factores como la resistencia de los conductores, la carga del sistema y la ineficiencia en los componentes del sistema. Las pérdidas se pueden medir en MWh o kWh y son un indicativo de cuánta energía se está desperdiciando.
- **BMVA:** Representa la base de potencia del sistema en MVA (megavoltio-amperios). En el análisis de sistemas de potencia, se utiliza una base común para normalizar las impedancias y las potencias en diferentes niveles de tensión. Esta normalización facilita los cálculos y las comparaciones.
- **COSTO DE ADQUISICIÓN:** Este es el costo inicial de comprar e instalar los dispositivos de compensación, como los capacitores. Este costo puede incluir no solo el precio de compra, sino también la instalación, la ingeniería y la integración en el sistema existente.

Esta función es optimizada utilizando el Algoritmo de Optimización de Enjambre de Partículas (PSO), donde cada partícula representa una posible solución, es decir, una configuración específica de los compensadores.

La implementación de estos compensadores en simulaciones de flujo de potencia involucra la inserción de elementos reactivos controlables en puntos estratégicos del sistema. Estos elementos tienen la capacidad única de absorber o generar potencia reactiva según sea necesario, respondiendo rápidamente a las fluctuaciones de voltaje o a las cambiantes demandas de carga. En el modelo IEEE 14 Barras, los compensadores estáticos se pueden simular como inductancias o capacitancias variables que se ajustan automáticamente para optimizar el perfil de voltaje a lo largo de la red.

El modelado de los SVC se centra en la adaptabilidad y la respuesta inmediata a las condiciones del sistema. Estos se modelan matemáticamente como elementos shunt que se conectan a las barras, los cuales, a través de sus capacidades de ajuste rápido, ayudan a mitigar problemas tales como el fenómeno de la resonancia subsíncrona y la inestabilidad de voltaje. La inclusión de compensadores VAR en el análisis de flujo de potencia de este sistema permite una evaluación más realista y detallada de las estrategias de mejora de la calidad de la energía y de la estabilidad del sistema.

El modelado avanzado de compensadores estáticos de VAR es esencial en el diseño de sistemas de transmisión modernos y eficientes. Su implementación en estudios de flujo de potencia proporciona un marco para la exploración de soluciones de ingeniería que enfrentan los retos de la integración de fuentes de energía renovables y la gestión de redes eléctricas cada vez más complejas y automatizadas. En el contexto académico y profesional, el análisis detallado y el modelado de estos dispositivos reflejan un compromiso con la precisión técnica y la innovación en el campo de la ingeniería eléctrica.

2.4 Algoritmos de optimización en sistemas de distribución de energía

2.4.1 Algoritmo luciérnaga (Firefly)

En el campo de la optimización de sistemas de distribución de energía eléctrica, el Algoritmo Firefly se presenta como una herramienta inspirada en el comportamiento luminiscente de las luciérnagas. Este algoritmo está configurado con 13 variables de decisión, que probablemente corresponden a aspectos específicos del sistema eléctrico en estudio. Cada variable se define dentro de un rango de 0 a 10, reflejando la diversidad de ajustes posibles en el sistema. El algoritmo opera con un total de 3 iteraciones y una población de 5 luciérnagas, buscando explorar el espacio de soluciones de manera eficiente para minimizar las pérdidas eléctricas.

El algoritmo de optimización Firefly se basa en las siguientes ecuaciones para actualizar las posiciones de las luciérnagas y encontrar la solución óptima al problema de optimización:

$$\text{Nueva Posición} = \text{Posición Actual} + \beta \times (\text{Posición Mejor} - \text{Posición Actual}) + \alpha \times e \quad (2.3)$$

Donde:

- β es el coeficiente de atracción, calculado como $\beta_0 \times \exp(-\gamma \times \text{Distancia}^m)$.
- α es el coeficiente de paso aleatorio, que se reduce en cada iteración.
- e es un vector aleatorio.

- La distancia entre dos luciérnagas se calcula como la norma euclidiana de la diferencia entre sus posiciones.
- Los límites de las posiciones de las luciérnagas se mantienen dentro de los rangos definidos por el usuario.

El proceso inicia con la inicialización aleatoria de las posiciones de las luciérnagas, seguida de una evaluación de rendimiento que se centra en calcular las pérdidas del sistema. Las luciérnagas interactúan entre sí mediante un mecanismo de atracción basado en el rendimiento: las luciérnagas con menor cantidad de pérdidas atraen a otras, provocando ajustes en sus posiciones dentro del espacio de búsqueda. Este mecanismo de atracción refleja una búsqueda colectiva hacia soluciones más eficientes, donde cada luciérnaga se mueve en dirección a aquellas con mejores resultados. La función objetivo, en este caso, está relacionada con las pérdidas eléctricas en el sistema, y el algoritmo busca minimizar esta función a través de la optimización de las posiciones de las luciérnagas.

A lo largo de las iteraciones, las luciérnagas van ajustando sus posiciones en respuesta a las interacciones y evaluaciones, lo que conduce a una evolución de las soluciones hacia configuraciones óptimas. La aplicación del Algoritmo Firefly en el contexto de sistemas de distribución de energía eléctrica demuestra su eficacia para encontrar soluciones que reduzcan las pérdidas del sistema. Al imitar el comportamiento de las luciérnagas y aplicar principios de optimización metaheurística, este algoritmo no solo explora eficientemente el espacio de soluciones, sino que también identifica configuraciones que mejoran la eficiencia del sistema eléctrico.

2.4.2 Algoritmo enjambre de partículas (PSO)

El modelo matemático de optimización de enjambre de partícula analiza los comportamientos diversos que existen en la naturaleza, tal es el caso que su ocupación está inspirado en el comportamiento de bancos de peces o grupos de pájaros en los cuales cada sujeto existe con una dirección, velocidad y aceleración, la congregación de cada uno de estos individuos a analizar son un tema interesante para los comportamientos que surgen analizando el conjunto de sujetos. El algoritmo se modela bajo el siguiente esquema:

Al momento de realizar el algoritmo se presentan variaciones para poder optimizar ya sea una función o diversas funciones, primero creamos el enjambre de n partículas aleatorias, procedemos a evaluar en la función objetivo cada partícula, se actualiza la posición y velocidad de para cada una de las partículas, así hasta poder crear una convergencia de sujetos.

Para la aplicación de este algoritmo, se definieron entradas basadas en el número de variables conocidas, que eran 14, correspondientes a las 14 barras del sistema de distribución eléctrica analizado. Se configuró el PSO para realizar 10 iteraciones con un tamaño de población de 10 partículas, y se fijó el número de capacitores a implementar en el sistema en 5, con el fin de optimizar la distribución de la carga y mejorar la eficiencia del sistema.

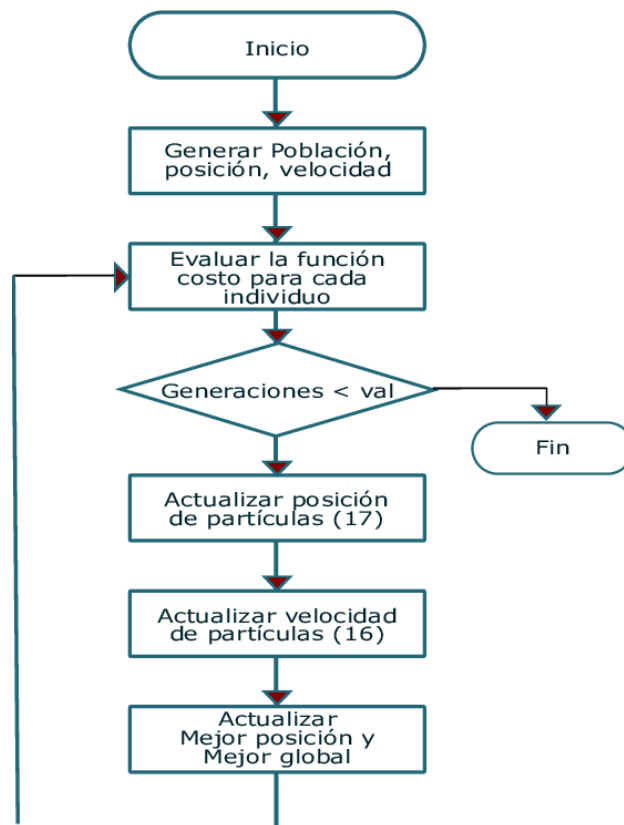


Figura 2.2: Diagrama de flujo de PSO [5]

El algoritmo de Optimización de Enjambre de Partículas (PSO) sigue el siguiente flujo iterativo en la figura 2.1:

1. Inicio del algoritmo.
2. Generación de la población inicial, donde cada partícula tiene una posición y velocidad asignadas aleatoriamente.

3. Evaluación de la función de costo para cada partícula del enjambre.
4. Comprobación de si se ha alcanzado el número máximo de generaciones o un criterio de terminación específico (*val*).
5. Si no se ha alcanzado el criterio de terminación, se procede a actualizar la posición de las partículas utilizando la ecuación (17).
6. Actualización de la velocidad de las partículas utilizando la ecuación (16).
7. Actualización de la mejor posición individual de cada partícula y la mejor posición global encontrada por el enjambre.
8. Si se ha alcanzado el criterio de terminación, el algoritmo finaliza.

Este proceso se repite en cada iteración hasta que se cumple la condición de terminación, ya sea por la cantidad de generaciones o por otro criterio predefinido.

El proceso iterativo de búsqueda y actualización continúa hasta que se cumple el criterio de parada, como un número máximo de iteraciones o una mejora mínima en la solución. Al evaluar la partícula en la función objetivo se obtiene la posición actual del sujeto, un beneficio de este sistema es que la partícula almacena su mejor posición haciendo que pueda regresar a su posición pasada, una vez que se encuentra la posición se procede a mover el sujeto como se define en la siguiente formula:

$$v_i(t + 1) = wv_i(t) + C_1r_1[x'_i(t) - x_i(t)] + C_2r_2[g(t) - x_i(t)] \quad (2.4)$$

Donde:

- $v_i(t + 1)$: Velocidad de la partícula i en el tiempo $t + 1$.
- $v_i(t)$: Velocidad de la partícula i en el tiempo t .
- w : Coeficiente de Inercia.
- c_1 : Coeficiente Cognitivo.
- r_1 : Vector de valores aleatorios en el rango de 0 y 1.
- $x'_i(t)$: Mejor posición de la partícula i .

