

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE SAN LUIS POTOSÍ

**CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y ESTUDIOS DE POSGRADO FACULTAD DE
INGENIERÍA**



**“Despacho dinámico de energía con fuentes renovables y
estaciones de carga de vehículos eléctricos usando
algoritmos de optimización”**

Tesis:

**PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRO, EN INGENIERÍA ELÉCTRICA
OPCIÓN: ELECTRÓNICA DE POTENCIA PARA FUENTES ALTERNAS DE
ENERGÍA**

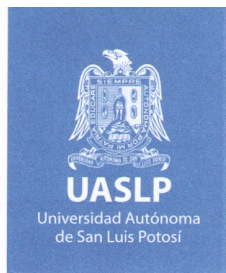
ELABORADO POR:

JEANPIERRE SANTIAGO ABREGÚ MEDINA

ASESOR:

DR. RAFAEL PEÑA GALLARDO

Agosto 2025



20 de marzo de 2025

DR. RAFAEL PEÑA GALLARDO
P R E S E N T E.

De conformidad con las facultades que el H. Consejo Técnico Consultivo otorgó a esta Secretaría, le comunico que ha sido propuesto como **Asesor del Trabajo de Tesis** que deberá desarrollar el **Ing. Jeanpierre Santiago Abregú Medina**, para obtener el grado de **Maestro en Ingeniería Eléctrica**. Se le indica que es obligatoria la participación del Asesor en los Exámenes Previo y Final de Grado.

El tema propuesto para dicho trabajo es el siguiente:

"Despacho dinámico de energía con fuentes renovables y estaciones de carga de vehículos eléctricos usando algoritmos de optimización"

Solicito a Usted tome nota que dicho Tema ha quedado registrado y que su vigencia es de un año a partir de la fecha; si transcurrido ese lapso su asesorado no concluye el trabajo, deberá hacer nuevo trámite de registro y/o solicitar **prórroga** para la terminación del mismo.

"MODOS ET CUNCTARUM RERUM MENSURAS AUDEBO"

A T E N T A M E N T E



DR. RICARDO ROMERO MÉNDEZ
SECRETARIO DEL CONSEJO

UNIVERSIDAD AUTONOMA
DE SAN LUIS POTOSI
FACULTAD DE INGENIERIA
SECRETARIA

www.uaslp.mx

Av. Manuel Nava 8
Zona Universitaria • CP 78290
San Luis Potosí, S.L.P.
tel. (444) 826 2330 al39
fax (444) 826 2336

Copia. Asesorado. Ing. Jeanpierre Santiago Abregú Medina
Coordinador Académico del Posgrado.
Consejero Maestro del Posgrado.
H. Consejo Técnico Consultivo.
*etn.

"1945-2025: 80 años formando profesionales de la Ingeniería en beneficio de la sociedad"

20 de marzo de 2025

**ING. JEANPIERRE SANTIAGO ABREGÚ MEDINA
P R E S E N T E.**

En atención a su solicitud de Temario, presentada por el **Dr. Rafael Peña Gallardo**, Asesor de la Tesis que desarrollará Usted con el objeto de obtener el Grado de **Maestro en Ingeniería Eléctrica**, me es grato comunicarle que en la sesión del H. Consejo Técnico Consultivo celebrada el día 20 de marzo del presente, fue aprobado el Temario propuesto:

TEMARIO:

"Despacho dinámico de energía con fuentes renovables y estaciones de carga de vehículos eléctricos usando algoritmos de optimización"

Introducción.

1. Estado del arte.
2. Marco teórico.
3. Representación matemática de los modelos de la red y algoritmos de análisis.
4. Simulación y resultados.

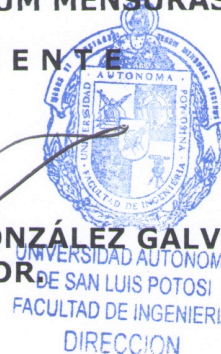
Conclusiones.

Referencias.

"MODOS ET CUNCTARUM RERUM MENSURAS AUDEBO"

A T E N T A M E N T E

DR. EMILIO JORGE GONZÁLEZ GALVÁN
DIRECTOR



www.uaslp.mx

Copia. Archivo.
*etn.

Av. Manuel Nava 8
Zona Universitaria • CP 78290
San Luis Potosí, S.L.P.
tel. (444) 826 2330 al39
fax (444) 826 2336

"1945-2025: 80 años formando profesionales de la Ingeniería en beneficio de la sociedad"



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE SAN LUIS POTOSÍ

FACULTAD DE INGENIERÍA

Centro de Investigación y Estudios de Posgrado

Aclaración:

El presente trabajo que lleva por título:

Despacho dinámico de energía con fuentes renovables y estaciones de carga de vehículos eléctricos usando algoritmos de optimización

Se realizó entre Septiembre de 2023 y Agosto de 2025 bajo la dirección científica del Dr. Rafael Peña Gallardo.

Originalidad

Por este medio aseguro que he realizado este documento de tesis para fines académicos sin ayuda indebida de terceros y sin utilizar otros medios más que los indicados.

Las referencias e información tomadas directa o indirectamente de otras fuentes se han definido en el texto como tales y se ha dado el debido crédito a las mismas.

El autor exime a la Universidad Autónoma de San Luis Potosí de las opiniones vertidas en este documento y asume la responsabilidad total del mismo.

Este documento no ha sido sometido como tesis a ninguna otra institución nacional o internacional en forma parcial o total.

Sí se autoriza a la Universidad Autónoma de San Luis Potosí para que divulgue este documento de tesis para fines académicos.

Agradecimientos

A mis padres, quienes han sido mi guía y ejemplo a lo largo de mi vida. Su amor incondicional, apoyo inquebrantable y paciencia infinita han sido el pilar fundamental para que hoy pueda construir mis sueños.

A ti, mi amor, por estar siempre a mi lado, por tu cuidado y complicidad en cada una de mis aventuras. Gracias por ser mi compañera en cada desafío, en cada alegría y en cada meta alcanzada. Que nuestro camino juntos sea siempre infinito.

A mi familia, por su compañía incondicional y por ser mi fortaleza en los momentos difíciles. Su apoyo ha sido mi inspiración y mi motor para seguir adelante, incluso cuando las fuerzas parecían flaquear.

A mi asesor, el Dr. Rafael Peña Gallardo, por su valiosa orientación, por su paciencia y por transmitirme su conocimiento con dedicación. Su mentoría ha sido fundamental en el desarrollo de este trabajo.

A mis profesores en la Universidad Autónoma de San Luis Potosí, por enseñarme que el aprendizaje no tiene límites y por fomentar en mí la pasión por el conocimiento.

A la Universidad Autónoma de San Luis Potosí y al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología, por brindarme los recursos y oportunidades para llevar a cabo esta investigación.

A todas las personas que, de una u otra manera, formaron parte de este proceso. Su apoyo, sus palabras y su compañía han sido invaluable en esta etapa de mi vida.

Con gratitud infinita.

ABSTRACT

Using renewable energy sources and electric vehicle charging stations in distributed generation networks significantly contributes to reducing environmental pollution and improving energy management. To maximize these benefits, it is crucial to implement algorithms capable of determining optimal locations, thereby enhancing energy resource utilization and ensuring efficient energy distribution.

This thesis addresses the problem of optimizing energy dispatch in urban electrical networks, focusing on integrating renewable energy sources and electric vehicle charging stations. The inherent variability of renewable sources, such as solar and wind power, compromises the stability and efficiency of electrical networks. In this context, an optimization algorithm is used to manage these fluctuations, improve system response to disturbances, and promote energy efficiency. The main objective is to analyze and optimize energy dispatch in a distributed electrical network with renewable generation and charging stations. Specific objectives include the optimal design of charging stations, the assessment of voltage profile indices across network buses when incorporating wind and photovoltaic systems, and comparing results with previous studies using the proposed algorithm.

The results confirm that the implementation of the optimization algorithm can significantly improve the efficiency of urban electrical networks. Furthermore, the study demonstrates that the integration of renewable energy and charging stations is feasible and can contribute to the sustainability of the electrical system. This thesis provides a solid foundation for the development of innovative technologies in a context of the global energy transition.

RESUMEN

El uso de fuentes de energías renovables y cargadores para vehículos eléctricos en redes de generación distribuida contribuye significativamente a reducir la contaminación ambiental y mejorar la gestión energética. Para maximizar estos beneficios, es crucial implementar algoritmos que permitan determinar ubicaciones óptimas, mejorando la utilización de los recursos energéticos y la distribución eficiente de la energía.

Esta tesis aborda la necesidad de optimizar el despacho de energía en redes eléctricas urbanas, enfocándose en la integración de fuentes de energía renovables y estaciones de carga para vehículos eléctricos. La variabilidad inherente de las fuentes renovables, como la solar y la eólica, representa un desafío para la estabilidad y eficiencia de las redes eléctricas. En este contexto, se propone el uso de un algoritmo de optimización para gestionar estas fluctuaciones, mejorar la respuesta del sistema ante perturbaciones y promover la eficiencia energética. El objetivo general es analizar y optimizar el despacho de energía en una red eléctrica distribuida con generación renovable y estaciones de carga. Entre los objetivos específicos se incluyen el diseño óptimo de estaciones de carga, la evaluación del índice de perfiles de voltaje en los buses de la red al incorporar sistemas eólicos y fotovoltaicos, y la comparación de resultados con la estructura base y la estructura con el algoritmo propuesto.

Los resultados confirman que la implementación del algoritmo de optimización puede mejorar significativamente la eficiencia de las redes eléctricas urbanas. Asimismo, se demuestra que la integración de energías renovables y estaciones de carga es viable y puede contribuir a la sostenibilidad del sistema eléctrico. Esta tesis ofrece una base sólida para el desarrollo de tecnologías innovadoras en el contexto de la transición energética global.

Índice

1. Introducción	13
1. Estado del arte	17
1.1. Conclusión del capítulo	23
2. Marco teórico	24
2.1. Generación Distribuida	24
2.2. Algoritmo de Optimización de Enjambre de Partículas	25
2.3. Energía renovables	27
2.3.1. Energía solar	27
2.3.2. Energía eólica	28
2.4. Despacho económico	30
2.5. Pérdidas de potencia	30
2.6. Índice de estabilidad de voltaje	32
2.7. Índice de desviación de voltaje promedio	32
2.8. Estación de carga para vehículos eléctricos	33
2.9. Flujos de potencia	34
2.9.1. Método Backward-Fordward Sweep	35
2.10. Conclusión del capítulo	36
3. Representación matemática de los modelos de la red y algoritmos de análisis	38
3.1. Modelo matemático de una turbina de viento	38
3.2. Modelo matemático de un panel fotovoltaico	39
3.3. Modelado del estado de carga (SOC) de una batería	39
3.3.1. Evolución del SOC en función del consumo energético	40
3.3.2. Evolución del SOC durante el proceso de carga	40
3.4. Modelo matemático de estación de cargas para VE modo V2G	40
3.4.1. Cálculo de energía cargada o entregada por hora	41
3.4.2. Actualización de la energía de la batería	41
3.4.3. Cálculo de potencia recibida (cargada) y entregada por hora	41
3.5. Cálculo de potencia aparente y potencia reactiva	42
3.6. Pérdidas de potencia	42
3.7. Índice de desviación de voltaje	42
3.8. Índice de estabilidad de voltaje	43
3.9. Función de costo de despacho económico	44
3.10. Costos totales del sistema	45
3.10.1. Sistema fotovoltaico y turbina eólica	45
3.11. Sistemas de banco de batería y estaciones de carga	45
3.12. Algoritmo PSO	46
3.12.1. Actualización de velocidad y posición	46
3.12.2. Dominancia de Pareto	47
3.12.3. Función objetivo compuesta	48
3.13. Pseudocódigo y diagrama de flujo	48
3.13.1. Conclusión del capítulo	51

4. Simulaciones y resultados	53
4.1. Caso de estudio 1	57
4.1.1. Configuración 1	57
4.1.2. Configuración 2:	63
4.2. Caso de estudio 2	69
4.2.1. Configuración 1: análisis de 6 meses	69
4.2.2. Configuración 1: análisis de 1 año	79
4.2.3. Configuración 2: análisis de 6 meses	88
4.2.4. Configuración 2: análisis de 1 año	98
4.2.5. Resumen del capítulo	108
5. Conclusiones	109
A. Anexos	114