- $x_i(t)$: Posición actual de la partícula i en el tiempo t .
- c_2 : Coeficiente Social.
- r_2 : Vector de valores aleatorios en el rango de 0 y 1.
- $g(t)$: Mejor global en el tiempo t .

Encontrada la velocidad de la partícula el siguiente paso es encontrar la nueva posición de la partícula, como se define en la siguiente ecuación:

$$x_i(t + 1) = x_i(t) + v_i(t + 1) \quad (2.5)$$

Donde:

- $x_i(t + 1)$: Posición de la partícula i en el tiempo $t + 1$.
- $x_i(t)$: Posición actual de la partícula i en el tiempo t .
- $v_i(t + 1)$: Velocidad de la partícula i en el tiempo $t + 1$.

Un punto a analizar son las velocidades extremas que pueden tomar las partículas en el sistema por lo cual debe de analizarse y limitar, para que puedan converger en la región óptima, existen métodos de investigación adicionales como la limitación de inercia que se denota en la siguiente ecuación:

$$w_t = \frac{(w_{\max} - w_{\min})(t_{\max} - t)}{t_{\max}} + w_{\min} \quad (2.6)$$

Donde:

- w_t : Coeficiente Inercia.
- w_{\max} : Coeficiente Inercia Máximo.
- w_{\min} : Coeficiente Inercia Mínimo.
- t_{\max} : Máximo de Iteraciones.

Para las ecuaciones dadas y la función objetivo que se plantee se puede resolver el modelo matemático de optimización de enjambre de partículas para poder minimizar o maximizar el objetivo planteado a solucionar, el método heurístico no es el único y no siempre será la mejor

opción para poder resolver un único problema, para el caso de análisis de pérdidas eléctricas el funcionamiento es el ideal, resolviendo de manera óptima y constantemente para demandas de cualquier hora del día creando una mejor calidad de servicio eléctrico para los usuarios a través de la compensación reactiva de condensadores estáticos.

2.5 Justificación del método elegido

La elección del algoritmo de Optimización por Enjambre de Partículas (PSO) para este estudio se fundamenta en el estudio publicado en "Scientific Reports" por Nature, el cual proporciona un análisis meticuloso que coloca al Particle Swarm Optimization (PSO) en una posición de prominencia frente a otros cinco algoritmos de optimización. El PSO no solo muestra una notable rapidez en alcanzar la convergencia sino que también asegura una notable exactitud y precisión en sus resultados, lo que lo convierte en la opción preferida para aplicaciones de optimización que requieren respuestas rápidas y fiables. Esta ventaja se hace particularmente valiosa en entornos donde el tiempo de respuesta es crítico y los resultados deben ser consistentemente confiables. El PSO se destaca por su robustez en la ejecución y su capacidad para navegar efectivamente por espacios de búsqueda complejos, lo cual, según la publicación, lo sitúa por encima del algoritmo Firefly en términos de eficacia operativa [14].

2.5.1 Funcionamiento de la alternativa escogida

El algoritmo PSO aborda la optimización de la compensación reactiva en un sistema de distribución eléctrica, que consta de 14 barras. En este contexto, las 'variables de decisión' son fundamentales: representan la cantidad de potencia reactiva (medida en voltio-amperios reactivos, o Var) que se puede añadir o retirar en cada barra para mejorar la eficiencia del sistema. Estas 14 variables reflejan posibles ubicaciones para la instalación de dispositivos de compensación reactiva, como capacitores, en cada una de las barras del sistema. Los valores que pueden tomar estas variables están delimitados entre 0 y 10, siendo estos valores normalizados respecto a una base estándar de 100 MVA (mega voltio-amperios), lo que permite flexibilidad en la simulación de diferentes niveles de compensación.

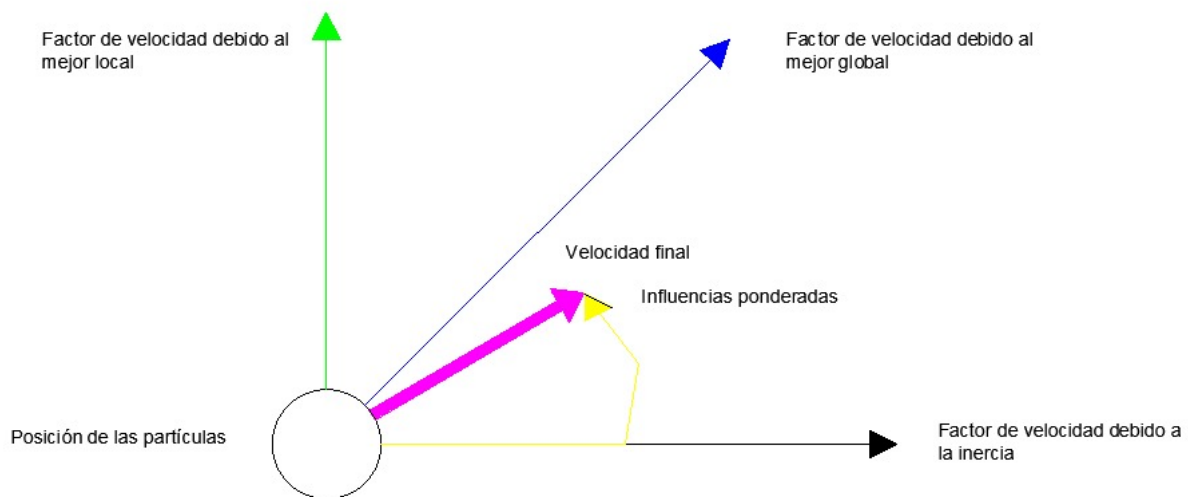


Figura 2.3: Dinámica de partículas en la optimización por enjambre

La figura 2.3 muestra una partícula central siendo influida por tres vectores cruciales en la Optimización por Enjambre de Partículas. El vector verde simboliza el impulso de la mejor posición previamente encontrada por la partícula, guiándola con base en su experiencia individual. El vector azul indica la influencia del mejor hallazgo global del enjambre, proporcionando dirección colectiva hacia la óptima solución conocida. Finalmente, el vector amarillo representa la inercia de la partícula, manteniendo un equilibrio entre la exploración de nuevas áreas y la explotación de conocimientos actuales. Estos componentes se combinan para ajustar dinámicamente la trayectoria de la partícula hacia la optimización deseada.

Inicialmente, las partículas se colocan en posiciones aleatorias dentro del espacio de búsqueda, lo que corresponde a diferentes configuraciones de compensación reactiva. Cada partícula tiene una velocidad asociada que determinará su próximo movimiento. Además, a cada una se le asigna un 'valor de coste', que es un indicador de qué tan bien está realizando la configuración representada por esa partícula. Este coste se calcula considerando las pérdidas eléctricas del sistema: se penalizan las configuraciones que resultan en mayores pérdidas y se recompensan aquellas que las reducen.

En el bucle principal del PSO, cada partícula ajusta su velocidad y posición según la información de su mejor solución individual y la mejor solución global conocida por el enjambre. Además, el algoritmo introduce una variabilidad aleatoria a través de los coeficientes de aceleración para evitar que las partículas queden atrapadas en óptimos locales. Después de cada ajuste de posición,

se evalúa la nueva solución empleando un script externo llamado FlujoNR. Este script realiza cálculos de flujo de potencia en el sistema eléctrico para determinar las nuevas pérdidas de potencia asociadas con la posición actual de las partículas y, por lo tanto, actualiza el valor de coste de cada una.

Al final del proceso de PSO, el código produce varias salidas clave: la configuración final de todas las partículas en el enjambre, identificando así todas las soluciones exploradas; la mejor solución global que se ha encontrado, que sería la configuración óptima de compensación reactiva; y un historial de los mejores valores de coste encontrados a lo largo de las iteraciones, que muestra cómo el algoritmo convergió hacia la solución óptima.

Este proceso iterativo y adaptativo del PSO garantiza una búsqueda exhaustiva y eficiente en el espacio de soluciones del problema de compensación reactiva, identificando una estrategia que potencialmente mejora el rendimiento del sistema de potencia reduciendo las pérdidas de energía y aumentando la estabilidad operativa. La implementación detallada de este algoritmo en tu tesis a nivel de maestría demuestra un profundo entendimiento de la optimización de sistemas complejos y refleja una aplicación práctica de teoría avanzada a problemas de ingeniería eléctrica.

2.5.2 Perfil de carga del sistema

El perfil de carga en un sistema de potencia describe la variación del consumo de electricidad en las barras o nodos de la red a lo largo del tiempo. Este perfil es crítico, ya que dicta no solo la cantidad de energía que debe generarse y cómo debe distribuirse, sino también cómo deben dimensionarse y operarse los dispositivos de compensación reactiva para mantener la estabilidad y la eficiencia del sistema.

Los datos de consumo de energía fueron obtenidos mediante la monitorización de las barras de carga en un sistema de distribución eléctrica, utilizando tecnología de medición inteligente. Las mediciones se realizaron en intervalos de quince minutos, capturando así la variabilidad del consumo a lo largo del día. Los datos recogidos incluyen kilovatios-hora (kWh) consumidos, que se utilizan para calcular la potencia activa (kW), y kilovoltiamperios-hora (kVARh), que corresponden a la potencia reactiva (kVAR).

La normalización de los datos brutos constituye el primer paso esencial en el análisis del perfil de carga. Esta fase implica la transformación de las mediciones de consumo energético de kilovatios-hora (kWh) a kilovatios (kW), dividiendo la cantidad de energía utilizada por la duración del intervalo de medición. Este proceso garantiza que la comparación del consumo entre diferentes usuarios y periodos sea homogénea y fiable.

Una vez normalizados los datos, se procede al cálculo del perfil de carga, tanto a nivel individual de cada usuario como para el conjunto del sector. Se suman los valores de potencia activa aportados por todos los usuarios en cada intervalo de tiempo, brindando así una visión explícita de la demanda energética y su variación a lo largo del día.

Posteriormente, se aborda la tarea de calcular el porcentaje de consumo de potencia activa para cada usuario. Esto se realiza dividiendo el consumo individual de energía por el consumo total del sector y multiplicando el cociente por cien. Este cálculo proporciona una perspectiva clara de la contribución de cada usuario a la carga total y permite identificar los momentos de mayor demanda energética.

En el conjunto de datos presentado en las Tablas 1 y 2 del Anexo A, se observa que durante los intervalos de tiempo especificados, los valores registrados tanto para kilovoltiamperios reactivos hora (kVARh) como para kilovoltiamperios hora (kVAh) y kilovatios hora (kWh) recibidos fueron de cero. Esto indica que no hubo consumo de energía reactiva o activa durante esos períodos. Cada uno de estos intervalos tiene una duración de 900 segundos, equivalentes a 15 minutos, lo que sugiere que las mediciones se tomaron en cuartos de hora.

2.5.3 Costo y perfil de pérdidas

En el modelo de optimización implementado, el costo operativo del sistema se cuantifica directamente en función de las pérdidas eléctricas. Se identifica una correlación entre los costos y las pérdidas a través de una función de costos que multiplica las pérdidas por un factor de escala y resta un costo de adquisición fijo. Este método subraya la importancia de minimizar las pérdidas eléctricas como medio para reducir los costos operativos. Los parámetros K y L encontrados en el código pueden estar asociados con la conversión de las pérdidas físicas a costos monetarios, aunque el mecanismo exacto de esta conversión requiere una explicación adicional. La minimización de las pérdidas se persigue a través de la aplicación de algoritmos de optimización, como el algoritmo

de enjambre de partículas (PSO), que ajusta las configuraciones del sistema para lograr un perfil de operación económicamente eficiente.

Para las pérdidas en la i -ésima línea:

$$Pl(i) = G(i) [Vs(i)^2 + Vr(i)^2 - 2Vs(i) \cdot Vr(i) \cdot \cos(\delta_{s(i)} - \delta_{r(i)})] \quad (2.7)$$

Donde:

- $Pl(i)$ son las pérdidas en la i -ésima línea.
- $G(i)$ es la conductancia de la i -ésima línea.
- $Vs(i)$ y $Vr(i)$ son los voltajes en los buses de inicio y final de la i -ésima línea, respectivamente.
- $\delta_{s(i)}$ y $\delta_{r(i)}$ son los ángulos de los voltajes en los buses de inicio y final de la i -ésima línea, respectivamente.

CAPÍTULO 3

RESULTADOS

3.1 Evaluación del rendimiento del algoritmo

La tabla 3.1 muestra el resultado de la implementación estratégica de capacitores como una solución efectiva para la mejora del rendimiento general. La configuración óptima obtenida, indica la colocación precisa de los capacitores en puntos críticos del sistema. Según los resultados de la mejor solución, las barras 3 y 4 se identifican como las de mayor prioridad para la compensación de potencia reactiva, con la recomendación de instalar cuatro y tres capacitores respectivamente. Por otro lado, las barras 6 y 14 requieren la instalación de un capacitor cada una, lo que sugiere una demanda menos intensiva de regulación de la potencia reactiva en estas localizaciones. Las posiciones restantes no presentan la necesidad de capacitores adicionales, lo que implica una distribución de carga balanceada y eficiente en las otras barras del sistema.

Tabla 3.1: Compensación reactiva de los capacitores

BARRAS	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Compensación (MVARs)	4	3	0	1	3	0	0	0	0	0	0	2

El costo asociado con esta configuración óptima, representado por un valor de 0.1404, refleja el compromiso entre la eficiencia operativa y la inversión financiera. Este costo integra las pérdidas totales de energía, ajustadas por un factor de costo unitario K y la base de potencia $BMva$, y se contrapone al costo inicial de adquisición e implementación de los dispositivos.

Tabla 3.2: Compensación reactiva de los SVC

BARRAS	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Compensación (MVARs)	1.5998	0.1353	0	0.2010	0.1286	0	0	0	0	0	0	1.2783

La tabla 3.2 presenta la configuración óptima de capacitores en un sistema eléctrico determinada por el algoritmo PSO. Los valores como 1.5998 y 0.1353 muestran la compensación reactiva específica en MVAR en puntos clave del sistema, con ceros indicando la no necesidad de capacitores en ciertas barras. Esta configuración precisa conduce a un costo operativo eficiente, reflejado en

un costo de 0.0187, resaltando la efectividad del PSO en reducir pérdidas y mejorar la estabilidad de voltaje, crucial para la operatividad económica de la red.

El costo de 0.0187 refleja la eficiencia lograda a través del ajuste de capacitores, indicando un sistema bien optimizado. La secuencia numérica en la tabla muestra la selectividad del PSO en la colocación de capacitores, con números distintos de cero reflejando la compensación exacta necesaria para un rendimiento óptimo, evidenciando la habilidad del PSO para balancear costos y eficiencia operativa.

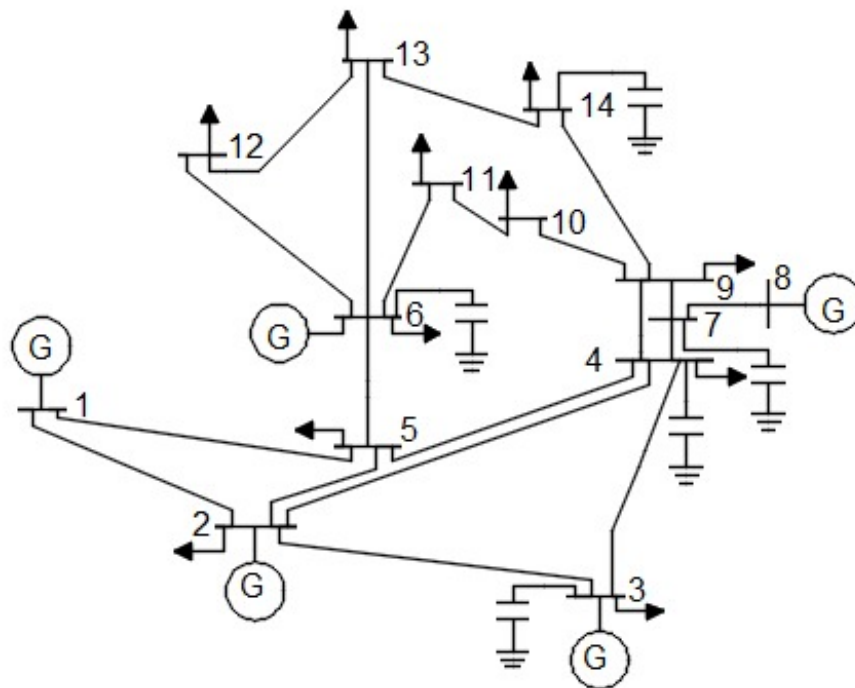


Figura 3.1: Diagrama de flujo de la posición de los capacitores

La figura 3.1 muestra un esquema simplificado del sistema eléctrico IEEE de 14 barras, con indicaciones de la ubicación de los capacitores como resultado del proceso de optimización. En el gráfico, se pueden observar las barras numeradas del 1 al 14, cada una conectada a través de líneas que representan las conexiones de transmisión. Los símbolos "G" indican la presencia de generadores en ciertas barras, y las flechas señalan la dirección de la corriente eléctrica o el flujo de potencia. Los capacitores, identificados por la tabla de la mejor posición global óptima, están estratégicamente ubicados en las barras 3, 4, 6 y 14, implicando que estas posiciones han sido

optimizadas para la compensación reactiva necesaria para mejorar la eficiencia y estabilidad del sistema. Los valores numéricos junto a cada capacitor reflejan la cantidad de compensación reactiva instalada en cada barra, mostrando el nivel de ajuste preciso que el algoritmo de optimización ha determinado como óptimo.

3.2 Optimización a lo Largo de 24 Horas

La optimización de la carga eléctrica a lo largo de un día completo es fundamental para la eficiencia energética y la estabilidad de cualquier red de distribución eléctrica. Las Tablas 3.3, 3.4 y 3.5 brindan una perspectiva detallada sobre la variabilidad de la demanda de potencia reactiva en el sistema. Estos perfiles son el resultado de un algoritmo de optimización que ajusta dinámicamente los capacitores en respuesta a las fluctuaciones de carga durante un ciclo de 24 horas.

Tabla 3.3: Métricas de rendimiento de SVC durante 24 horas - I

SVCs	HORAS									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	1.8754	2.8741	0.0118	3.0630	3.6075	0.4652	3.5149	0.4232	1.4179	1.3276
2	1.7889	1.5025	0.4595	1.8247	1.6975	1.5754	2.6744	0.1293	2.2773	1.5647
3	0.7235	0.8940	0.4075	0.9890	0.7306	0.3411	0.2140	0.5561	0.5894	0.0248
4	1.2243	2.8522	0.7003	1.6877	2.9429	2.5482	0.5009	1.8339	1.8347	0.0668
5	1.1952	0.9247	1.0706	0.9918	1.1764	0.3725	1.2923	1.4777	1.6863	1.5970

La tabla se llena con los valores de potencia reactiva (MVAR)

Tabla 3.4: Métricas de rendimiento de SVC durante 24 horas - II

SVCs	HORAS									
	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	1.8055	3.2169	0.5907	2.6817	2.1719	1.4762	1.7042	3.4729	0.8205	1.5609
2	2.7384	1.7874	0.2194	2.2068	1.6205	0.2408	0.9007	2.4560	2.3862	2.5343
3	0.0032	0.3250	0.5548	0.8196	0.7863	0.2363	0.6803	0.5901	0.0245	0.3720
4	1.5302	2.2450	2.9438	2.0431	1.8042	2.9830	2.5755	0.0069	0.1193	2.1228
5	0.2889	0.9529	0.3257	0.6601	1.8940	1.8186	1.7436	1.8891	1.0596	0.6913

La tabla se llena con los valores de potencia reactiva (MVAR)

Cada tabla de la serie SVC describe distintas características de carga. Por ejemplo, en los perfiles SVC1 y SVC2, se notan patrones de carga más marcados con picos y valles pronunciados que sugieren periodos de alta y baja demanda. Es probable que estos picos correspondan a horas de máxima actividad, como el inicio de la jornada laboral o el comienzo de la operación de maquinaria pesada, que requieren una cantidad significativa de energía reactiva. En contraste, los valles podrían representar las horas nocturnas o tiempos de inactividad, donde la demanda de energía es sustancialmente menor.