Índice de figuras

1.	Diagrama de la GD (Fuente: propia).	25
2.	Diagrama del PSO (Fuente: propia).	26
3.	Diagrama de la energía solar y fotovoltaica (Fuente: SENER 2019).	27
4.	Proyección de energía solar en Mexico(Fuente: PRODESEN).	28
5.	Proyección de la energía eólica en Mexico (Fuente: PRODESEN).	29
6.	Comparación enfoques de despacho estático y dinámico (Fuente: Propia).	31
7.	Diagrama pérdidas de potencia en sistemas eléctricos (Fuente: Propia).	31
8.	Jerarquía de factores que influyen en la estabilidad de voltaje del sistema eléctrico (Fuente: propia).	32
9.	Diagrama estación de carga para VE (Fuente: Propia).	35
10.	Variables fundamentales en el análisis de flujos de potencia en sistemas eléctricos (Fuente: Propia).	36
11.	Equivalencia del circuito eléctrico de 2 nodos (Fuente: propia).	43
12.	Diagrama de flujo del algoritmo propuesto para despacho económico con VEs, generadores fotovoltaicos y optimización PSO de recursos distribuidos (Fuente: propia).	50
13.	Diagrama de flujo del algoritmo PSO(Fuente: propia).	51
14.	Perfil de carga variante en el tiempo con respecto a zonas predeterminadas en la tabla 6 (Fuente: propia).	56
15.	Gráfica de irradiancia y velocidad del viento con respecto al tiempo (Fuente: propia).	56
16.	33 buses del IEEE con configuración 1 (Fuente: propia).	57
17.	Búsqueda de la mejor solución de la configuración 1 (Fuente: propia).	58
18.	Diagrama del sistema de 33 buses del IEEE optimizado con configuración 1 (Fuente: propia).	59
19.	Perfil de voltaje con y sin algoritmo de optimización con configuración 1 (Fuente: propia).	60
20.	Pérdida de potencia reactiva con configuración 1 (Fuente: propia).	61
21.	Pérdida de potencia reactiva con configuración 1 (Fuente: propia).	62
22.	IEEE Bus 33 con caso base y configuración 2 (Fuente: propia).	63
23.	Búsqueda de la mejor solución con configuración 2 (Fuente: propia).	64
24.	Diagrama del sistema IEEE 33-bus optimizado con configuración 2 (Fuente: propia).	65
25.	Perfil de voltaje con y sin algoritmo de optimización con configuración 2 (Fuente: propia).	66
26.	Pérdida de potencia reactiva con configuración 2 (Fuente: propia).	67
27.	Pérdida de potencia reactiva con configuración 2 (Fuente: propia).	68
28.	Diagrama del sistema IEEE 33-bus caso base, con análisis de 6 meses (Fuente: propia).	69
29.	Búsqueda de la mejor solución con un período de análisis de 6 meses (Fuente: propia).	70
30.	Diagrama del sistema IEEE 33-bus con PSO en un período de análisis de 6 meses (Fuente: propia).	71
31.	Perfil de voltaje de los buses con análisis de 6 meses (Fuente propia).	72
32.	Perfil de voltaje con PSO con análisis de 6 meses (Fuente propia).	72

33.	Perfil de voltaje con estructura base 3D con escala de tiempo y análisis de 6 meses (Fuente propia).	74
34.	Perfil de voltaje 3D incorporando el PSO con análisis de 6 meses (Fuente propia).	74
35.	Potencia Reactiva kVAR con la configuración 1 y el análisis de 6 meses (Fuente propia).	76
36.	Potencia Activa kW con la configuración 1 y el análisis de 6 meses (Fuente propia).	76
37.	Resultados de costo inicial y final junto con el porcentaje de energía entregada por cada tecnología implementada con configuración 1 y el análisis de 6 meses (Fuente: propia).	77
38.	Diagrama del sistema 33 buses del IEEE caso base con el análisis de 1 año (Fuente: propia).	79
39.	Búsqueda de la mejor solución dentro de un análisis de 2 meses (Fuente: propia).	80
40.	Diagrama del sistema 33 buses del IEEE con PSO y análisis de 1 año (Fuente: propia).	81
41.	Perfil de voltaje con estructura base y análisis de 1 año (Fuente: propia).	82
42.	Perfil de voltaje con PSO y análisis de 1 año (Fuente: propia).	82
43.	Perfil de voltaje 3D con estructura base y análisis de 1 año (Fuente: propia).	84
44.	Perfil de voltaje 3D con PSO y análisis de 1 año (Fuente: propia).	85
45.	Potencia Reactiva kVAR con análisis de 1 año (Fuente: propia).	86
46.	Potencia Activa kW con análisis de 1 año (Fuente: propia).	86
47.	Resultados de costo inicial y final junto con el porcentaje de energía entregada por cada tecnología implementada y el análisis de 1 año (Fuente: propia).	87
48.	Diagrama del sistema 33 buses del IEEE caso base con 5 tecnologías de ER y análisis de 6 meses (Fuente: propia).	89
49.	Búsqueda de la mejor solución con el análisis de 1 día y la configuración 2 (Fuente: propia).	90
50.	Diagrama del sistema de 33 buses del IEEE con PSO y análisis de 6 meses y configuración 2 (Fuente: propia).	91
51.	Perfil de voltaje con la estructura base analizando en un periodo de 6 meses y con la configuración 2 (Fuente propia).	91
52.	Perfil de voltaje con PSO analizando en un periodo de 6 meses y con la configuración 2 (Fuente propia).	92
53.	Perfil de voltaje caso base 3D con análisis de 6 meses y configuración 2 (Fuente propia).	93
54.	Perfil de voltaje 3D implementando el PSO con análisis de 6 meses y configuración 2 (Fuente propia).	94
55.	Potencia Reactiva kVAR con la configuración 2 y el análisis de 6 meses (Fuente propia).	95
56.	Potencia Activa kW con la configuración 2 y el análisis de 6 meses (Fuente propia).	96
57.	Resultados de costo inicial y final junto con el porcentaje de energía entregada por cada tecnología implementada con análisis de 6 meses y la configuración 2 (Fuente: propia).	97

58.	Diagrama del sistema de 33 buses del IEEE caso base con análisis de 1 año y la configuración 2 (Fuente: propia).	98
59.	Búsqueda de la mejor solución realizando el análisis de 1 año y usando la configuración 2 (Fuente: propia).	99
60.	Diagrama del sistema de 33 buses del IEEE con PSO utilizando la configuración 2 y el análisis de 1 año (Fuente: propia).	100
61.	Perfil de voltaje con la estructura base analizado durante el tiempo de 1 año y utilizando la configuración 2 (Fuente: propia).	101
62.	Perfil de voltaje con PSO analizado durante el tiempo de 1 año y utilizando la configuración 2 (Fuente: propia).	101
63.	Perfil de voltaje 3D caso base con análisis de 1 año y utilizando la configuración 2 (Fuente: propia).	102
64.	Perfil de voltaje 3D implementando el PSO con análisis de 1 año y utilizando la configuración 2 (Fuente: propia).	103
65.	Potencia Reactiva KVAR(Fuente propia).	104
66.	Potencia Activa KW (Fuente propia).	105
67.	Resultados de costo inicial y final junto con el porcentaje de energía entregada por cada tecnología implementada (Fuente: propia).	107

Índice de tablas

1.	Tabla de datos de simulación (Fuente: propia).	54
2.	Tabla de especificaciones del Panel Solar Trina Solar Vertex S TSM-DE21.	54
3.	Especificaciones de la turbina eólica Vestas V39-500 kW.	55
4.	Características de las estaciones de carga.	55
5.	Costos por unidad de energía (USD/MWh).	55
6.	Tabla de potencia de consumo por zonas.	55
7.	Distribución de cargas por zonas	55
8.	Comparación de Casos de Estudio	108
9.	Datos IEEE 33 Bus	114

Lista de símbolos y abreviaturas.

Prefijo	Descripción
VE	Vehículo Eléctrico (Electric Vehicle).
PV	Panel Fotovoltaico (Photovoltaic Panel).
WT	Turbina Eólica (Wind Turbine).
SOC	Estado de Carga (State of Charge)
AVDI	Índice de Distorsión Armónica de Voltaje (Voltage Harmonic Distortion Index).
ER	Energía Renovable.
GD	Generación Distribuida (Distributed Generation).
PSO	Optimización de Enjambre de Partículas(Particle Swarm Optimization).
DSO	Sistema de Distribución.
IEEE	Institute of Electrical and Electronic Engineers.
TOU	Tiempo de Uso.
BESS	Sistemas de Almacenamiento de Energía en Baterías.
GWO	Optimizador de lobo gris.
EGWO	Optimizador de lobo gris mejorado.
GA	Algoritmos Genéticos.
FPO	Flujo Óptimo de potencia.
CIGR	Conseil International des Grands Réseaux Électriques.
IEA	International Energy Agency.
EPRI	Electric Power Research Institute.
DPCA	Distributed power Coalition of America.
DOE	Departamento de Energía de los Estados Unidos.
SENER	La Secretaría de Energía de México.

1. Introducción

Los vehículos eléctricos VE son una solución importante para reducir las emisiones de gases de efecto invernadero y la dependencia de los combustibles fósiles en el sector del transporte. La transición hacia una movilidad eléctrica eficiente requiere no sólo vehículos avanzados, sino también una infraestructura de carga moderna e inteligente. Estos sistemas de carga son fundamentales para garantizar trayectos cortos y largos, optimizar el tiempo de carga y maximizar la autonomía del vehículo. Además, la integración de fuentes de energía renovables (ER), como sistemas eólicos y fotovoltaicos, en la infraestructura de carga ayuda a reducir el impacto ambiental y la dependencia de fuentes de contaminación. En este contexto, la red de generación distribuida (GD) desempeña un papel transformador para garantizar una producción de energía descentralizada y sostenible.

Este modelo productivo está transformando el panorama eléctrico, fomentando la independencia energética y cambiando los modelos tradicionales de producción, distribución y consumo. La integración de estaciones de carga en sistemas de GD alimentados con ER y respaldados por bancos de baterías puede proporcionar una solución poderosa para satisfacer las necesidades energéticas de los VE y al mismo tiempo garantizar la estabilidad de la red. Pero el desafío reside en gestionar estos sistemas complejos de forma eficaz. Los algoritmos metaheurísticos, como la optimización de enjambre de partículas (PSO), han demostrado ser herramientas potentes para resolver problemas de optimización en este campo. PSO se inspira en el comportamiento colectivo de grupos en la naturaleza y permite encontrar soluciones óptimas en un espacio de búsqueda multidimensional. El algoritmo se utiliza para optimizar aspectos como la ubicación y el tamaño de las estaciones de carga, la gestión de la energía en sistemas híbridos que combinan generación eólica, solar y de baterías, y los programas de carga de VE para reducir costos y aumentar la eficiencia de las ERs.

Además, los paneles solares y las turbinas eólicas con siglas en inglés Wind Turbine (WT) son tecnologías clave en la transición hacia un modelo energético sostenible. Estas fuentes de ERs están integradas con paquetes de baterías para almacenar el exceso de energía para su uso posterior, lo que aumenta la eficiencia del sistema. Por otro lado, la introducción de estaciones de carga inteligentes equipadas con comunicación bidireccional facilita la interacción con la red y ayuda a equilibrar la producción eléctrica con la demanda.

Justificación

La transformación del panorama energético actual demanda soluciones algorítmicas innovadoras para gestionar redes de distribución eléctrica cada vez más complejas. El desafío principal radica en la integración eficiente de tecnologías emergentes y fuentes de ER que crean nuevos desafíos en los sistemas tradicionales de suministro. Las ERs, como la solar y eólica, introducen una volatilidad significativa en la generación eléctrica. Su naturaleza intermitente genera oscilaciones que comprometen la estabilidad de la red, exigiendo mecanismos adaptativos de control y distribución. Esta aleatoriedad requiere algoritmos capaces de predecir y mitigar fluctuaciones en tiempo real. El incremento exponencial de VE representa otro punto crítico. Las infraestructuras de recarga concentran demandas energéticas intensas en períodos específicos, saturando los sistemas de distribución convencionales. La gestión inteligente de estas cargas dinámicas se convierte en un requisito fundamental para mantener la eficiencia de la red. La distribución heterogénea de fuentes renovables agrava aún más el panorama. Los centros de generación frecuentemente no coinciden con las zonas de mayor consumo, generando ineficiencias en la transmisión y pérdidas energéticas sustanciales. Un algoritmo de optimización podría reconfigurar estos flujos, maximizando el aprovechamiento de recursos renovables.

Hipótesis general

Si se aplica un algoritmo de optimización para el despacho de energía en una red distribuida y estación de carga para VE mejoraran la capacidad de adaptación del sistema eléctrico frente a perturbaciones climáticas.

Hipótesis secundarias

- El método de optimización para redes de distribución distribuye la demanda de energía obteniendo mejores resultados en la eficiencia.
- Con los datos meteorológicos adquiridos se busca analizar y elaborar un modelo dinámico variable conectado a la red de distribución tomando en cuenta las soluciones no lineales.
- Con el sistema vehículo conectado a la red con siglas en ingles Vehicle to Grid (V2G) de la estación de carga, se espera un mayor aporte al sistema de la red para la compensación y la estabilidad de este.

Objetivo general

Analizar la optimización del despacho de la energía en la red eléctrica distribuida urbana contemplando ERs y estaciones de carga para VE. Dentro los objetivos particulares se encuentra:

Objetivos particulares

1. Desarrollar un modelo de estaciones de cargas para VE implementado en una red distribuida urbana.
2. Determinar las mejores ubicaciones para la integración de tecnologías renovables, como sistemas eólicos y fotovoltaicos, dentro de la red de distribución urbana.
3. Analizar los resultados de las estructuras base sin PSO y con PSO más despacho económico, evaluando índices de perfiles de voltajes, pérdidas de potencia y costos. Este análisis identificará mejoras en optimización y asignación energética, considerando el consumo computacional y su aplicabilidad en diferentes escenarios y escalas del sistema energético.
4. Desarrollar un algoritmo de optimización basado en PSO con múltiples funciones objetivo para maximizar la eficiencia energética, minimizar pérdidas de potencia, y optimizar costos operativos.

Organización del trabajo de tesis

El presente trabajo de tesis está organizado de la siguiente manera.

En el Capítulo 1 se examina la generación de energía en México y en otros países, lo que permite identificar las tecnologías de generación disponibles y más importantes. Además, se presentan las tecnologías escogidas para el desarrollo de esta tesis, acompañadas de una descripción de su funcionamiento.

El Capítulo 2 tiene como objetivo desarrollar los conceptos teóricos fundamentales que sustentan esta tesis. Se abordarán los principios y metodologías clave que permiten entender y resolver el problema del despacho dinámico de energía con fuentes renovables y estaciones de carga de VE mediante el uso de algoritmos de optimización.

En el Capítulo 3 se desarrollan los modelos matemáticos de los sistemas fotovoltaicos y eólicos, también se formulan las ecuaciones matemáticas para el desarrollo del algoritmo de optimización y despacho económico.

En el Capítulo 4 se muestran las simulaciones realizadas en el software y se presentan los resultados obtenidos a partir del desarrollo del modelo matemático.

El Capítulo 5 se comparan los objetivos alcanzados con la hipótesis planteada en el primer capítulo.