Tabla 3.5: Métricas de rendimiento de SVC durante 24 horas - III

SVCs	HORAS			
	21	22	23	24
1	1.7042	3.4729	0.8205	1.5609
2	0.9007	2.4560	2.3862	2.5343
3	0.6803	0.5901	0.0245	0.3720
4	2.5755	0.0069	0.1193	2.1228
5	0.1561	0.8799	0.0395	0.4153

La tabla se llena con los valores de potencia reactiva (MVAR)

Al comparar estos con los perfiles SVC3 a SVC5, se observa una variación menos abrupta, indicando una posible mejor distribución o control de la carga a lo largo del día en esos nodos específicos. Esto sugiere que el algoritmo ha logrado una mayor eficiencia en la regulación de la potencia reactiva en esas áreas, posiblemente debido a una configuración optimizada de los capacitores o a una demanda de carga más predecible y uniforme.

La evaluación de estos perfiles es crucial para determinar la efectividad de las estrategias de optimización aplicadas. Identificar las horas de rendimiento máximo y mínimo permite ajustar los algoritmos para mejorar el balance de carga, reducir las pérdidas y, por ende, disminuir el costo asociado a la generación y distribución de energía reactiva. Además, una gestión eficaz de la carga influirá positivamente en la vida útil de los equipos y en la reducción de costos operativos y de mantenimiento.

En síntesis, estos perfiles son herramientas valiosas para el monitoreo continuo y la mejora del rendimiento de la red eléctrica, pues permiten anticipar los requisitos de energía, planificar adecuadamente las operaciones de mantenimiento y asegurar la entrega eficiente de energía.

3.3 Implementación de Capacitores

Las imágenes del "Perfil de carga SVC 1" al "Perfil de carga SVC 5" demuestran el impacto directo de la implementación de capacitores en la distribución de carga en el sistema. Cada gráfico muestra cómo la carga reactiva se ajusta hora tras hora, lo que indica la respuesta del sistema a la compensación reactiva proporcionada por los capacitores.

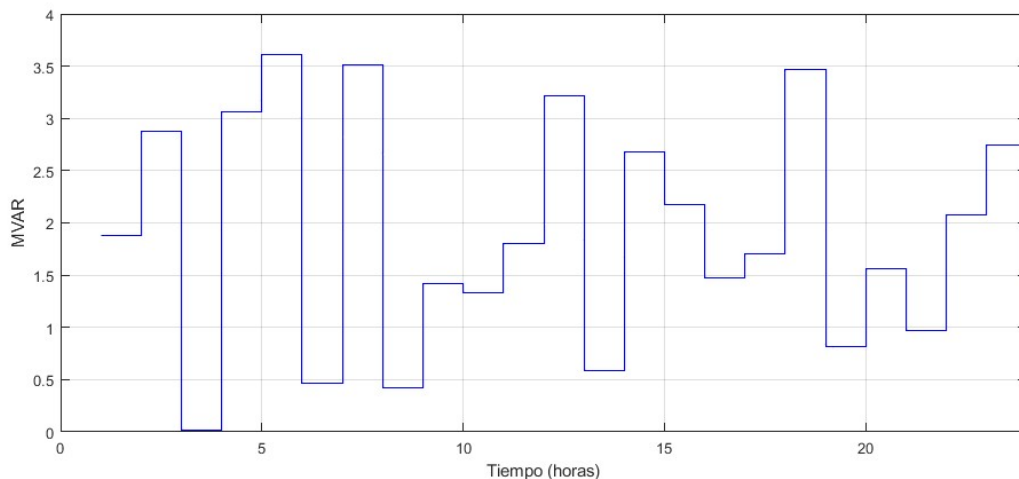


Figura 3.2: Perfil de carga de SVC1

La figura 3.2 muestra la variación de la demanda de potencia reactiva (en MVAR) en un nodo específico del sistema de distribución eléctrica a lo largo de un día completo. Se observa una fluctuación constante de la carga, con incrementos significativos en ciertos periodos, posiblemente coincidentes con ciclos de operación de maquinaria pesada o el encendido de sistemas de climatización en horas pico. Las horas de menor demanda reactiva podrían corresponder a periodos de baja actividad industrial o comercial. La información presentada es crucial para planificar la compensación reactiva necesaria y optimizar la estabilidad del voltaje en el sistema.

La figura 3.3 ilustra las variaciones en la demanda de potencia reactiva para otro nodo del sistema, mostrando una tendencia similar a la observada en SV1, aunque con variaciones distintivas en la magnitud de la demanda. Mientras que SV1 tenía picos más moderados, SV2 experimenta demandas más altas, lo que sugiere que este nodo podría estar influenciado por actividades

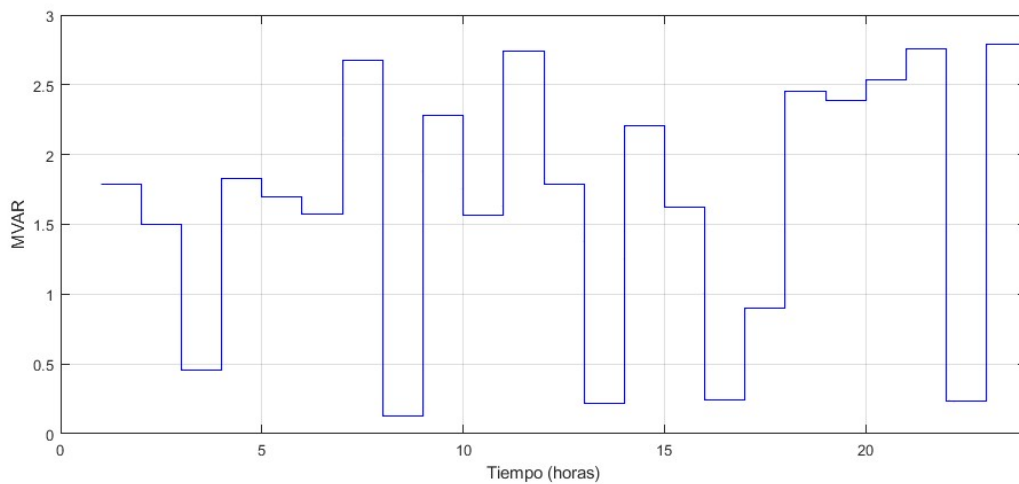


Figura 3.3: Perfil de carga de SVC2

con requisitos de potencia reactiva más intensos. Comparativamente, SV2 muestra un aumento progresivo hacia la tarde, indicando posiblemente una acumulación de operaciones que podrían ser de carácter industrial o comercial intenso, que requieren una gestión más cuidadosa de la compensación reactiva para mantener la eficiencia del sistema.

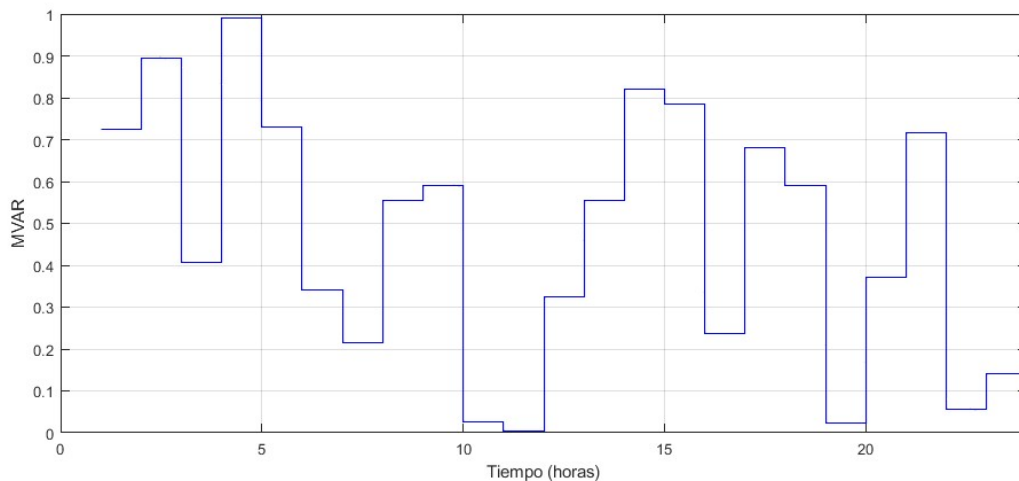


Figura 3.4: Perfil de carga de SVC3

La figura 3.4 revela un patrón de consumo de potencia reactiva en un tercer nodo del sistema eléctrico a lo largo de un día completo. A diferencia de los nodos SV1 y SV2, el SV3 muestra un perfil con fluctuaciones más contenidas y valores máximos inferiores, lo que implica un uso menos intenso de la potencia reactiva. Este patrón sugiere que SV3 podría estar asociado a un sector con una demanda de energía más estable y predecible, en contraste con las posibles demandas industriales reflejadas en SV2 y las variaciones moderadas de SV1.