Finalmente, se muestran las conclusiones del trabajo de investigación, de donde se detallan las soluciones, aportaciones y áreas de oportunidad en los diferentes temas abordados por este trabajo.

1. Estado del arte

El presente Capítulo se enfocará en analizar los avances científicos y tecnológicos relacionados con la optimización de redes de distribución eléctrica con integración de ERs y cargas dinámicas. Se abordarán específicamente las estrategias para la gestión de GD, métodos de optimización para la integración de sistemas fotovoltaicos, modelado de incertidumbres en redes eléctricas, técnicas de control y soluciones para la incorporación eficiente de cargadores de VE. El análisis comprenderá los enfoques metodológicos más relevantes, destacando algoritmos de optimización como programación estocástica, enjambre de partículas, algoritmos genéticos y métodos de Monte Carlo, con el objetivo de identificar las tendencias actuales en la gestión inteligente y sostenible de sistemas eléctricos.

En [1] el autor propone un enfoque general sustentable para integrar las ERs en sistemas energéticos inteligentes. La implementación del sistema de control de frecuencia eléctrica se ubica en la gestión de la GD en condiciones de disponibilidad de ER y baja demanda. Se pone énfasis en la capacidad de gestionar todos los elementos de la red, ya sea individualmente o en una microcomputadora, para garantizar un rendimiento óptimo. El objetivo general es la exitosa integración de ERs en redes eléctricas inteligentes para garantizar estabilidad y eficiencia, promoviendo un sistema eléctrico sostenible. Se propone un sistema de control de frecuencia-potencia, participación activa de la red, coordinación entre agentes y uso de potencia reactiva. Los resultados resaltan la creciente relevancia de la GD en sustitución de las grandes centrales eléctricas centralizadas, evidenciando la transición hacia un modelo energético más descentralizado y sostenible. Se destaca la necesidad de implementar sistemas de control de frecuencia-potencia para gestionar eficazmente la GD, garantizando la estabilidad y fiabilidad del sistema eléctrico. Asimismo, se subraya la importancia de la coordinación entre los diversos agentes involucrados en la operación de la red eléctrica para asegurar un funcionamiento eficiente y optimizado, promoviendo la integración exitosa de las ERs en las redes eléctricas inteligentes.

En [2] los autores se enfocan en mejorar la eficiencia del sistema eléctrico al optimizar la generación de energía solar fotovoltaica en una red de distribución local real a través de la ubicación estratégica de la GD. Se creó un modelo de simulación que consideró diversos factores como perfiles de carga, información geoespacial, niveles de insolación solar y configuraciones de los alimentadores. Se planteó un desafío de optimización para determinar de manera óptima, dónde y cuánto instalar sistemas fotovoltaicos distribuidos, teniendo en cuenta objetivos como mejorar el perfil de voltaje y reducir las pérdidas de energía, así como restricciones relacionadas con la capacidad de los paneles solares y los límites de voltaje y flujo de potencia en dirección contraria. Se empleó un enfoque que combinó índices de pérdida de potencia activa y reactiva para asignar ponderaciones adecuadas. Los resultados incluyeron la identificación de áreas con alta exposición solar, la evaluación de diferentes niveles de integración de energía solar y el análisis de su impacto en las pérdidas de energía y el perfil de voltaje. Se concluyó que la ubicación estratégica de sistemas fotovoltaicos distribuidos puede reducir las pérdidas de energía y mejorar la capacidad de carga en la red de distribución local, resaltando la importancia de una integración efectiva de fuentes de ER.

El estudio [3] se centra en el diseño de un esquema de microrred que busca minimizar el costo de suministro considerando incertidumbres en la demanda y generación solar. Se emplea un enfoque estocástico con límites para la demanda y radiación solar, utilizando el método de Monte Carlo con 6222 muestras. Los resultados revelan un aumento significativo del costo de suministro debido a la incertidumbre, destacando un incremento de hasta un 49 %. Se compara el rendimiento de dos métodos de optimización, mostrando que el enfoque estocástico es crucial para abordar condiciones adversas en el diseño de microrredes. Se concluye que la incertidumbre puede impactar notablemente en los costos de suministro, subrayando la importancia de soluciones estocásticas en la planificación de sistemas de energía. En resumen, el estudio propone un enfoque estocástico para el diseño de microrredes que incorpore incertidumbres, resaltando la necesidad de estrategias de optimización eficientes para mitigar los riesgos asociados con la variabilidad en la generación y demanda de energía en entornos de red activa.

El autor [4] investigó la configuración óptima de estaciones de carga ultrarrápida integradas con sistemas de almacenamiento de energía y PV en redes de distribución. Se utilizó un modelo de programación mixta para determinar la capacidad de energía y potencia del sistema de almacenamiento, el número de paneles solares y los costos asociados. Se simuló un sistema de 33 buses con nodos residenciales, comerciales y estaciones de carga, considerando 220 VE. Los resultados mostraron que la integración de sistemas de almacenamiento de energía y paneles solares redujo significativamente los costos anuales totales de las estaciones de carga. Se observó una disminución del 26.55 % y 27.01 % en los costos anuales totales para dos estaciones específicas. Se destacó que la recarga de los sistemas de almacenamiento durante períodos de bajo costo de electricidad y su uso durante picos de demanda contribuyeron a la reducción de costos. Se concluyó que la configuración óptima propuesta mejoró la economía y sostenibilidad de las estaciones de carga ultrarrápida, demostrando la viabilidad de esta estrategia para mejorar la eficiencia energética y la estabilidad de la red eléctrica.

En [5] se trata la optimización y dimensionamiento de un sistema fotovoltaico autónomo, se emplearon métodos de análisis de componentes solares básicos para determinar la irradiancia en una superficie inclinada en comparación con una horizontal, con el fin de establecer el ángulo de inclinación óptimo que maximiza la recolección de energía solar. Se derivaron siete valores óptimos de ángulo de inclinación aplicables a la red fotovoltaica, los cuales debían ajustarse siete veces al año dependiendo del período. La estrategia de optimización para la demanda de carga, basada en la potencia aparente total de los electrodomésticos del hogar, resultó en un aumento del 18 % en comparación con el diseño simple de componentes fotovoltaicos utilizando la potencia activa. Los resultados mostraron que la capacidad mínima de la batería para el funcionamiento normal del sistema era del 22.2 % y que, con fluctuaciones aleatorias de carga, el sistema experimentaba fallas de energía en ciertos períodos del año. A pesar de un posible aumento en el costo, se destacó que considerar estas fluctuaciones mejoraba la estabilidad y flexibilidad del sistema fotovoltaico autónomo.

En [6] el autor analiza críticamente el marco legal de la GD en Perú y propone mejoras para el proyecto de reglamento aprobado en 2018. Se sugiere establecer lineamientos claros en los Procedimientos para la aplicación del Reglamento, consi-

derando la Política Energética Nacional y la realidad de la GD. Se destaca la importancia de incluir información relevante en los procedimientos pendientes de elaboración y aprobación, como los términos de conexión y los criterios para la Microgeneración Distribuida. Se recomienda permitir la participación de los administrados (usuarios del servicio público de electricidad, que pueden incluir tanto a empresas generadoras y distribuidoras de energía como a grandes industrias que utilizan energía de manera intensiva) en la formulación de comentarios para una regulación más transparente. Las propuestas buscan mejorar la claridad y eficacia de la normativa, fomentando el desarrollo sostenible del sector eléctrico peruano. En conclusión, se enfatiza la necesidad de una regulación precisa y participativa para impulsar la GD y contribuir al crecimiento y la sostenibilidad energética de ese país.

En [7] se propone un modelo de optimización para la asignación coordinada de recursos de GD y estaciones de carga de VE en sistemas de distribución con interacción vehículo-red. El objetivo principal es minimizar el costo social anual relacionado con los recursos de GD y las estaciones de carga de VE. Se consideran diversos costos, como inversión, operación y mantenimiento, combustible, emisiones de carbono, compra de electricidad de la red, pérdidas en la red y de carga o descarga, y degradación de la batería de los VE. El estudio se basa en un sistema geográfico-eléctrico urbano en China y utiliza un enfoque de programación cónica de segundo orden mixto entero para la optimización. Los resultados numéricos muestran que la función de vehículo a red de los VE tiene efectos positivos significativos, mejorando la capacidad permitida de integración de energía solar fotovoltaica y reduciendo la dependencia de las empresas de distribución eléctrica en métodos costosos de generación de energía. En conclusión, se destaca que la asignación bajo un entorno bidireccional de vehículo a red es más económica y eficiente, aunque se plantean desafíos relacionados con los costos de inversión y mantenimiento de infraestructuras bidireccionales y la robustez de los sistemas de distribución futuros.

En [8] el autor presenta un nuevo cargador bidireccional para la integración vehículo-red eléctrica, destacando un sistema de convertidor de potencia innovador que permite un flujo bidireccional entre la red y la batería de un vehículo eléctrico. Se enfoca en abordar las principales restricciones de la red eléctrica, como la calidad de la energía, el rechazo armónico y el control de potencia activa y reactiva. El estudio describe los métodos y estrategias implementadas, incluyendo un puente activo dual que facilita el flujo bidireccional de energía. Los objetivos principales son lograr una integración eficiente y confiable con la red eléctrica, optimizando el proceso de carga de los VE. Los resultados experimentales del prototipo de hardware validan el funcionamiento preliminar y las afirmaciones de la interfaz de potencia V2G, demostrando la capacidad de utilizar y devolver energía a la red de manera bidireccional. Las conclusiones resaltan el buen comportamiento de la estructura de control y la capacidad de seguimiento preciso de diferentes referencias de potencia, así como la reducción efectiva de la distorsión armónica.

En [9] se desarrolló un método para la optimización de la carga de VE desde la perspectiva del cliente, se presentan métodos óptimos para programar la carga estática y algoritmos heurísticos para la carga dinámica. El objetivo principal es maximizar los ingresos y satisfacer las demandas y costos de los clientes. Se realizaron extensas simulaciones con datos reales de precios de electricidad y carga para demostrar

los posibles beneficios económicos y ahorros que pueden lograrse mediante una programación de carga óptima. Los resultados muestran que la implementación de estrategias de carga regulada puede ser altamente beneficiosa tanto para los clientes como para los proveedores de energía. Se destaca la importancia de considerar tanto escenarios estáticos como dinámicos para abordar eficazmente los desafíos asociados con la carga de VE. En conclusión, este enfoque integral y centrado en el cliente ofrece una visión valiosa para mejorar la eficiencia y la rentabilidad en el sector de la movilidad eléctrica.

En [10] se presentó un enfoque innovador para la optimización de la programación de VE mediante un marco multiobjetivo. El objetivo es satisfacer las necesidades de múltiples partes interesadas, como propietarios de VE y operadores del Sistema de Distribución (DSO), minimizando el costo neto de carga de los VE y la pérdida de energía en el sistema. Se utiliza la Optimización por Enjambre de Partículas (por sus siglas en inglés PSO) para encontrar la programación óptima de carga y descarga de VE. La metodología se prueba en un alimentador de prueba 33 buses del IEEE (Institute of Electrical and Electronic Engineers), considerando cargas residenciales y comerciales con diferentes tarifas de Tiempo de Uso (TOU). Los resultados muestran una reducción significativa en el costo de carga y la pérdida de energía, destacando la importancia de una programación eficiente de los VEs. En conclusión, el marco multiobjetivo propuesto se revela como una herramienta efectiva para mejorar el rendimiento del sistema de distribución, sugiriendo investigaciones futuras con un mayor número de VE para una mayor reducción de la pérdida de energía.

En [11] se propuso un modelo óptimo de Sistemas de Almacenamiento de Energía en Baterías (BESS) para mejorar el rendimiento y la confiabilidad en redes de distribución desbalanceadas, se compararon los métodos Optimizador de lobo gris (GWO), PSO y Optimizador de lobo gris mejorado (EGWO). El objetivo principal fue evaluar el impacto de la integración del BESS en la confiabilidad del sistema frente a la GD renovable. Los resultados mostraron que la asignación uniforme del BESS logró una convergencia más rápida que la asignación no uniforme en ambos sistemas equilibrados y desequilibrados. Además, se observó que EGWO requirió menos iteraciones y tiempo de computación para converger en comparación con GWO y PSO. La integración del BESS resultó en una mejora significativa en la confiabilidad del sistema, con mejoras notables en los parámetros de confiabilidad en comparación con los casos base. En conclusión, la asignación óptima del BESS puede desempeñar un papel crucial en la mejora de la confiabilidad del sistema en redes de distribución desequilibradas con alta penetración de generación renovable.

En [12] se investigó la reducción de pérdidas de energía en una red distribuida con alta penetración de PV mediante la colocación óptima del BESS. Se empleó un enfoque basado en algoritmos genéticos (GA) para determinar la ubicación óptima de los BESS, minimizando las pérdidas de energía promedio. Se realizaron simulaciones en un sistema de 33 buses del IEEE para validar la metodología propuesta. Se compararon cuatro casos: uno de referencia sin PV ni BESS y tres casos con diferentes configuraciones de PV y BESS. Los resultados mostraron que la configuración con BESS distribuidos y PV logró la mayor reducción de pérdidas de energía. Se concluyó que la alta penetración de PV puede aumentar las pérdidas del sistema, pero la colocación estratégica de BESS puede mitigar este efecto de manera significativa. Este

estudio destaca la importancia de la optimización de la ubicación y capacidad de los BESS para mejorar la eficiencia y confiabilidad de las redes eléctricas con ER.