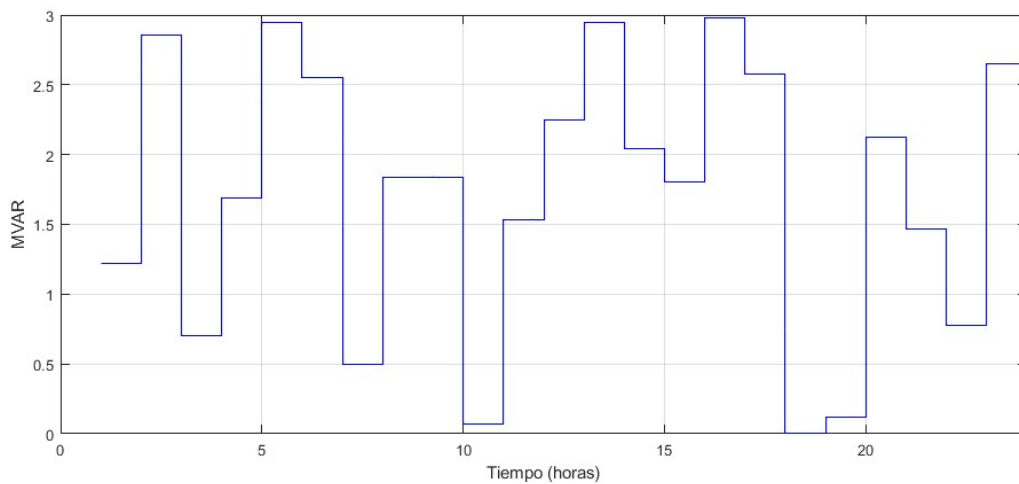


Figura 3.5: Perfil de carga de SVC4

En la Figura 3.5 se ilustran las variaciones en el consumo de potencia reactiva de un cuarto nodo del sistema eléctrico, proporcionando una visión comparativa con respecto a los nodos SV1, SV2 y SV3 anteriormente analizados. Este perfil exhibe una demanda fluctuante con picos que podrían corresponder a ciclos operativos específicos, relacionados con actividades comerciales que requieren un consumo energético elevado en ciertos momentos del día. Los niveles de potencia reactiva en SV4 son comparables a los de SV2, lo que podría sugerir funciones o demandas similares dentro del sistema.

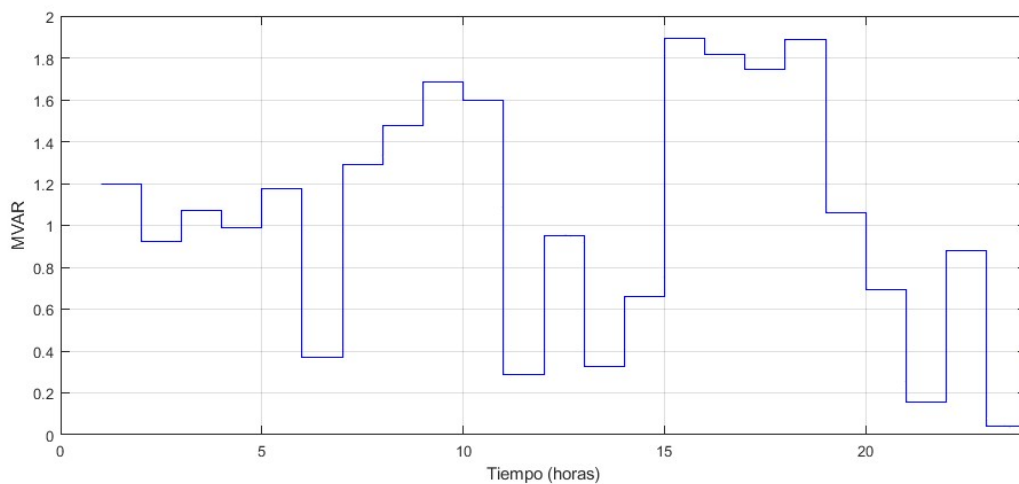


Figura 3.6: Perfil de carga de SVC5

El "Perfil de carga SVC5 para 24 h" de la Figura 3.6 muestra las fluctuaciones en la demanda de potencia reactiva en otro componente del sistema eléctrico a lo largo de un día completo. A diferencia de los perfiles de carga SVC1 a SVC4, este perfil indica una distribución más uniforme

de la carga con variaciones menos pronunciadas, lo que podría señalar un uso más equilibrado de la energía o una mejor regulación en este nodo en particular. Los picos y valles presentes reflejan los patrones de consumo y pueden ser cruciales para la planificación del ajuste de los equipos de compensación y para el mantenimiento predictivo, optimizando así la eficiencia operativa y reduciendo el costo de energía reactiva en el sistema de distribución analizado.

3.4 Análisis de Pérdidas

La Figura 3.7 es esencial para ilustrar la variación de las pérdidas de energía en el sistema a lo largo de un ciclo diario. Este gráfico muestra fluctuaciones significativas que indican cómo ciertas horas del día son más propensas a ineficiencias. El análisis de estos datos permite identificar momentos críticos donde la optimización puede tener un impacto más significativo, destacando la importancia de un análisis detallado para entender el comportamiento dinámico del sistema.

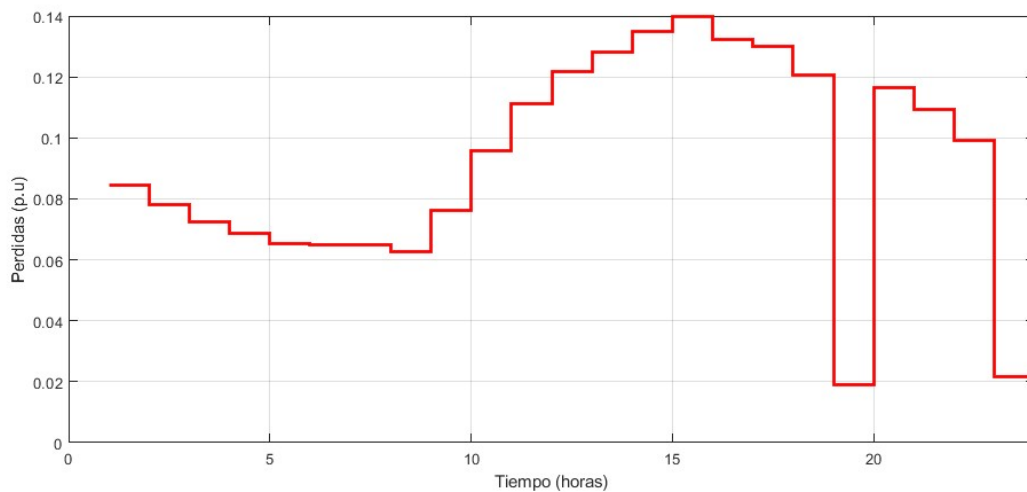


Figura 3.7: Perfil de Pérdidas

La gráfica del perfil de pérdidas de 24 horas en un sistema de distribución eléctrica revela una mayor eficiencia energética durante las horas nocturnas con baja demanda, evidenciando pérdidas mínimas entre la 1 y las 5 de la mañana. En contraste, se observa un pico pronunciado de ineficiencia desde las 13 hasta las 20 horas, alineado con el incremento de actividad comercial e industrial, sugiriendo que los sistemas de compensación reactiva podrían requerir optimización para manejar la demanda pico. Finalmente, la tendencia decreciente de pérdidas post-hora 20 sugiere una disminución en el consumo energético.

Este gráfico puede interpretarse como un indicador clave del rendimiento del sistema después de la implementación de estrategias de compensación reactiva. La variabilidad destacada en las pérdidas sugiere que hay momentos en los que el sistema opera de manera más eficiente debido a la operación óptima de los compensadores estáticos de voltio-amperios reactivos (VARs) y al control heurístico de los algoritmos. Las disminuciones notables en las pérdidas, especialmente las caídas abruptas, indican la efectividad de las acciones de control y la operación de los dispositivos de compensación. El detalle de los valores promedios exactos medidos en cada hora del día de ilustra en la tabla 3.6

Tabla 3.6: Pérdidas promedio en las barras

Hora	Pérdidas	Hora	Pérdidas	Hora	Pérdidas
1	0.084316076	9	0.076252074	17	0.129999826
2	0.078116185	10	0.095727630	18	0.120571844
3	0.0724361674	11	0.111140794	19	0.019138536
4	0.068853234	12	0.121911512	20	0.116600869
5	0.065331784	13	0.128307962	21	0.109350445
6	0.064828232	14	0.134871309	22	0.099120403
7	0.064768399	15	0.139999322	23	0.021616265
8	0.0627959545	16	0.132281732	24	0.0256191674

3.5 Resultados del Algoritmo

Las figuras 3.8 y 3.9 representan visualmente la efectividad del algoritmo en la reducción progresiva del error a lo largo de las iteraciones. Estas disminuciones en el error reflejan la capacidad del algoritmo para encontrar posiciones óptimas para los capacitores, logrando así una reducción significativa en las pérdidas. La disminución consistente del error subraya el éxito del algoritmo y resalta los resultados obtenidos.

Precisión del SVC

La Figura 3.8 muestra la evolución de la precisión en un sistema de compensación de voltaje estático (SVC) a lo largo de nueve iteraciones, lo cual es indicativo de la convergencia del algoritmo

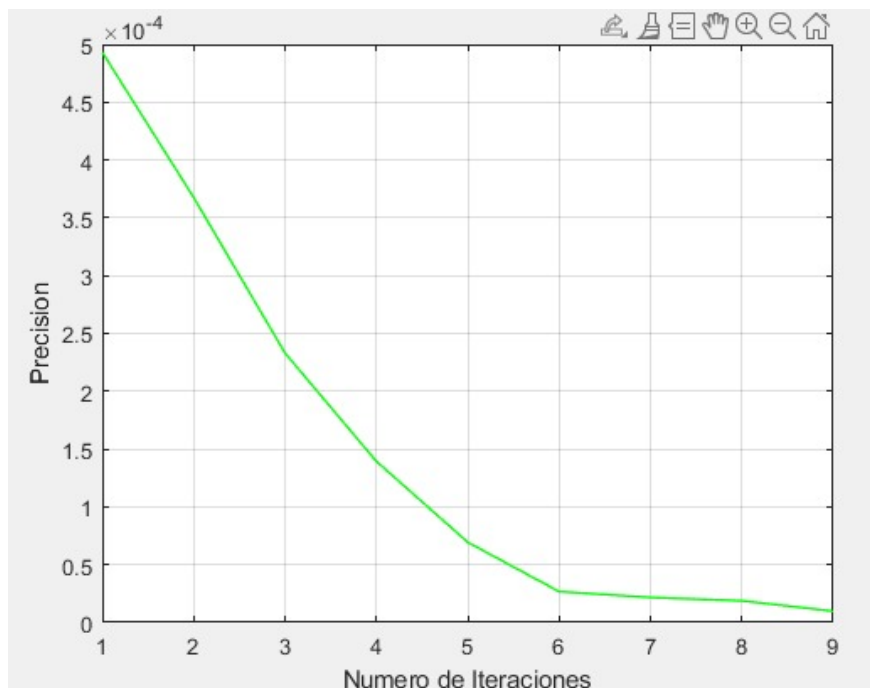


Figura 3.8: Curva de precisión del SVC

hacia una solución estable. Se observa un marcado descenso desde la primera a la segunda iteración, seguido de fluctuaciones que alcanzan un máximo en la tercera y quinta iteración. Después de la quinta iteración, la curva muestra una tendencia descendente y se estabiliza significativamente, lo que sugiere una mejora progresiva en la precisión del SVC con cada iteración subsecuente. Esta reducción constante indica una optimización efectiva en el sistema, mejorando la estabilidad y la respuesta del SVC dentro del sistema de potencia analizado.