En [13] se modeló una red inteligente y la energía solar fotovoltaica para la GD, se aborda la importancia de la implementación de redes inteligentes en la generación de energía solar a nivel mundial. Se destaca que los PV son una tecnología promisoría para la generación de energía eléctrica a partir de la energía solar. Se menciona que las políticas estatales y la reducción de costos tecnológicos son determinantes en la transición hacia redes inteligentes. Se analizan métodos y estrategias para aprovechar la energía solar de manera eficiente, en especial en áreas remotas y rurales. Los resultados muestran que la energía solar, potenciada por redes inteligentes, se considera una alternativa eficiente y económica para la generación de energía a nivel mundial. Las conclusiones resaltan la necesidad de un marco regulatorio para la GD con ER y la importancia de una infraestructura de red actualizada y adaptable para integrar las ERs y reducir las emisiones de gases de efecto invernadero.

En [14] el autor propone como objetivo principal analizar la viabilidad de implementar sistemas fotovoltaicos con GD en Chile. A lo largo del documento, se abordan diversos métodos y estrategias para comprender el funcionamiento de las celdas fotovoltaicas, incluyendo mejoras técnicas y la utilización de diferentes compuestos para lograr mayor eficiencia y economía. Se realiza un análisis técnico detallado de las partes de un sistema fotovoltaico, como sistemas de almacenamiento, conversión y regulación de voltaje. Además, se discute la instalación, mantenimiento y vida útil de estos sistemas, junto con los costos asociados. Los resultados destacan la importancia de contar con fuentes alternativas de energía, tanto desde un punto de vista ambiental como de diversificación de la matriz energética. Finalmente, las conclusiones resaltan las ventajas geográficas de Chile para la implementación exitosa de sistemas fotovoltaicos, subrayando la relevancia de seguir avanzando en esta dirección para un futuro energético sostenible.

En [15] se desarrolló un enfoque basado en GA para abordar tanto problemas deterministas como probabilísticos. El objetivo principal es desarrollar un enfoque generalizado para el análisis del Flujo Óptimo de potencia (FPO) en GD, incluidas fuentes renovables como aerogeneradores y PV. El estudio aborda la naturaleza estocástica de la energía producida por fuentes renovables al modelar variables aleatorias como la velocidad del viento y la radiación solar. Se utilizan GA para optimizar funciones objetivo como la minimización del costo de combustible, las pérdidas de potencia y las desviaciones de voltaje. Los resultados muestran la eficacia del enfoque propuesto al resolver problemas de FPO en redes de distribución con GD, demostrando su viabilidad tanto en escenarios deterministas como probabilísticos. En conclusión, el estudio destaca la utilidad de los GA como una herramienta eficiente para abordar problemas complejos de optimización en sistemas de energía eléctrica con GD.

El estudio de [16] se centra en el desarrollo del Algoritmo Optimizador de Guepardo Mejorado (ECOA) para abordar el despacho económico dinámico (DED) con integración de fuentes de energía no convencionales. Se emplea un enfoque multi-objetivo que incluye gestión de demanda (DSM) y optimización en tiempo real, utilizando técnicas de simulación avanzadas con validación en sistemas de potencia de 10 y 40 unidades generadoras. Los resultados revelan una mejora significativa en la eficiencia del despacho, destacando una reducción de costos de hasta un 15% comparado

con métodos convencionales. Se compara el rendimiento con algoritmos como PSO y GA, mostrando que el enfoque bioinspirado es superior para manejar la complejidad no lineal del problema. Se concluye que los algoritmos evolutivos pueden optimizar notablemente el despacho económico, subrayando la importancia de técnicas meta-heurísticas en la integración de energías renovables. En resumen, el estudio propone un enfoque innovador para el DED que incorpora energías renovables, resaltando la necesidad de algoritmos avanzados para mitigar los desafíos asociados con la variabilidad e intermitencia de las fuentes renovables.

El estudio de Sabzevari [17] se enfoca en el diseño de un enfoque estocástico para optimizar el despacho económico en sistemas de potencia que integran granjas solares y cargas flexibles. Se emplea una formulación multi-objetivo considerando incertidumbres en la generación solar y demanda variable, utilizando técnicas de optimización robusta con escenarios probabilísticos. Los resultados demuestran un incremento en la confiabilidad del sistema del 23 %, destacando la importancia de considerar la flexibilidad generacional. Se compara el rendimiento entre enfoques determinísticos y estocásticos, mostrando que la optimización bajo incertidumbre es fundamental para garantizar la operación segura del sistema. Se concluye que la integración de granjas solares requiere metodologías estocásticas avanzadas, enfatizando la necesidad de modelos que capturen adecuadamente la variabilidad solar. En resumen, el estudio propone un marco estocástico para el despacho económico con energía solar, resaltando la importancia de considerar la flexibilidad y confiabilidad en la planificación operativa de sistemas de potencia modernos.

El autor [18] se centra en el desarrollo de una estrategia de optimización multi-objetivo para microrredes que integran fuentes renovables híbridas incluyendo paneles solares, turbinas eólicas, celdas de combustible y sistemas de almacenamiento. Se emplea un enfoque de gestión energética que opera tanto en modo conectado a red como aislado, utilizando algoritmos de optimización evolutiva con funciones objetivo que balancean costos operativos y impacto ambiental. Los resultados revelan una reducción del 18 % en costos operativos y una mejora del 25 % en la utilización de energías renovables. Se compara el rendimiento entre diferentes configuraciones de microrred, mostrando que la integración híbrida optimiza significativamente la eficiencia energética. Se concluye que las estrategias multi-objetivo son cruciales para el manejo eficiente de microrredes, subrayando la importancia de considerar múltiples fuentes renovables simultáneamente. En resumen, el estudio propone un marco integral para la gestión energética de microrredes híbridas, resaltando la necesidad de enfoques holísticos que optimicen tanto aspectos económicos como ambientales.

En el artículo [19] se enfoca en el desarrollo de un modelo de despacho económico-ambiental que integra fuentes de energía eólica mediante técnicas de optimización multi-objetivo. Se emplea el algoritmo de optimización por enjambre de partículas multi-objetivo (MOPSO) y optimización multi-objetivo por colonia de hormigas león (MOALO), utilizando la técnica fuzzy min-max para identificar soluciones óptimas de Pareto. Los resultados demuestran que MOPSO supera a MOALO con una reducción del 12 % en costos de generación y 20 % en emisiones contaminantes. Se compara el rendimiento de ambos algoritmos en sistemas de prueba IEEE, mostrando que la integración eólica mejora significativamente tanto objetivos económicos como ambientales. Se concluye que los enfoques multi-objetivo son esenciales para balancear

competitividad económica y sostenibilidad ambiental, enfatizando la importancia de algoritmos evolutivos avanzados. En resumen, el estudio propone un marco robusto para el despacho económico-ambiental con energía eólica, resaltando la necesidad de optimización simultánea de múltiples criterios en sistemas de potencia modernos.

En [20] se centra en el diseño del despacho económico óptimo para microrredes insulares que integran recursos renovables marinos incluyendo energía undimotriz, eólica marina y solar. Se emplea un enfoque de optimización que considera el dimensionamiento óptimo de sistemas de almacenamiento, utilizando modelado específico para tres sitios con diferentes condiciones climáticas y validación mediante simulación de Monte Carlo. Los resultados revelan una reducción significativa en el costo de energía nivelado (LCOE) de hasta un 35 % comparado con sistemas convencionales, destacando la importancia de la diversificación de fuentes renovables marinas. Se compara el rendimiento entre diferentes configuraciones de recursos, mostrando que la combinación trimodal optimiza la disponibilidad energética. Se concluye que los recursos renovables marinos ofrecen potencial excepcional para comunidades insulares, subrayando la necesidad de estrategias de almacenamiento adecuadas para gestionar la variabilidad temporal. En resumen, el estudio propone un marco integral para microrredes insulares con recursos marinos, resaltando la importancia de enfoques holísticos que aprovechen la complementariedad de múltiples fuentes renovables oceánicas.

1.1. Conclusión del capítulo

La evolución de los sistemas eléctricos se caracteriza por una complejidad creciente, donde los algoritmos de optimización se tornan fundamentales para gestionar redes energéticas dinámicas. Las tecnologías emergentes, especialmente los VE y las fuentes renovables, están reconfigurando el paradigma tradicional de distribución energética. Los hallazgos revelan tres dimensiones críticas: la integración de energías intermitentes, la necesidad de infraestructuras adaptativas y el desarrollo de soluciones algorítmicas multivariables. Los métodos estocásticos y multiobjetivo se presentan como herramientas estratégicas para predecir y mitigar la variabilidad del sistema. El futuro de la distribución eléctrica se perfila como un ecosistema tecnológico interdependiente, donde los algoritmos metaheurísticos, la sostenibilidad y la eficiencia económica convergen para transformar radicalmente los sistemas energéticos.

2. Marco teórico

En este Capítulo se presentan los fundamentos teóricos y conceptuales derivados de investigaciones previas, enfoques metodológicos y experiencias en la investigación, con el propósito de establecer una base sólida de conocimientos. Este enfoque busca facilitar una comprensión más profunda del tema central de esta investigación, así como asegurar una adecuada integración de los objetivos planteados en el marco de la teoría.

2.1. Generación Distribuida

La GD ha sido caracterizada por diversos organismos internacionales, incluyendo el IEEE, CIGR (por sus siglas en inglés Conseil International des Grands Réseaux Électriques), IEA (por sus siglas en inglés International Energy Agency), EPRI (por sus siglas en inglés Electric Power Research Institute), DPCA (por sus siglas en inglés Distributed power Coalition of America), y el Departamento de Energía de los Estados Unidos (DOE). Cada entidad proporciona una descripción que subraya características específicas de esta forma de generación eléctrica. El IEEE la describe como instalaciones de generación eléctrica conectadas al sistema a través de un punto común, constituyendo un subconjunto de fuentes distribuidas, CIGRE añade que estas instalaciones generalmente no son planificadas ni despachadas de manera centralizada y tienen una capacidad menor a 50 o 100 MW. De manera similar, el DOE y EPRI indican que la GD puede variar en capacidad desde unos pocos kW hasta 50 MW, con el EPRI especificando que incluye pequeñas instalaciones de generación [6].

El creciente interés en la GD se debe a sus numerosos beneficios, lo que la convierte en una opción atractiva para la provisión del servicio de generación eléctrica en muchos países. Esta forma de generación mejora la confiabilidad y seguridad del suministro eléctrico a corto, mediano y largo plazo. Dependiendo del país, la GD puede abarcar una amplia gama de instalaciones desde pequeñas a grandes escalas. Sin embargo, en algunos lugares, está más estrechamente asociada con tecnologías de pequeña escala y se limita a redes de bajo voltaje [6].

La definición y el alcance de la GD pueden variar según la región, pero generalmente se reconoce por su capacidad de integrar fuentes de generación más pequeñas y descentralizadas en el sistema eléctrico. Esta diversificación no solo optimiza el uso de recursos locales, sino que también facilita una mayor resiliencia del sistema eléctrico ante fluctuaciones de demanda y posibles interrupciones (figura 1). La GD representa un componente vital en la evolución hacia sistemas energéticos más sostenibles y robustos [6].

El costo de las tecnologías actuales de GD, como las unidades fotovoltaicas, ha disminuido notablemente mientras su eficiencia ha aumentado. En comparación, las grandes centrales eléctricas suelen ser construidas de manera específica para cada ubicación. En el contexto de la GD con sistemas aislados, que no están conectados a la red eléctrica, las aplicaciones económicamente viables se encuentran en cargas pequeñas que implican la extensión de líneas eléctricas de entre 1 y 2 km o más. Los principales beneficios de la GD son [21]:

- Beneficios económicos.

- Beneficios técnicos.
- Beneficios ambientales – sociales.

En América Latina, Chile y México lideran en participación de GD, con un 10 % y un 8 % de la generación total, respectivamente. Por ello, resulta crucial examinar el marco jurídico vigente en estos países. Asimismo, es pertinente considerar la situación legal en otros países de la región que han implementado leyes relacionadas, como Colombia y Argentina. Análisis detallados de las regulaciones en estos países pueden proporcionar valiosas lecciones y modelos para el desarrollo de la GD en otras naciones latinoamericanas.

En México la Ley de la Industria Eléctrica, promulgada en agosto de 2014, otorga varios beneficios a la GD. Entre estos beneficios, es fundamental destacar que la GD puede gestionar su propio proceso de fabricación, ya sea a su costo o mediante solicitud al CENACE (Centro Nacional de Control de Energía), o mediante la expansión en redes de transporte y distribución que incluyan actividades específicas en el programa de renovación, siempre que dichas actividades tengan un impacto neto en el sistema eléctrico. Conforme a estas regulaciones, para el desarrollo de infraestructura de GD, es posible emitir derechos de crédito o recibir ingresos por la venta de estos derechos [6].