Precisión de los capacitores

La Figura 3.9 muestra la trayectoria del error en la selección o ajuste de capacitores en un sistema de potencia durante nueve iteraciones. El descenso notable del error desde la primera a la segunda iteración indica una corrección inicial significativa en la configuración de los capacitores. Las fluctuaciones observadas en las iteraciones subsiguientes reflejan el proceso iterativo de ajuste fino, donde el algoritmo busca la configuración óptima de los capacitores. La disminución general del error hasta la novena iteración sugiere que el algoritmo se está acercando a una solución que mejora la eficiencia del sistema al reducir las pérdidas de energía y optimizar el perfil de carga.

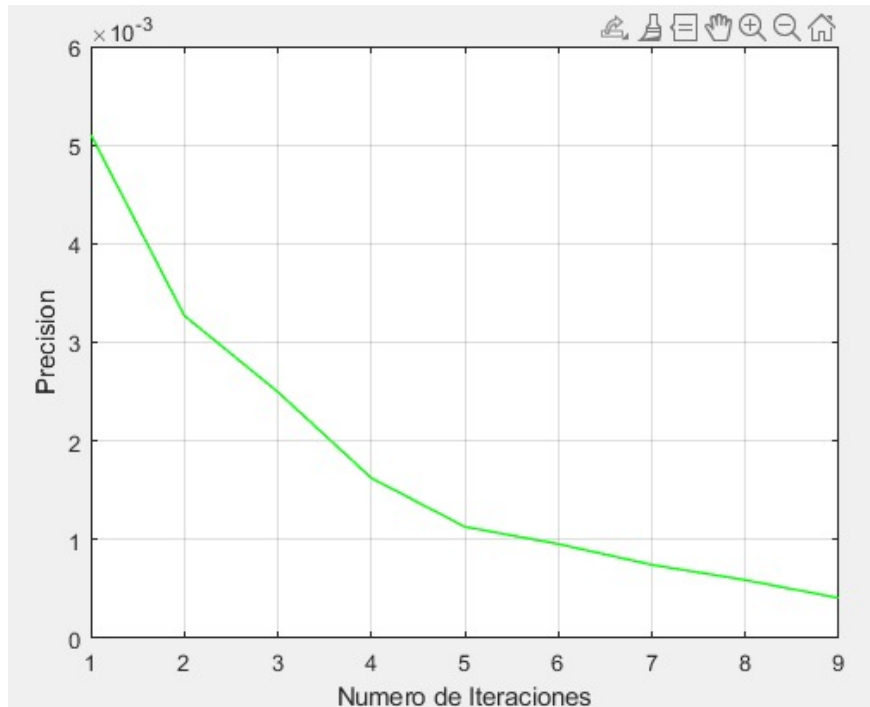


Figura 3.9: Curva de precisión del banco de capacitores

3.6 Análisis de Costos

Este análisis se enfoca en comparar los costos asociados con dos estrategias de compensación reactiva: los capacitores y los Compensadores Estáticos de Reactivos (SVC).

- **Costo de Implementación de Capacitores**

La fórmula para calcular el costo asociado con la implementación de capacitores es:

$$\text{Costo de Capacitores} = K \times \text{Pérdidas Capacitores} \times \text{BMVA} - \text{Costo de Adquisición} \quad (3.1)$$

Resultando en:

$$0.1 \times 22.7023 \times 100 - 145930 = -145700 \quad (3.2)$$

- **Costo de Implementación de SVC** De manera similar, el costo del SVC se calcula usando la siguiente fórmula:

$$\text{Costo de SVC} = K \times \text{Pérdidas SVC} \times \text{BMVA} - \text{Costo de Adquisición} \quad (3.3)$$

Resultando en:

$$0.1 \times 2.1440 \times 100 - 250740 = -250710 \quad (3.4)$$

Los capacitores, aunque representan una opción menos costosa inicialmente, tienen limitaciones en cuanto a su capacidad reactiva y eficiencia en sistemas complejos. En contraste, los SVC, a pesar de su mayor inversión inicial, ofrecen una reducción de pérdidas eléctricas más significativa. Este beneficio se ve reflejado en una mayor ganancia neta, como se muestra en los cálculos anteriores. Según estos resultados obtenidos, los SVC son más adecuados para aplicaciones que requieren un alto nivel de eficiencia y estabilidad. Por lo tanto, a pesar del mayor gasto inicial, los SVC pueden ser una inversión más rentable a largo plazo para sistemas de mayor complejidad y demanda [15].

3.6.1 Ganancia Neta de Compensadores y SVC

$$\text{Ganancia Neta} = \text{Ganancia por Reducción de Pérdidas} - \text{Costo de Adquisición} \quad (3.5)$$

La Ganancia Neta es una métrica financiera clave en proyectos de eficiencia energética. Se calcula restando el costo de adquisición de los dispositivos (capacitores o SVC) de la ganancia obtenida por la reducción de pérdidas eléctricas. En este contexto, una ganancia neta positiva implica que los ahorros generados por la reducción de pérdidas superan la inversión inicial. Los valores indicados muestran que tanto los capacitores como los SVC han sido inversiones rentables, con el SVC mostrando una ganancia neta sustancialmente mayor. Esto sugiere que, a pesar de su mayor costo inicial, los SVC pueden ofrecer un retorno económico más significativo en comparación con los capacitores.

$$\begin{aligned} \text{Ganancia Neta de Capacitores} &= \$145,680 \\ \text{Ganancia Neta de SVC} &= \$250,710 \end{aligned} \quad (3.6)$$

CAPÍTULO 4
CONCLUSIONES Y
RECOMENDACIONES

4.1 Conclusiones

Los resultados han demostrado que la optimización de la compensación reactiva es una herramienta útil para mitigar las pérdidas en las redes eléctricas. Más allá del cumplimiento del primer objetivo específico, el uso de modelos heurísticos para la colocación y el control de compensadores VARs ha proporcionado una reducción de pérdidas que satisface los valores esperados en este tipo de sistemas. Esto refleja un potencial significativo para la implementación de sistemas de 14 barras, especialmente en un contexto donde la demanda eléctrica y la complejidad de la red están en aumento

Los algoritmos diseñados y ajustados en este proyecto no sólo se encargan de mantener niveles adecuados de voltaje, como se propuso en el segundo objetivo específico, sino que han mostrado una capacidad para adaptarse a condiciones no lineales y altamente variables, lo que sugiere aplicaciones futuras en la automatización y control de sistemas de potencia más amplios. La precisión de estos algoritmos pone de manifiesto la relevancia de la investigación aplicada y teórica en el desarrollo de soluciones de control más sofisticadas y autónomas.

La implementación de perfiles operativos dinámicos para compensadores VARs refleja un enfoque sistémico y adaptativo que responde en tiempo real a las variaciones de demanda y condiciones del sistema eléctrico. Esta estrategia ha optimizado la distribución de carga y reducido las pérdidas eléctricas, evidenciando el éxito del tercer objetivo específico. Además, la metodología aplicada para esta optimización se presenta como un modelo replicable y escalable que puede ser adaptado a otras redes de distribución, logrando así adaptar la eficiencia operativa y en la gestión energética a las necesidades específicas de cada caso

La creación de perfiles operativos para los compensadores VARs, que se ajustan a las fluctuaciones diarias, ha confirmado la viabilidad del tercer objetivo específico y ha revelado una capa adicional de complejidad en la gestión de carga. Este enfoque dinámico es un testimonio de la necesidad de soluciones de gestión energética que sean tanto proactivas como reactivas a las condiciones cambiantes, lo que es esencial para la sostenibilidad a largo plazo de las redes de energía.

La implementación de estas estrategias de optimización manifiesta la importancia de una planificación y gestión energética proactiva. Es crucial que exista consideración más profunda de cómo la infraestructura existente puede adaptarse para incorporar tecnologías emergentes, tales como el aprendizaje automático y la inteligencia artificial, para mejorar aún más la eficiencia y la estabilidad de las redes eléctricas. Además, estas tecnologías podrían facilitar la adaptación de la red al automatizar los procesos descritos en los algoritmos implementados

4.2 Recomendaciones

Es crucial mejorar la precisión numérica en el tratamiento de valores muy pequeños, especialmente en cálculos matriciales como la matriz jacobiana. Esto implica la integración de algoritmos más robustos y técnicas de redondeo avanzadas para manejar eficientemente las magnitudes en el rango de picounidades, lo cual es fundamental para la precisión de los resultados y la eficiencia del tiempo de procesamiento.

Se sugiere adoptar técnicas de diagnóstico avanzado para identificar y corregir errores en tiempo real dentro de los sistemas de compensación reactiva. Estas técnicas pueden incluir el uso de inteligencia artificial para detectar anomalías y proporcionar correcciones automáticas, mejorando así la confiabilidad y eficiencia del sistema.

Es recomendable ampliar el alcance de la validación de datos, incluyendo la verificación de la coherencia y precisión de las entradas de los sistemas de control. Esto puede lograrse mediante la implementación de controles de calidad más rigurosos y el uso de múltiples fuentes de datos para la confirmación cruzada.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] I. Matulic, “Introducción a los sistemas Eléctricos de potencia.” Disponible en: http://www.scielo.org.bo/pdf/ran/v2n2/v2n2_a05.pdf, 9 2023.
- [2] F. Gonzalez-Longatt, “Operación en régimen estacionario de la línea de transmisión.” Disponible en: https://fglongatt.org/OLD/Archivos/Archivos/LT_1/PPTCap4-1.pdf, 2007.
- [3] J. Amat Rodrigo, “Optimización con particle swarm.” Disponible en: https://cienciadedatos.net/documentos/49_optimizacion_con_particle_swarm, Marzo 2019. [En línea] [Último acceso: 30 Octubre 2023].
- [4] D. Borges Vasconcellos, I. Pérez Abril, and V. León Martínez, “Modelación de los efectos de la compensación de potencia reactiva.” Disponible en: http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0123-921X2014000400003, 2012.
- [5] N. S. Zuñiga Peña, N. Hernández Romero, J. Medina, and I. Barragan-Vite, “Optimización de controles mediante algoritmos metaheurísticos aplicado a vehículos aéreos,” *Pädi Boletín Científico de Ciencias Básicas e Ingenierías del ICBI*, vol. 10, pp. 23–34, 06 2022.
- [6] M. M. Lafifi, “Datasheet for 14 bus ieee system.” https://www.researchgate.net/profile/Mohamed_Mourad_Lafifi/post/Datasheet_for_5_machine_14_bus_ieee_system2/attachment/59d637fe79197b8077995409/AS%3A395594356019200%401471328452063/download/DATA+SHEETS+FOR+IEEE+14+BUS+SYSTEM+19_appendix.pdf. Fecha de acceso: 1/Noviembre/2023.
- [7] Corporación Nacional de Electricidad, “Informe ejecutivo de rendición de cuentas 2021,” tech. rep., CNEL EP, Ecuador, 2021.
- [8] A. Tama Franco, “Las pérdidas de energía eléctrica..” Publicaciones - FIEC, 2013.

- [9] F. Gonzalez-Longatt, “Capítulo 3: Flujo de potencia.” Disponible en: https://fglongatt.org/OLD/Archivos/Archivos/SP_II/Capitulo3.pdf, Abril 2006.
- [10] J. Izquierdo Franco, “Estudio de flujos de potencia y análisis de fallas en sistemas eléctricos de distribución radial.” Disponible en: [Link no proporcionado], 2022.
- [11] M. Alvarez, F. Vaca Urbano, and P. Iza Toapanta, “Optimización por enjambre de partículas cuánticas para la reducción de pérdidas eléctricas,” *Revista Tecnológica ESPOL*, vol. 31, pp. 86–96, Noviembre 2018.
- [12] H. Hernández Jiménez, “Conociendo más ley de joule,” *Eléctrica*, Agosto 2019. [En línea].
- [13] H. E. Espita Cuchango and J. I. Sofrony Esmeral, “Scielo,” Diciembre 2014. [En línea] [Último acceso: 30 Octubre 2023].
- [14] M. S. Alvarez-Alvarado, F. E. Alban-Chacón, E. A. Lamilla-Rubio, *et al.*, “Three novel quantum-inspired swarm optimization algorithms using different bounded potential fields,” *Sci Rep*, vol. 11, p. 11655, 2021.
- [15] C. S. Rivillas, “Dimensionamiento de un compensador estático de reactivos (svc) para una carga horno de arco utilizando pscad/emtdc,” proyecto de grado, Universidad de los Andes, Bogotá, Colombia, 2013.

ANEXOS

A Perfil de carga del sistema

Tabla 1: Valores absolutos

Local Time	kVARh del int	kWh del int	Vll avg	Freq
2023-sep-30 00:00:00,000	1151,713013	4720,070313	69131,29688	59,94311905
2023-sep-30 01:00:00,000	1100,487793	4467,490234	69211,19531	59,95652771
2023-sep-30 02:00:00,000	1088,528931	4347,770996	69367,08594	60,01619339
2023-sep-30 03:00:00,000	1055,369751	4150,557617	69566,47656	60,02877426
2023-sep-30 04:00:00,000	978,9567871	4002,824463	69416,3125	60,0170097
2023-sep-30 05:00:00,000	1037,815796	4011,222656	69645,30469	59,99986649
2023-sep-30 06:00:00,000	1013,593628	4003,064209	69372	60,0184288
2023-sep-30 07:00:00,000	932,1123047	3919,161621	69520,73438	60,00062561
2023-sep-30 08:00:00,000	1091,334961	4404,775879	69399,16406	59,97793198
2023-sep-30 09:00:00,000	1370,4646	5096,792969	69371,5625	60,02899933
2023-sep-30 10:00:00,000	1495,69397	5505,665039	69196,3125	60,01021957
2023-sep-30 11:00:00,000	1522,182373	5765,432617	69197,25781	59,99912262
2023-sep-30 12:00:00,000	1517,844482	5909,304688	68928,00781	60,0512085
2023-sep-30 13:00:00,000	1565,462891	6051,804199	68887,42969	60,03484344
2023-sep-30 14:00:00,000	1594,142822	6166,336914	69025,39844	59,99050522
2023-sep-30 15:00:00,000	1555,009766	6001,329102	69114,125	60,009552
2023-sep-30 16:00:00,000	1545,707886	5945,177734	69183,92188	59,97919464
2023-sep-30 17:00:00,000	1436,326782	5725,853516	68952,71094	59,95261002
2023-sep-30 18:00:00,000	1361,290039	5562,010742	68810,11719	60,01298141
2023-sep-30 19:00:00,000	1410,097046	5627,001465	68890,94531	60,01791382
2023-sep-30 20:00:00,000	1336,53772	5439,624512	69037,83594	60,00893402
2023-sep-30 21:00:00,000	1211,650269	5169,655762	68759,55469	59,9802475
2023-sep-30 22:00:00,000	1159,338989	5076,635254	68698,5	59,94302368
2023-sep-30 23:00:00,000	1106,779419	4898,210449	68607,25781	59,93495941
SUMA TOTAL	30638,44202	121967,7729	-	-
PROMEDIO TOTAL	1276,601751	5081,99054	-	-

Tabla 2: Valores porcentuales

Local Time	kVAh del int	% kVARh del int	% kWh del int
2023-sep-30 00:00:00,000	4858,58105	72,2465388	76,5457739
2023-sep-30 01:00:00,000	4601,05859	69,0331994	72,4496617
2023-sep-30 02:00:00,000	4481,98682	68,2830243	70,5081648
2023-sep-30 03:00:00,000	4282,6499	66,202961	67,309939
2023-sep-30 04:00:00,000	4120,80908	61,4096035	64,9141381
2023-sep-30 05:00:00,000	4143,31885	65,1018078	65,0503323
2023-sep-30 06:00:00,000	4129,46289	63,58236	64,9180261
2023-sep-30 07:00:00,000	4028,49365	58,4710662	63,5573709
2023-sep-30 08:00:00,000	4537,99512	68,4590456	71,4326178
2023-sep-30 09:00:00,000	5277,86621	85,9687464	82,6551166
2023-sep-30 10:00:00,000	5705,22998	93,8243393	89,2858291
2023-sep-30 11:00:00,000	1522,182373	5765,432617	69197,25781
2023-sep-30 12:00:00,000	5963,01367	95,4859472	93,4985016
2023-sep-30 13:00:00,000	6101,13721	95,2138329	95,8316869
2023-sep-30 14:00:00,000	6251,00977	98,2009183	98,1426134
2023-sep-30 15:00:00,000	6369,07617	100	100
2023-sep-30 16:00:00,000	6199,52393	97,5451976	97,3240545
2023-sep-30 17:00:00,000	6142,84375	96,961694	96,4134431
2023-sep-30 18:00:00,000	5903,26465	90,1002572	92,856644
2023-sep-30 19:00:00,000	5726,19043	85,3932295	90,1995921
2023-sep-30 20:00:00,000	5801,00342	88,4548753	91,253552
2023-sep-30 21:00:00,000	5601,42969	83,8405255	88,2148444
2023-sep-30 22:00:00,000	5309,75732	76,0063811	83,8367386
2023-sep-30 23:00:00,000	5021,70605	69,4278708	79,4346874
SUMA TOTAL	-	-	1977,96155

B Algoritmos

B.1 Firefly

Código 1: Algoritmo Firefly para Compensación Reactiva

```
% Algoritmo Principal
% Inicialización de parámetros y variables del problema
problem.nVar = 13;      % Número de variables desconocidas (de decisión)
problem.VarMin = 0;    % Límite inferior de las variables de decisión
problem.VarMax = 10;   % Límite superior de las variables de decisión
params.MaxIt = 3;      % Número máximo de iteraciones
params.nPop = 5;       % Tamaño de la población (tamaño del enjambre)
params.w = 1;
% Configuración de parámetros específicos del usuario
User.NumbVars = problem.nVar;
User.RangeVars = [problem.VarMin, problem.VarMax];
User.NumbPop = params.nPop;
User.MaxIter = params.MaxIt;
User.Beta0 = 1.0;
User.Gamma = 1.0;
User.Alpha = 0.2;
User.m = 2.0;
User.Damp = 0.99;
% Inicialización de la estructura de luciérnagas
SampleFireFly.Position = [];
SampleFireFly.Cost = [];
FireFly = repmat(SampleFireFly, User.NumbPop, 1);
BestFireFly.Cost = inf; % buscando el mínimo
% Primer bucle: configuración inicial de luciérnagas
for aux = 1:User.NumbPop
    FireFly(aux).Position = unifrnd(User.RangeVars(1), User.RangeVars(2), [1, User.NumbVars])/100;
    % run FlujoNRfirefly
    FireFly(aux).Cost = Perdidas;
    if FireFly(aux).Cost <= BestFireFly.Cost
        BestFireFly = FireFly(aux);
    end
end
end
```



```

% Segundo bucle: iteraciones del algoritmo
for Iter = 1:User.MaxIter
    NewFireFly = FireFly;
    for aux1 = 1:User.NumbPop
        for aux2 = 1:User.NumbPop
            if FireFly(aux2).Cost <= FireFly(aux1).Cost
                Distance = norm(FireFly(aux1).Position - FireFly(aux2).Position);
                Beta = User.Beta0 * exp(-User.Gamma * Distance^User.m);
                e = unifrnd(-0.05 * (User.RangeVars(2) - User.RangeVars(1)), 0.05 * (User.RangeVars(2) - User.RangeVars(1)));
                NewFireFly(aux1).Position = FireFly(aux1).Position + Beta * (FireFly(aux2).Position - FireFly(aux1).Position) * e;
                NewFireFly(aux1).Position = max(NewFireFly(aux1).Position, User.RangeVars(1));
                NewFireFly(aux1).Position = min(NewFireFly(aux1).Position, User.RangeVars(2));
                NewFireFly(aux1).Position = NewFireFly(aux1).Position/100;
                % run FlujoNRfirefly
                NewFireFly(aux1).Cost = Perdidass;
                if NewFireFly(aux1).Cost <= BestFireFly.Cost
                    BestFireFly = NewFireFly(aux1);
                end
            end
        end
    end
    FireFly = [NewFireFly; FireFly; BestFireFly];
    [~, SortOrder] = sort([FireFly.Cost]);
    FireFly = FireFly(SortOrder);
    FireFly = FireFly(1:User.NumbPop);
    User.Alpha = User.Alpha * User.Damp;
end