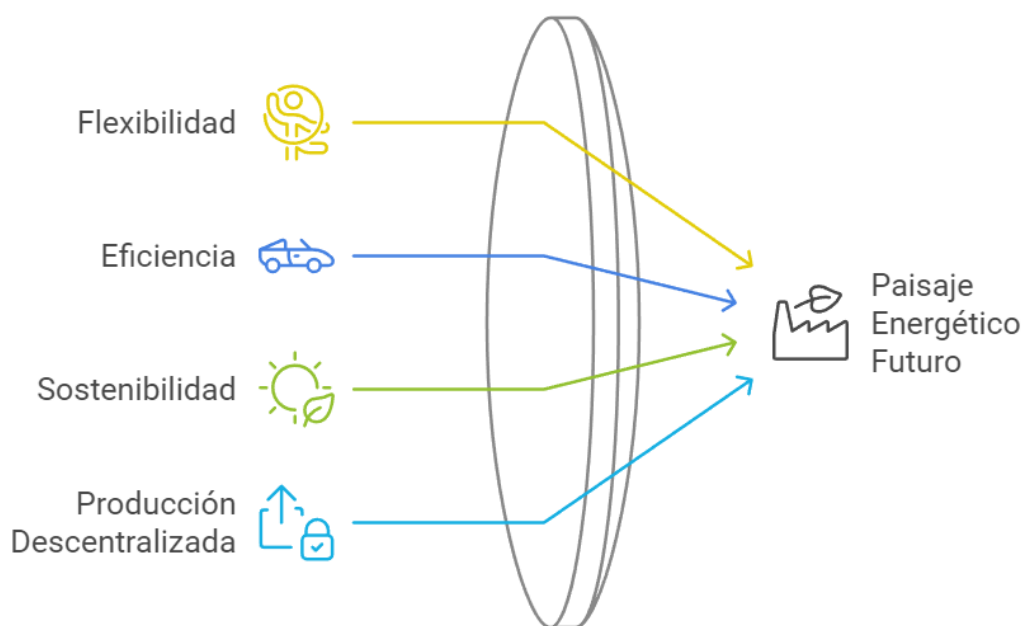


Figura 1: **Diagrama de la GD (Fuente: propia).**

2.2. Algoritmo de Optimización de Enjambre de Partículas

Los algoritmos PSO resuelven problemas de optimización utilizando algoritmos metaheurísticos inspirados en el comportamiento colectivo de grupos naturales como enjambres de insectos o bandadas de pájaros. En este esquema, la población consta

de varias partículas, donde cada partícula es una solución potencial en el espacio de búsqueda. En otros términos, el enjambre actúa como población, y cada partícula corresponde a un individuo de dicho enjambre. Las partículas se mueven a través de un espacio de búsqueda multidimensional, actualizando sus posiciones en función de sus experiencias pasadas y la información compartida por sus vecinos. Este mecanismo cooperativo permite que las partículas exploren eficientemente el espacio de búsqueda para encontrar la mejor solución. El algoritmo PSO fue seleccionado por su capacidad para manejar problemas no lineales, multivariable y con espacios de búsqueda discontinuos, comunes en redes eléctricas con fuentes renovables intermitentes. A diferencia de la programación lineal —óptima para funciones convexas y restricciones lineales—, el PSO aborda eficientemente la no linealidad inherente a modelos eólicos/fotovoltaicos y la naturaleza combinatoria de la ubicación óptima de recursos. El objetivo principal de PSO es encontrar soluciones viables a problemas de optimización bien definidos y restringidos. Cada partícula tiene una memoria que le permite registrar las mejores soluciones encontradas durante su viaje. Además, las partículas intercambian información dentro del enjambre, lo que produce efectos locales y globales. El efecto local surge de la mejor solución individual obtenida por cada partícula, mientras que el efecto global se basa en la mejor solución encontrada por toda la población. Esto modela el movimiento de partículas utilizando dinámicas que combinan información local y global para facilitar la exploración espacial de búsqueda eficiente. A medida que avanza el proceso iterativo, las interacciones entre partículas contribuyen al refinamiento de la solución como se muestra en la Figura 2. El algoritmo PSO puede incorporar restricciones físicas (ej: buses no disponibles para instalación) mediante penalizaciones en la función objetivo. Así, soluciones inviables son descartadas durante la optimización, garantizando factibilidad en escenarios reales.



Figura 2: **Diagrama del PSO (Fuente: propia).**

2.3. Energía renovables

Las ER, que incluyen fuentes como la energía solar, eólica, hidráulica y la biomasa, se distinguen por no usar combustibles fósiles y por emplear recursos naturales, lo que minimiza su impacto ambiental. Estas energías, denominadas energías limpias, no consumen recursos finitos, no contaminan y respetan el medio ambiente. Su capacidad para generar energía es casi ilimitada durante su operación. Además de los beneficios ecológicos, las ER impulsan la creación de empleos en sectores emergentes y tienen un efecto económico positivo en las áreas donde se implementan, favoreciendo el desarrollo regional y la sostenibilidad. En la Figura 3 se muestra un ejemplo de los beneficios de la energía solar y eólica. Por otro lado, la Sección XVI de la Ley de ER de México establece que las fuentes de ER incluyen el viento, la radiación solar, el agua en movimiento, la energía de las mareas, el calor de los depósitos geotérmicos y los recursos biológicos [22].

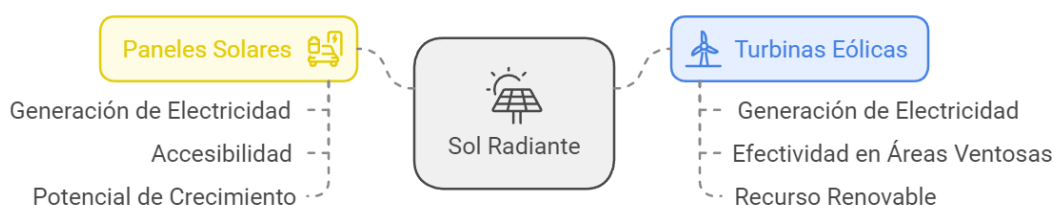


Figura 3: Diagrama de la energía solar y fotovoltaica (Fuente: SENER 2019).

2.3.1. Energía solar

México se posiciona como líder regional en energía solar gracias a su alta irradiación ($6.36 \text{ kWh}/\text{m}^2$ día) y un marco legal sólido. Según el PRODESEN 2024-2038, el país busca alcanzar 40 GW en capacidad solar para 2030 como se puede mostrar en la Figura 4, con proyectos emblemáticos como el Parque Solar Puerto Peñasco (1,000 MW). En 2023, la capacidad instalada de energías limpias superó los 34 GW, y la solar representa el 40 % de los proyectos adjudicados. Actualmente, el 32 % de la electricidad proviene de fuentes renovables, reduciendo la dependencia de combustibles fósiles al 62 %, frente al 75 % en 2018 . Para fortalecer la red, el plan contempla una inversión de \$12,000 millones de USD en infraestructura, incluyendo corredores inteligentes en el Istmo de Tehuantepec y la Península de Yucatán. También se impulsan 3 GW en almacenamiento para 2030, con baterías de ion-litio y desarrollo de hidrógeno verde. La generación distribuida ha llevado electricidad a 500 comunidades rurales, combinando paneles solares con microrredes. La innovación es clave, con parques híbridos eólico-solares en Coahuila y Oaxaca, sistemas agrovoltaicos y redes inteligentes que optimizan el flujo energético. Estos avances fortalecen la matriz eléctrica y alinean a México con su meta de cero emisiones netas para 2050. El impacto socioeconómico es significativo: en 2023 se generaron 75,000 empleos y se prevé la creación de 100,000 más para 2030, priorizando a comunidades locales. Así, la transición energética no solo impulsa la sostenibilidad, sino que fomenta el desarrollo económico, posicionando a México como un actor clave en la lucha contra el cambio climático [23].

En México, el desarrollo de proyectos y políticas públicas en ER se ha impulsa-

do significativamente gracias a la Ley de Transición Energética y la Ley General de Cambio Climático. Estas normativas establecían metas como alcanzar un 35 % de generación eléctrica mediante fuentes limpias para 2024. Las estrategias priorizan tecnologías renovables como la energía solar, eólica y geotérmica, junto con la modernización de infraestructuras hidroeléctricas. Además, fomentan la GD y el uso de tecnologías avanzadas para optimizar el consumo energético. Estas acciones buscan diversificar la matriz energética, reducir emisiones y fortalecer la sostenibilidad y soberanía energética del país [24].

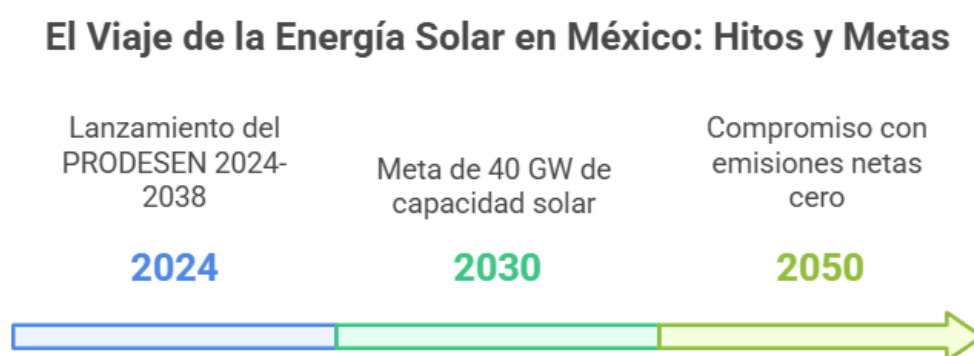


Figura 4: **Proyección de energía solar en Mexico(Fuente: PRODESEN).**

2.3.2. Energía eólica

México posee un gran potencial en energía eólica, estimado en 71,000 MW, lo que lo convierte en un recurso clave para la transición hacia la soberanía energética. Según el PRODESEN 2024-2038, se proyecta alcanzar una capacidad instalada de 20,000 MW para 2030, centrando los esfuerzos en zonas con vientos superiores a 8 m/s, como el Istmo de Tehuantepec (Oaxaca), Tamaulipas y la Península de Yucatán. Para 2023, la capacidad operativa eólica del país llegó a 8,500 MW, representando el 22 % de la generación de energía limpia nacional y evitando la emisión de 4.7 millones de toneladas de CO₂ anuales. El crecimiento del sector eólico en México se ha visto impulsado por políticas como la Ley de Transición Energética y los Contratos de Cobertura Eléctrica, que favorecen la inversión público-privada. Actualmente, la energía eólica atrae el 30 % de las inversiones en energías renovables, con proyectos clave como el Complejo Eólico Tres Mesas IV en Tamaulipas, que aporta 372 MW, y el Proyecto Eólico del Sureste en Yucatán, con una capacidad de 1,200 MW y la integración de turbinas offshore en fase piloto. Estas iniciativas han generado alrededor de 15,000 empleos directos en 2023, muchos de ellos en comunidades rurales e indígenas, con un enfoque en programas sociales que destinan el 3 % de los ingresos a la educación y la salud locales. A pesar de los avances, el sector enfrenta varios desafíos, como la obsolescencia de la infraestructura de transmisión eléctrica. Se estima que el 40 %

de la red requiere modernización, ya que las pérdidas en las zonas eólicas alcanzan hasta el 15 %. En respuesta a esto, el PRODESEN 2024-2038 asigna una inversión de \$8,000 millones para la construcción de 5,000 km de líneas inteligentes, destacando el Corredor Eólico del Istmo, que conectará 12 nuevos parques eólicos en Oaxaca. Además, se están implementando soluciones tecnológicas como los sistemas híbridos con baterías de flujo redox, que alcanzarán 1.5 GW para 2028, y la producción de hidrógeno verde en parques eólicos como el de Dzilam, Yucatán. En paralelo, se han fortalecido las consultas con comunidades indígenas, logrando un 92 % de aceptación en los nuevos proyectos durante 2023. El PRODESEN también ha identificado 12 zonas prioritarias para el desarrollo eólico en el país. Entre estas, Tamaulipas lidera el potencial eólico terrestre con 15,000 MW, mientras que la Península de Yucatán se enfoca en proyectos piloto offshore. Baja California, por su parte, busca aprovechar la sinergia entre energía eólica y solar para abastecer a la industria maquiladora. Además, se ha promovido la generación distribuida, incentivando a las PYMES a instalar turbinas menores a 500 kW, lo que podría aportar 1,200 MW adicionales para 2025. Desde 2018, la industria eólica ha atraído inversiones por \$14,000 millones, con una tasa de crecimiento anual del 18 %. Para 2030, se espera que el sector eólico genere 50,000 empleos especializados y represente el 28 % de la participación en la matriz energética renovable del país, contribuyendo a la meta de alcanzar el 50 % de generación limpia para 2050 como se muestra en la Figura 5. Estos avances posicionan a México como un actor clave en la descarbonización global, alineándose con el Acuerdo de París y los Objetivos de Desarrollo Sostenible, mientras busca equilibrar la innovación tecnológica, la inclusión social y la protección ambiental en su estrategia de transición energética [23].



Figura 5: **Proyección de la energía eólica en Mexico (Fuente: PRODESEN).**

2.4. Despacho económico

El despacho económico es un proceso fundamental en la gestión de los sistemas eléctricos, diseñado para distribuir la carga de demanda de los consumidores de manera óptima entre las unidades generadoras disponibles. Su objetivo principal es minimizar el costo total de generación de electricidad mientras se cumplen las restricciones operativas de las plantas generadoras, como los límites de capacidad de generación, las tasas de cambio de capacidad (rampas) y otras consideraciones técnicas. Este proceso es crucial en la operación eficiente de los sistemas eléctricos, especialmente en un contexto de mercados eléctricos competitivos y reestructurados [25].

Existen dos enfoques principales para abordar el problema del despacho económico: el estático y el dinámico. El despacho económico estático (SED, por sus siglas en inglés) se centra en resolver el problema para una condición de demanda específica en un instante determinado. En este caso, se asume que la demanda y las condiciones del sistema son constantes durante el período analizado, lo que simplifica significativamente el problema. Sin embargo, este enfoque no considera la variabilidad temporal de la demanda ni los costos asociados con los cambios en la generación, lo que lo hace más adecuado para análisis puntuales o situaciones de operación estable.

Por otro lado, el despacho económico dinámico (DED) aborda el problema considerando que la demanda y las condiciones del sistema varían con el tiempo. Este enfoque tiene en cuenta la naturaleza dinámica de la operación de las unidades generadoras, incluyendo las rampas de generación y los costos relacionados con los cambios en la producción. El DED es especialmente relevante en mercados eléctricos modernos, donde la competencia y la integración de fuentes renovables intermitentes requieren una planificación más precisa y flexible. Además, este enfoque permite optimizar no solo los costos instantáneos, sino también los costos acumulados durante un horizonte temporal definido, lo que resulta en una operación más eficiente a largo plazo. En la Figura 6 se muestra una comparativa entre ambos enfoques.

En el contexto actual de transición energética, el DED se vuelve indispensable para integrar fuentes renovables y atender demandas fluctuantes de manera económica y sostenible. Esto lo convierte en una herramienta clave para maximizar la competitividad de los productores y garantizar la estabilidad del sistema eléctrico, al tiempo que se minimizan los costos de generación y se promueve una operación más eficiente y limpia [3].

2.5. Pérdidas de potencia

Las pérdidas de potencia en sistemas eléctricos representan la energía disipada en forma de calor durante la transmisión y distribución de electricidad. Estas pérdidas, aunque inevitables, son consecuencia de diversos factores asociados a los componentes del sistema. Uno de los principales factores es la resistencia de los conductores, donde la energía se disipa como calor, debido al flujo de corriente eléctrica. Este fenómeno, conocido como pérdidas resistivas o pérdidas I^2R , depende de la intensidad de la corriente I y la resistencia del conductor R . Asimismo, los transformadores contribuyen a las pérdidas debido a la resistencia en los devanados y la disipación de energía en el núcleo. Otro aspecto importante es el impacto de las cargas no lineales, que distorsionan la forma de onda de la corriente, generando pérdidas adicionales en

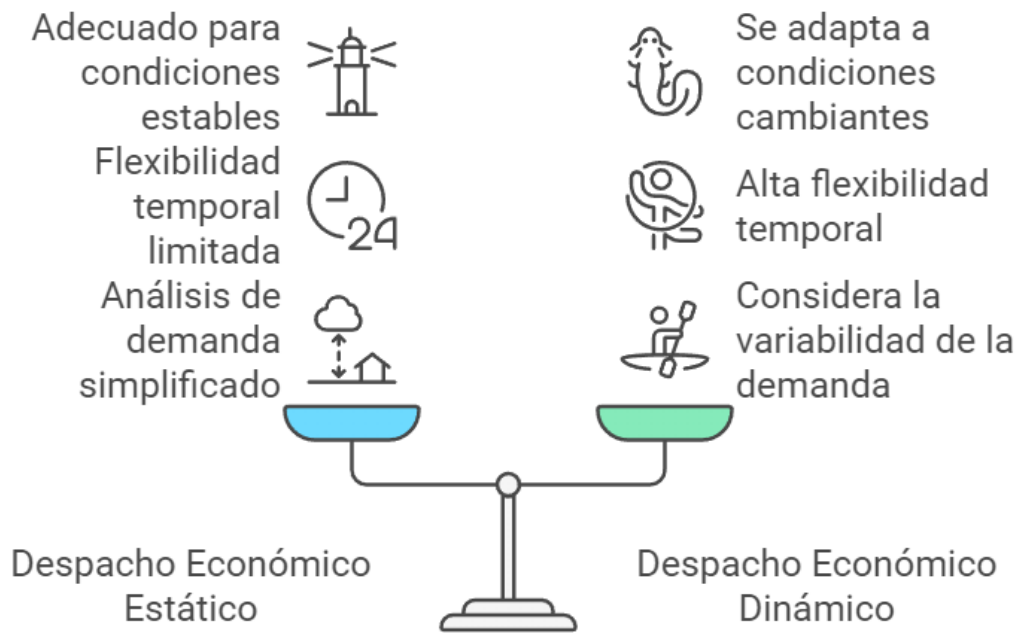


Figura 6: **Comparación enfoques de despacho estático y dinámico (Fuente: Propia).**

el sistema. Además, los dispositivos como disyuntores, fusibles y otros componentes eléctricos también son responsables de pérdidas menores, aunque significativas en sistemas complejos. En este estudio se considera cómo estas pérdidas se ven incrementadas por la integración de estaciones de carga para VE (La Figura 7 muestra un diagrama de las principales pérdidas de potencia que ocurren en las redes eléctricas). A medida que crece la demanda energética debido a la carga de VE, las pérdidas en la red eléctrica aumentan proporcionalmente, afectando la eficiencia global del sistema [26].

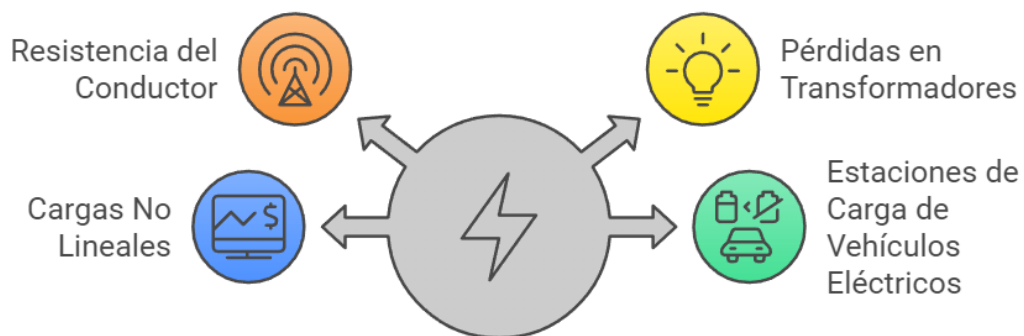


Figura 7: **Diagrama pérdidas de potencia en sistemas eléctricos (Fuente: Propia).**

2.6. Índice de estabilidad de voltaje

El índice de estabilidad de voltaje es una herramienta, crucial para analizar la capacidad de los buses en una red eléctrica de mantener niveles de voltaje adecuados frente a variaciones en la carga. Este indicador ayuda a identificar los nodos más vulnerables a problemas de voltaje, lo que resulta esencial para la operación confiable y eficiente de las redes de distribución, especialmente en sistemas radiales. En su cálculo, se consideran diversos tipos de cargas, como las de corriente constante, potencia constante y resistivas, además de su proporción en el sistema. Los valores bajos de este índice señalan una mayor susceptibilidad a caídas de voltaje, mientras que los valores elevados reflejan una mayor estabilidad y capacidad de respuesta ante cambios en la carga. Este análisis es especialmente útil en redes eléctricas modernas, donde las fluctuaciones en la demanda y la integración de ERs pueden influir en la estabilidad general del sistema. A partir de la información que ofrece este índice, se pueden identificar puntos críticos en la red y aplicar estrategias para optimizar su funcionamiento. Entre estas acciones destacan la redistribución de cargas, la implementación de sistemas de compensación reactiva y la planificación de mejoras en la infraestructura [27] [28].

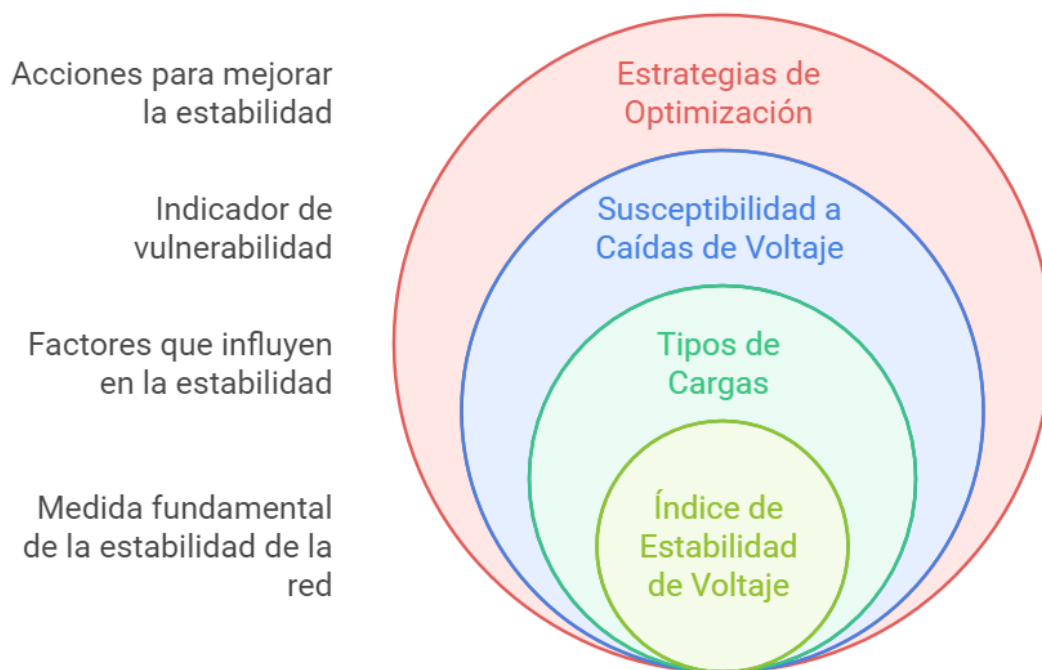


Figura 8: Jerarquía de factores que influyen en la estabilidad de voltaje del sistema eléctrico (Fuente: propia).

2.7. Índice de desviación de voltaje promedio

El índice de desviación de voltaje promedio (AVDI, por sus siglas en inglés) es un indicador empleado para evaluar la calidad del voltaje en sistemas eléctricos. Este índice mide la variación de los niveles de voltaje respecto a un valor de referencia, comúnmente establecido en 1.0 p.u. (por unidad) [29] [30] [31]. Un valor bajo de AVDI indica que los voltajes del sistema están cercanos al valor de referencia, lo cual refleja

una buena calidad del voltaje y poca variación. Por el contrario, un AVDI elevado sugiere una mayor dispersión en los niveles de voltaje, lo que puede señalar posibles problemas, como inestabilidad o sobrecargas en la red como se muestra en la Figura 8. En [26], se menciona que el AVDI se utiliza como criterio de optimización para mejorar el rendimiento del sistema eléctrico al incorporar estaciones de carga para VE y con GD.

2.8. Estación de carga para vehículos eléctricos

Las estaciones de carga para VE son esenciales para facilitar la transición hacia la movilidad sostenible. Estas estaciones se clasifican en tres tipos principales según su velocidad de carga:

- **Carga lenta (Nivel 1):** este tipo de carga utiliza una conexión estándar de 120 volts y es comúnmente utilizada en hogares. Los cargadores de nivel 1 son los más lentos, con tiempos de carga que pueden alcanzar hasta 17 horas para una carga completa de un vehículo eléctrico de batería (VEB) desde un 20 % de carga. Son ideales para usuarios que tienen tiempo suficiente para cargar su vehículo durante la noche o mientras están en casa.
- **Carga normal (Nivel 2):** los cargadores de nivel 2 operan a voltajes de 208-240 volts y ofrecen una potencia de carga que varía entre 3.3 kW y 20 kW. Este tipo de carga puede completar la carga de un VEB en aproximadamente 7 horas desde un 20 % de carga. Se encuentran comúnmente en instalaciones residenciales, así como en lugares públicos como centros comerciales y estacionamientos.
- **Carga rápida (Nivel 3):** este tipo de carga utiliza corriente continua (CD) y es capaz de cargar VE a una velocidad significativamente mayor. Los cargadores de nivel 3, como los supercargadores de Tesla, pueden ofrecer tasas de carga de hasta 1,000 millas por hora para modelos específicos, como el Model 3. Existen varios estándares para la carga rápida, incluyendo sistema de carga combinada (CCS), CHAdeMO, GB/T, cada uno de estos estándares es utilizado en diferentes regiones del mundo.

La infraestructura de carga pública es crucial, ya que permite a los usuarios cargar sus vehículos en lugares accesibles como estaciones de servicio, estacionamientos públicos y áreas recreativas. Estas instalaciones suelen tener una mayor penetración de cargadores rápidos y normales, lo que es beneficioso dado el menor tiempo que los usuarios pasan en estos lugares en comparación con sus hogares [32].

La electromovilidad engloba todos los medios de transporte que emplean tecnologías de propulsión eléctrica, tales como automóviles, autobuses y trenes, con el principal objetivo de mitigar las emisiones contaminantes y mejorar la eficiencia energética en el sector del transporte (ver Figura 9). En la actualidad, la adopción de estas tecnologías es aún limitada; en 2021, únicamente el 0.2 % del consumo energético del transporte correspondió a fuentes eléctricas. Entre 2020 y 2022, se registraron ventas de 122,549 vehículos híbridos y eléctricos, y en 2022, el ensamblaje de VE representó el 2.4 % del total de unidades ligeras. Con el fin de promover el desarrollo de la electromovilidad, el gobierno ha implementado incentivos tales como exenciones fiscales,

descuentos en tarifas de peaje y proyectos destacados en varias ciudades, incluyendo Ciudad de México, Monterrey y Jalisco. Sin embargo, aún persisten importantes desafíos, tales como los elevados costos, la gestión de baterías y la necesidad de fomentar el uso de ERs. De cara al futuro, la estrategia nacional de movilidad eléctrica tiene como objetivo establecer bases sólidas para la integración del transporte público eléctrico en al menos diez ciudades para el año 2030, fortalecer la industria automotriz nacional y facilitar la transición hacia un modelo energético más sustentable [33].

La tecnología V2G emerge como una solución innovadora para la integración de VE y ER. Esta tecnología permite la transferencia bidireccional de energía, transformando los VE en unidades de almacenamiento móvil que estabilizan la red eléctrica.

Los beneficios principales incluyen:

- Reducción de emisiones de carbono.
- Regulación de frecuencia de red.
- Almacenamiento de ER.
- Optimización de la demanda energética.

Sin embargo, su implementación enfrenta desafíos significativos:

- Degradación de baterías.
- Altos costos de inversión.
- Limitaciones de infraestructura.
- Complejidad regulatoria.

La investigación presente se centrará en desarrollar modelos matemáticos con probabilidades que faciliten la adopción de V2G [34].

2.9. Flujos de potencia

El análisis de flujos de potencia es un estudio esencial en ingeniería eléctrica que permite determinar el estado operativo de un sistema de energía. Este análisis consiste en resolver un conjunto de ecuaciones no lineales que describen las relaciones entre la potencia eléctrica, los voltajes de los nodos y las corrientes que fluyen a través de las ramas de la red.