```

B.2 PSO

Código 2: Algoritmo PSO para Compensación Reactiva

```
% Cevallos Juan
% Jeniffer Ruiz

clc;
clear;
close all;

%% Definicion del Problema
problem.nVar = 14;      % Número de variables desconocidas (de decisión)
problem.VarMin = 0;    % Límite inferior de las variables de decisión
problem.VarMax = 10;   % Límite superior de las variables de decisión

%% Parametros del PSO
params.MaxIt = 3;      % Número máximo de iteraciones
params.nPop = 3;      % Tamaño de la población (tamaño del enjambre)
params.w = 1;
% Coeficientes de Inercia
params.wdamp = 0.99;   % Damping Ratio of Inertia Coefficient
params.c1 = 2;        % Personal Acceleration Coefficient
params.c2 = 2;        % Social Acceleration Coefficient
params.ShowIterInfo = true; % Flag for Showing Iteration Information

%% Parametros del PSO
MaxIt = params.MaxIt; % Maximum Number of Iterations
nPop = params.nPop;  % Population Size (Swarm Size)
w = params.w;        % Inertia Coefficient
wdamp = params.wdamp; % Damping Ratio of Inertia Coefficient
c1 = params.c1;      % Personal Acceleration Coefficient
c2 = params.c2;      % Social Acceleration Coefficient
ShowIterInfo = params.ShowIterInfo;
MaxVelocity = 0.2*(problem.VarMax-problem.VarMin);
MinVelocity = -MaxVelocity;

%% Parametro de Costo
K = 0.10;
```

```

L = 0.016;

%% Inicializacion
empty_particle.Position = [];
empty_particle.Velocity = [];
empty_particle.Cost = [];
empty_particle.Best.Position = [];
empty_particle.Best.Cost = [];

% Create Population Array
particle = repmat(empty_particle, nPop, 1);

% Inicializar mejor global
GlobalBest.Cost = inf;

% Inicializar miembros de la poblacion
for aux=1:nPop
    % Creacion de Particula
    ncapacitores = 5;
    vector = zeros(14,1);
    while nnz(vector) ~= ncapacitores
        a = randi([2,14],1);
        if vector(a) == 0
            vector(a) = randi([problem.VarMin,problem.VarMax],1);
        end
    end
    BMva = 100;
    loadposition = transpose(vector/BMva);
    particle(aux).Position = loadposition;
    run FlujoNR
    particle(aux).Velocity = zeros(VarSize);
    particle(aux).Cost = K*Perdidas*BMva-L*sum(vector);
    particle(aux).Best.Position = particle(aux).Position;
    particle(aux).Best.Cost = particle(aux).Cost;
    if particle(aux).Best.Cost < GlobalBest.Cost
        GlobalBest = particle(aux).Best;
    end
end
end

```

```

BestCosts = zeros(MaxIt, 1);

%% Bucle principal de PSO
for it=1:MaxIt
    for aux=1:nPop
        % Velocidad de actualizacion
        particle(aux).Velocity = w*particle(aux).Velocity ...
            + c1*rand(VarSize).*(particle(aux).Best.Position - particle(aux).Position) ...
            + c2*rand(VarSize).*(GlobalBest.Position - particle(aux).Position);
        % Aplicar limites de velocidad
        particle(aux).Velocity = max(particle(aux).Velocity, MinVelocity);
        particle(aux).Velocity = min(particle(aux).Velocity, MaxVelocity);
        % Actualizar posición
        particle(aux).Position = round(particle(aux).Position + particle(aux).Velocity);
        % Aplicar límites inferior y superior
        particle(aux).Position = max(particle(aux).Position, VarMin);
        particle(aux).Position = min(particle(aux).Position, VarMax);
        % Evaluacion
        run FlujoNR
        particle(aux).Cost = K*Perdidas*BMva-L*sum(vector);
        % Actualizar marca personal
        if particle(aux).Cost < particle(aux).Best.Cost
            particle(aux).Best.Position = particle(aux).Position;
            particle(aux).Best.Cost = particle(aux).Cost;
            % Actualizar Global Best
            if particle(aux).Best.Cost < GlobalBest.Cost
                GlobalBest = particle(aux).Best;
            end
        end
    end
    end
    % Almacene el mejor valor de costo
    BestCosts(it) = GlobalBest.Cost;
    % Coeficiente de inercia de amortiguacion
    w = w * wdamp;
end

out.pop = particle;
out.BestSol = GlobalBest;
out.BestCosts = BestCosts;

```

Código 3: Cálculo del método Newton-Rapson

```
% Compensación reactiva óptima para minimización de pérdidas eléctricas
% utilizando compensadores estáticos de voltio amperios reactivos.
% Cevallos Andrade Juan Jose
% Ruiz Guerron Jeniffer Nicole
% Flujo de Potencia IEEE 14 Barras

busdata = readmatrix('IEEE14.xlsx','Sheet','BusData'); %Datos de las barras
linedata = readmatrix('IEEE14.xlsx','Sheet','Linedata'); %Datos de las lineas
Shuntdata=[0 0 0 0 0 0 0 0 sqrt(-1)*0.190 0 0 0 0 0]'; %Datos del shuntdata

fb = linedata(:,2);      % Datos de la linea From
tb = linedata(:,3);      % Datos de la linea To
R = linedata(:,4);      % Resistencia de la linea
X = linedata(:,5);      % Reactancia de la linea
B = linedata(:,6);      % Susceptancia
T = linedata(:,7);      % T
z = R+sqrt(-1)*X;      % Impedancia de linea
y = 1./z;              % Admitancia de linea
b = sqrt(-1)*B;        % Susceptancia de la linea
nbus = max(max(fb),max(tb)); % Numero de bus
nbranch = length(fb);  % Numero de branch
Y = zeros(nbus,nbus);  % Matriz admitancia inicial

% Formación de la matriz admitancia
for k=1: nbranch
    Y(fb(k),tb(k))= Y(fb(k),tb(k))-y(k)/T(k);
    Y(tb(k),fb(k))= Y(fb(k),tb(k));
end
for m=1 : nbus
    for n = 1:nbranch
        if fb(n)== m
            Y(m,m)= Y(m,m)+(y(n)/(T(k)^2))+b(n);
        elseif tb(n)== m
            Y(m,m)= Y(m,m)+y(n)+b(n);
        end
    end
end
end
```

```

% Entrada de datos de derivación
for i = 1:14
    Y(i,i)= Y(i,i)+ Shuntdata(i);
end

busd = busdata;           % Llamando a busdata
BMva = 100;              % Base MVA
bus = busdata(:,1);      % Numero de Bus
type = busd(:,10);       % Tipo de barra, Bus 1-Slack, 2-PV, 3-PQ
V = busd(:,2);           % Voltaje específico
del = busd(:,3);         % Angulo del Voltaje
Pg = busd(:,4)/BMva;     % PGi
Qg = busd(:,5)/BMva;     % QGi
Pl = busd(:,6)/BMva;     % PLi
Qli = transpose(busd(:,7)/BMva); % QLi
Ql = Qli-particle(aux).Position;

% Más código...

% Cálculo de Pérdidas
Vs=V(fb);
Vr=V(tb);
dels=del(fb);
delr=del(tb);
G=real(y);
for i=1:20
    Pl(i)=G(i)*((Vs(i)^2)+(Vr(i)^2)-2*Vs(i)*Vr(i)*cos(dels(i)-delr(i)));
end
Perdidas = sum(Pl);

```

B.3 Costos

Código 4: Análisis de Costos de Compensación Reactiva

```
% Ganancia neta = ganancia por reduccion de perdidas - costo de adquisicion
% COSTO = K*Perdidas*BMva - COSTO DE ADQUISICION; %igual a las perdidas electricas

% Perdidas cuando no hay SVC
Perdidasoriginal = [];
for hora = 1:horas_d;
    run flujooriginal
    Perdidasoriginal(:,hora) = Perdidassin;
end

Perdidasoriginaltotal = sum(Perdidasoriginal);

%% REDUCCION CAPACITORES
% Perdidas capacitores
Perdidascapacitores = [];
for hora = 1:horas_d;
    run flujocapacitores
    Perdidascapacitores(:,hora) = Perdidascapacitores1;
end

Perdidascapacitorestotal = sum(Perdidascapacitores);
reduccioncapacitores = Perdidasoriginaltotal - Perdidascapacitorestotal;
mvar_precio = 11225.33;
costoadquisicion = GlobalBest.Position * mvar_precio;
costodeadquisicioncap = sum(costoadquisicion);
Costo_capacitores = K * Perdidascapacitorestotal * BMva - costodeadquisicioncap
Ganancianetacap = reduccioncapacitores - Costo_capacitores

%% REDUCCION SVC
svc_precio = 75000;
costodeadquisionsvc = sum(GlobalBestnew.Position * svc_precio);
Perdidassvctotales = sum(vector24h);
reduccionsvc = Perdidasoriginaltotal - Perdidassvctotales;
Costo_svc = K * Perdidassvctotales * BMva - costodeadquisionsvc
Ganancianetasvc = reduccionsvc - Costo_svc
```