El principal objetivo de este análisis es calcular los siguientes parámetros fundamentales del sistema eléctrico:

- **Voltajes nodales:** determinar los niveles de tensión en diversos puntos de la red para garantizar que se encuentren dentro de los rangos permitidos.
- **Corrientes en las ramas:** estimar la corriente que circula por las líneas de transmisión y distribución para evaluar su capacidad.
- **Potencias activa y reactiva:** calcular la potencia activa, asociada al trabajo útil realizado, y la potencia reactiva, vinculada a la energía almacenada temporalmente en el sistema.



Figura 9: **Diagrama estación de carga para VE (Fuente: Propia).**

El análisis de flujo de potencia es aplicable tanto a sistemas de transmisión de alto voltaje como a líneas de distribución en bajo voltaje. Su importancia radica en que permite a los ingenieros evaluar la capacidad de la red para satisfacer la demanda, identificar problemas relacionados con la estabilidad del sistema y optimizar su desempeño.

Además, este análisis juega un papel crucial en el diseño, operación y control de redes eléctricas como se ilustra en la Figura 10. Además, este estudio proporciona información esencial para planificar expansiones de la red, supervisar su comportamiento bajo distintas condiciones de carga y garantizar un suministro eléctrico seguro y eficiente [35].

2.9.1. Método Backward-Fordward Sweep

Este método es un algoritmo ampliamente utilizado para analizar el flujo de energía en redes de distribución, especialmente en sistemas radiales. Este enfoque, basado en las Leyes de Kirchhoff, se desarrolla en dos fases principales:

- **Backward:** en esta etapa, se determinan las corrientes de los ramales de la red comenzando desde el nodo más lejano (último nodo) hasta la subestación o nodo de referencia. Se calculan las corrientes de cada rama sumando las corrientes de los nodos aguas abajo.
- **Fordward:** una vez obtenidas las corrientes, se procede a calcular los voltajes en los nodos, iniciando en el nodo de referencia y avanzando hacia el nodo final. Este cálculo utiliza las corrientes obtenidas en el barrido hacia atrás y considera

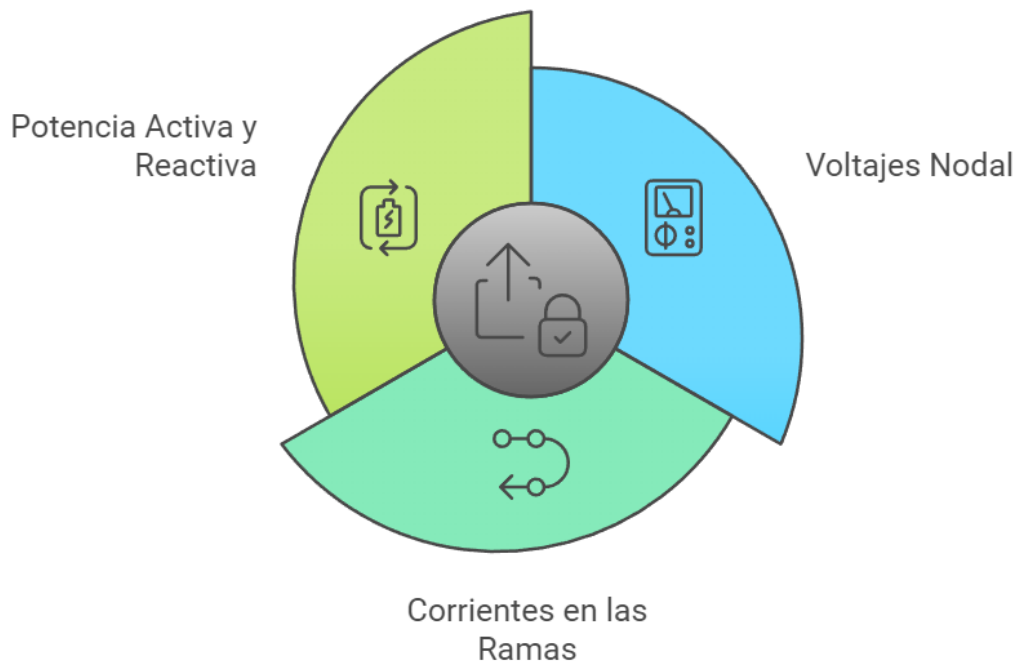


Figura 10: **Variables fundamentales en el análisis de flujos de potencia en sistemas eléctricos (Fuente: Propia).**

las caídas de tensión a lo largo de cada rama.

Entre las principales ventajas de este método destaca su eficiencia computacional, ya que no requiere la inversión de matrices, lo que lo hace rápido y práctico para grandes sistemas. Además, es sencillo de implementar en plataformas de programación como Matlab o Python y puede adaptarse para incluir sistemas trifásicos o dispositivos de compensación, como reguladores de voltaje. Gracias a su flexibilidad y facilidad de uso, este método es una herramienta clave en el análisis de sistemas de distribución eléctrica. Su capacidad para abordar diferentes configuraciones y condiciones de operación lo convierte en una técnica preferida en la práctica profesional para el diseño y la operación de redes de distribución [35].

2.10. Conclusión del capítulo

En este Capítulo se abordan aspectos clave relacionados con los sistemas eléctricos y las ER, integrando técnicas analíticas, infraestructura emergente y tecnologías innovadoras. Entre los métodos estudiados, destaca el Backward-Forward Sweep, una técnica eficiente para el análisis de flujos de energía en redes de distribución radiales. Este enfoque opera en dos etapas: un barrido hacia atrás, que calcula las corrientes en las ramas, y un barrido hacia adelante, encargado de determinar los voltajes nodales, asegurando precisión y rapidez en el modelado.

En el ámbito de la infraestructura para VE, se describieron tres tipos de estaciones de carga: nivel 1 (carga lenta), nivel 2 (carga normal) y nivel 3 (carga rápida CD). Se resalta la implementación de la tecnología V2G, que permite un flujo bidireccional de energía entre los vehículos y la red eléctrica, promoviendo la interacción dinámica y

la estabilidad del sistema.

Para evaluar el desempeño de las redes eléctricas, el Capítulo analiza indicadores de calidad, como el Índice de desviación de voltaje promedio y el índice de estabilidad de voltaje, herramientas esenciales para garantizar el funcionamiento confiable del sistema. También se aborda el concepto de despacho económico, orientado a optimizar la asignación de carga entre generadores, reduciendo los costos operativos.

México destaca en el ámbito de las ER por su elevado potencial en energía eólica y solar. La capacidad instalada de generación eólica alcanzó los 7,000 MW en 2021, con un potencial estimado de 50,000 MW, concentrado principalmente en regiones como Oaxaca, Yucatán, Baja California y Tamaulipas. En cuanto a energía solar, el país sobresale por su alta irradiación promedio, de 6.36 kWh/m^2 por día, lo que impulsa proyectos de generación limpia que representan el 75 % de las iniciativas en este sector.

La GD se presenta como un pilar en la modernización de los sistemas eléctricos. Definida como instalaciones de generación conectadas directamente a la red de distribución, la GD destaca en Latinoamérica, con México y Chile liderando con una participación del 8 % y 10 %, respectivamente.

Por último, se introduce el algoritmo PSO, una técnica metaheurística inspirada en el comportamiento colectivo de los seres vivos. Este método se emplea para resolver problemas de optimización complejos en sistemas eléctricos, utilizando partículas que exploran y comparten información en el espacio de soluciones, lo que permite alcanzar óptimos globales de manera eficiente.

3. Representación matemática de los modelos de la red y algoritmos de análisis

El desarrollo de un modelo matemático resulta esencial para representar, analizar y abordar problemas complejos en los sistemas eléctricos. En este capítulo se expone la formulación matemática que fundamenta el análisis y diseño del sistema en estudio. Mediante el uso de ecuaciones y principios básicos, se establecen las interdependencias entre variables clave, como voltaje, corriente y potencia. Asimismo, se incorporan restricciones operativas y técnicas que aseguran una representación fiel de las condiciones reales del sistema. Este capítulo se propone como una base sólida para implementar estrategias de simulación y optimización, garantizando tanto la precisión como la aplicabilidad en la resolución del problema planteado.

3.1. Modelo matemático de una turbina de viento

En [36] se presenta que la relación entre la velocidad del viento y la potencia generada por la turbina. Si la velocidad del viento v_t es menor a la velocidad de corte inferior v_{ci} , entonces la potencia generada es cero. Si la velocidad del viento esta entre la velocidad de corte inferior v_{ci} y la velocidad nominal v_r la potencia generada es:

$$P_{wt} = a(v_t^3) - bP_{wt_{rated}} \quad (1)$$

donde:

$$a = \frac{P_{wt_{rated}}}{v_r^3 - v_{ci}^3}$$

$$b = \frac{v_{ci}^3}{v_r^3 - v_{ci}^3}$$

Si la velocidad del viento se encuentra entre la velocidad nominal v_r y la velocidad de corte inferior v_{ci} , la turbina operará a su máxima capacidad y por último si la velocidad del viento es mayor a la velocidad de corte superior v_{co} , por seguridad la turbina se detiene y la potencia es igual a cero.

$$P_{wt} = \begin{cases} 0, & v_t \leq v_{ci}, \\ a(v_t^3) - bP_{wt_{rated}}, & v_{ci} < v_t \leq v_{nom}, \\ P_{wt_{rated}}, & v_{nom} < v_t \leq v_{co}, \\ 0, & v_t > v_{co}, \end{cases} \quad (2)$$

Donde:

- a y b : son coeficientes que se obtienen al ajustar la curva de potencia de la turbina dentro del rango operativo mediante una interpolación polinómica o ajuste empírico.
- v_t : velocidad del viento.
- $P_{wt_{rated}}$: potencia nominal.

3.2. Modelo matemático de un panel fotovoltaico

En modelo del PV de [36], se calcula la potencia generada por un panel fotovoltaico en función de la irradiancia solar G_t y la temperatura ambiente T_a . Se obtiene la ecuación:

$$T_c = T_a + \frac{G_t}{800} (T_{NOCT} - 20) \quad (3)$$

Donde:

- T_{NOCT} : es la temperatura nominal de la operación de la celda ,45°C.
- T_a : temperatura ambiente.
- G_t : irradiancia solar.

La eficiencia depende de la temperatura de la celda y del coeficiente de temperatura:

$$\eta_{pv} = \eta_{stc} \cdot \eta_{mppt} \cdot (1 - \alpha \cdot (T_c - T_{stc})) \quad (4)$$

- η_{stc} : eficiencia del panel bajo condiciones estándar de prueba.
- η_{mppt} : eficiencia del sistema de seguimiento del punto de máxima potencia.
- α : coeficiente de temperatura del panel fotovoltaico.
- T_{stc} : temperatura de referencia bajo condiciones estándar de prueba (25°C).

Luego, se calcula el área del panel (A_{pv}):

$$A_{pv} = largo \cdot ancho \quad (5)$$

Por último, se obtiene la potencia generada de salida de la celda como:

$$power_{pv} = \eta_{pv} \cdot A_{pv} \cdot G_t \quad (6)$$

3.3. Modelado del estado de carga (SOC) de una batería

El estado de carga por sus siglas en ingles SOC, de una batería es un parámetro crucial para describir su capacidad energética en función del tiempo y las operaciones realizadas. A continuación, se presentan las ecuaciones que modelan su evolución en diferentes escenarios.

3.3.1. Evolución del SOC en función del consumo energético

La Ecuación (7) describe la evolución del estado de carga de una batería en el instante $t + 1$ considerando el consumo energético $m(t)$ en el instante actual t . Este modelo es útil para representar la descarga de la batería debido al uso energético. Sus parámetros se describen como sigue:

- $SOC_{EV}(t)$: estado de carga actual de la batería en el instante t .
- $SOC_{EV}(t + 1)$: estado de carga de la batería en el instante siguiente ($t + 1$).
- $m(t)$: consumo energético de la batería en el instante t .

La relación matemática para el estado de carga de la batería un instante posterior está dada por:

$$SOC_{EV}(t + 1) = SOC_{EV}(t) - m(t) \quad (7)$$

La Ecuación (7) refleja cómo el consumo energético reduce el estado de carga de la batería con el tiempo(horas).

3.3.2. Evolución del SOC durante el proceso de carga

Para representar el proceso de carga de la batería en un nodo específico, se utiliza la Ecuación (??). Este modelo incluye el intervalo de tiempo Δt , la eficiencia del sistema de carga y la capacidad máxima de la batería, permitiendo calcular el incremento en el SOC. Los términos involucrados son los siguientes:

- $SOC_{n,EV}(t)$: estado de carga de la batería en el nodo n al tiempo t .
- $SOC_{n,EV}(t + \Delta t)$: estado de carga de la batería en el nodo n al tiempo $t + \Delta t$.
- $\eta_{n,EV}$: eficiencia del sistema de carga en el nodo n .
- $E_{n,EV}$: capacidad máxima de la batería del vehículo eléctrico en el nodo n .
- Δt : intervalo de tiempo durante el cual se realiza la carga.

La Ecuación (??) describe este comportamiento del SOC:

$$SOC_{n,EV}(t + \Delta t) = SOC_{n,EV}(t) + \frac{\eta_{n,EV} \cdot \Delta t}{E_{n,EV}} \times 100 \quad (8)$$

En esta expresión, el término $\frac{\eta_{n,EV} \cdot \Delta t}{E_{n,EV}} \times 100$ representa el incremento porcentual en el estado de carga de la batería, considerando la eficiencia del sistema y la capacidad energética del nodo.

3.4. Modelo matemático de estación de cargas para VE modo V2G

El modelo utilizado incluye la simulación de la carga y descarga de una batería de VE. A continuación, se describen las fórmulas aplicadas en la simulación para la elaboración de esta investigación.

3.4.1. Cálculo de energía cargada o entregada por hora

La energía cargada o entregada ΔE en cada hora depende de la potencia máxima de la estación de carga y el estado de carga/descarga $\rho(t)$:

$$\Delta E = P_{\max} \cdot \rho(t) \quad (9)$$

Donde:

- $P_{\max}$ es la potencia máxima de la estación de carga (puede ser lenta, normal o rápida).
- $\rho(t)$ es el estado de operación de la estación en el tiempo t :
 - $\rho(t) = 1$, indica carga.
 - $\rho(t) = -1$, indica descarga.
 - $\rho(t) = 0$, indica inactividad.

3.4.2. Actualización de la energía de la batería

La energía de la batería $E(t)$ se actualiza en función de la energía cargada o entregada en la hora t , y depende de la energía anterior, el estado de carga o descarga, y las restricciones de capacidad de la batería:

$$E(t) = \begin{cases} \min(E_{\text{anterior}} + \Delta E, E_{\max}) & , \text{si está cargando} \\ \max(E_{\text{anterior}} + \Delta E, E_{\min}) & , \text{si está descargando} \\ (\max(E_{\text{anterior}} + \Delta E, E_{\min})) \times 0.5 & , \text{si está inactivo} \end{cases} \quad (10)$$

Donde:

- $E_{\max}$ es la capacidad máxima de la batería.
- $E_{\min}$ es la capacidad mínima de la batería (SOC mínimo).

El 0.5 representa si no hay señal clara de carga o descarga, se reduce a la mitad para evitar sobreestimación de energía disponible para la red.

3.4.3. Cálculo de potencia recibida (cargada) y entregada por hora

La potencia cargada por hora es simplemente la potencia que la batería recibe de la red en cada hora, dada por:

$$P_{\text{cargada_hora}}(t) = \Delta E_{\text{cargada}} \quad (11)$$

Y la potencia entregada por hora es la potencia que la batería devuelve a la red:

$$P_{\text{entregada_hora}}(t) = \Delta E_{\text{entregada}} \quad (12)$$

3.5. Cálculo de potencia aparente y potencia reactiva

La potencia aparente $S(t)$ y la potencia reactiva $Q(t)$ en cada intervalo de tiempo se calculan a partir de la potencia activa $P(t)$ y el factor de potencia FP , como sigue:

$$S(t) = \frac{P(t)}{FP} \quad (13)$$

$$Q(t) = P(t) \cdot \tan(\cos^{-1}(FP)) \quad (14)$$

Donde:

- FP : es el factor de potencia de la carga (en este caso, se toma como 0.95 por seguridad, esto puede variar entre 0.9 a 0.95).
- $S(t)$: es la potencia aparente en kVA.
- $Q(t)$: es la potencia reactiva en kVAR.

3.6. Pérdidas de potencia

Las pérdidas de potencia en un sistema eléctrico suelen calcularse en función de las pérdidas resistivas en las líneas de transmisión. Estas pérdidas son proporcionales a la resistencia R_i de cada línea y al cuadrado de la corriente que circula por ella matemáticamente, para una línea i las pérdidas se expresan como:

$$P_{\text{pérdidas},i} = R_i \cdot I_i^2 \quad (15)$$

Para el sistema completo, las pérdidas totales son la suma de las pérdidas individuales en todas las líneas:

$$f_1(k) = \min \sum_{i=1}^{br} R_i * I_i^2 \quad (16)$$

- br : número de buses.

3.7. Índice de desviación de voltaje

Este índice mide la desviación promedio de los valores de voltaje nodales respecto a su valor ideal, que típicamente es 1 p.u. en sistemas eléctricos normalizados. Para cada nodo k la desviación es:

$$\Delta V_k = |1 - V_k| \quad (17)$$

Para el sistema completo, se calcula el promedio de las desviaciones cuadráticas a lo largo de todos los nodos b , esto penaliza más las desviaciones grandes debido al cuadrado. Por lo tanto, mide cuán lejos está el sistema del perfil ideal de voltaje.

$$f_2(k) = \frac{1}{b} \sum_{k=1}^b |1 - V_k|^2 \quad (18)$$

3.8. Índice de estabilidad de voltaje

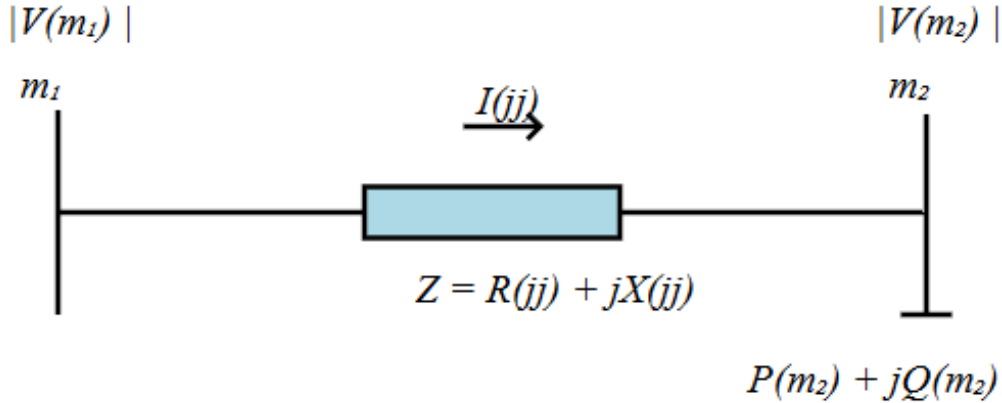


Figura 11: Equivalencia del circuito eléctrico de 2 nodos (Fuente: propia).

A partir de la Figura 11, se deduce la expresión matemática que permite calcular la corriente que fluye entre dos nodos, denominados m_1 y m_2 , a través de una línea con impedancia Z . Esta relación utiliza las diferencias de voltaje entre los nodos y la impedancia de la línea para determinar el valor de la corriente, según la Ley de Ohm generalizada para sistemas eléctricos complejos. La fórmula se expresa como:

$$I(jj) = \frac{V(m_1) - V(m_2)}{R(jj) + jX(jj)} \quad (19)$$

Con referencia a la Figura 11, se analiza la potencia activa P y reactiva Q consumida o suministrada en un nodo m_2 . Estas se calculan mediante el producto del conjugado del voltaje en el nodo $V^*(m_2)$ y la corriente $I(jj)$ de la línea, según la Ecuación (20):

$$P(m_2) - jQ(m_2) = V^*(m_2) \cdot I(jj) \quad (20)$$

La relación entre el voltaje cuadrático del nodo $V(m_2)$ y las características de la línea $r(jj)$ y $x(jj)$ junto con las potencias activas P y reactivas Q se expresa como:

$$|V(m_2)|^4 - \{ |V(m_1)|^2 - 2P(m_2)r(jj) - 2Q(m_2)x(jj) \} |V(m_2)|^2 + \{ P^2(m_2) + Q^2(m_2) \} \{ r^2(jj) + x^2(jj) \} = 0 \quad (21)$$

Para simplificar la Ecuación (21), se introducen dos términos auxiliares. El término $b(jj)$ está relacionado con el voltaje inicial del nodo y las potencias transmitidas en la línea:

$$b(jj) = |V(m_1)|^2 - 2P(m_2)r(jj) - 2Q(m_2)x(jj) \quad (22)$$

Por otro lado, el término $c(jj)$ considera las potencias activa y reactiva junto con las características de la línea:

$$c(jj) = \{P^2(m_2) + Q^2(m_2)\} \{r^2(jj) + x^2(jj)\} \quad (23)$$

Sustituyendo los términos auxiliares en la Ecuación 21, se obtiene una forma simplificada:

$$|V(m_2)|^4 - b(jj)|V(m_2)|^2 + c(jj) = 0 \quad (24)$$

Para que la Ecuación (24) tenga soluciones reales, su discriminante debe ser mayor o igual a cero:

$$b^2(jj) - 4c(jj) \geq 0 \quad (25)$$

Reemplazando las expresiones de $b(jj)$ y $c(jj)$ en la Ecuación (25), se obtiene:

$$\begin{aligned} & \{ |V(m_1)|^2 - 2P(m_2)r(jj) - 2Q(m_2)x(jj) \}^2 - \\ & 4 \{ P^2(m_2) + Q^2(m_2) \} \{ r^2(jj) + x^2(jj) \} \geq 0 \end{aligned} \quad (26)$$

Finalmente, simplificando esta expresión, se obtiene:

$$\begin{aligned} & |V(m_1)|^4 - 4 \{ P(m_2)x(jj) - Q(m_2)r(jj) \}^2 - \\ & 4 \{ P(m_2)r(jj) - Q(m_2)x(jj) \}^2 |V(m_1)|^2 \geq 0 \end{aligned} \quad (27)$$

La función objetivo $f_3(k)$, que debe ser mayor o igual a cero, se define como:

$$\begin{aligned} f_3(k) = & |V(m_1)|^4 - 4 \{ P(m_2)x(jj) - Q(m_2)r(jj) \}^2 - \\ & 4 \{ P(m_2)r(jj) - Q(m_2)x(jj) \}^2 |V(m_1)|^2 \end{aligned} \quad (28)$$

Este análisis permite determinar las condiciones bajo las cuales el sistema eléctrico opera con voltajes y potencias consistentes con la realidad física de la red.

3.9. Función de costo de despacho económico

La función de costo total de generación para n generadores está dada por:

$$C_{\text{despacho}} = \sum_{i=1}^n (a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i) \quad (29)$$

Donde:

- P_i : potencia generada por el i -ésimo generador.
- a_i, b_i, c_i : coeficientes específicos del i -ésimo generador.

Los costos de las energías renovables tienen un costo lineal. Los sistemas de almacenamiento de baterías y V2G puede incluir costo de degradación, que son normalmente lineal. quedando $b_i P_i$ donde b_i tiene como unidad \$/KWh.

3.10. Costos totales del sistema

3.10.1. Sistema fotovoltaico y turbina eólica

De la Ecuación 29, como las energías renovables normalmente se consideran como funciones lineales, reduciéndose en la siguiente función de costo. La generación de potencia se define como la suma de los costos asociados a la generación eólica y fotovoltaica durante un período de operación. La Ecuación (30) que representa este costo es:

$$C_1 = \sum_{i=1}^{N_T} (\lambda_w P_{w,t} \Delta t + \lambda_g P_{g,t} \Delta t) \quad (30)$$

Donde:

- C_1 : representa el costo total de generación de ER producida durante un período de operación.
- N_T : es el número total de intervalos de tiempo considerados en el período de análisis.
- λ_w : es el costo promedio de generación por kilowatt-hora (kWh) de la WT.
- $P_{w,t}$: representa la potencia generada por la WT en el instante t .
- λ_g : es el costo promedio de generación por kilowatt-hora (kWh) de los PV.
- $P_{g,t}$: representa la potencia generada por los PV en el instante t .
- Δt : es el intervalo de tiempo en horas considerado para el cálculo.

La Ecuación (30) considera dos componentes principales:

1. El término conformado por 3 variables $\lambda_w P_{w,t} \Delta t$ corresponde al costo de generación de la energía eólica. Este se calcula como el producto del costo por unidad de energía generada λ_w , la potencia generada en el intervalo $P_{w,t}$, y la duración de dicho intervalo Δt .

2. El término conformado por 3 variables $\lambda_g P_{g,t} \Delta t$ corresponde al costo de generación de la energía fotovoltaica, que se calcula de manera análoga.

La suma total de estos costos a lo largo de todos los intervalos N_T da como resultado el costo total de generación de ER C_1 . Esta función es fundamental para evaluar la viabilidad económica y el desempeño de una red en términos de su operación basada en fuentes de ERs.

3.11. Sistemas de banco de batería y estaciones de carga

El costo total asociado al proceso de carga y descarga de las baterías o estaciones de carga se expresa mediante la fórmula:

$$C = \sum_{i=1}^{N_T} (\lambda_{bat,t} P_{bat,t} \Delta t) \quad (31)$$

Donde:

- C : representa el costo total asociado a la operación de las baterías o estaciones de carga durante el período de análisis.
- N_T : es el número total de intervalos de tiempo considerados en el período de análisis.
- $\lambda_{bat,t}$: es el costo unitario por kilowatt-hora asociado al uso de la batería o estación de carga en el instante t . Este costo puede variar dependiendo de si la energía se está cargando o descargando.
- $P_{bat,t}$: representa la potencia asociada a la batería o estación en el instante t .
 - Un valor positivo indica un proceso de descarga (suministro de energía).
 - Un valor negativo corresponde a un proceso de carga (absorción de energía).
- Δt : es la duración del intervalo de tiempo considerado, expresada en horas.

La Ecuación (31) considera tanto la descarga como la carga de baterías o estaciones de carga. El signo de la potencia $P_{bat,t}$ determina el impacto en el cálculo del costo total:

1. Descarga: cuando la batería o estación de carga suministra energía al sistema ($P_{bat,t} > 0$), el término contribuye con un costo positivo.
2. Carga: cuando la batería o estación absorbe energía de la red ($P_{bat,t} < 0$), el término genera un costo negativo, reduciendo el total.

Para estaciones de carga, esta fórmula puede modelar tanto la carga de vehículos eléctricos como la descarga en sistemas bidireccionales (V2G):

1. Durante la carga, las estaciones absorben energía de la red, transfiriéndola a los vehículos eléctricos, lo que corresponde a un costo negativo.
2. Durante la descarga, las estaciones suministran energía a la red, generando un costo positivo.

Esta ecuación es útil para optimizar los costos operativos en sistemas de energía distribuida, ya que permite considerar tanto los ingresos como los gastos asociados a los flujos de energía en baterías y estaciones de carga.

3.12. Algoritmo PSO

3.12.1. Actualización de velocidad y posición

La actualización de velocidad y posición de las partículas se realiza mediante las siguientes ecuaciones:

$$\mathbf{v}_i(t+1) = w \cdot \mathbf{v}_i(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot (\mathbf{p}_i - \mathbf{x}_i(t)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (\mathbf{g} - \mathbf{x}_i(t)) \quad (32)$$

En donde:

- La Ecuación (32) actualiza la velocidad de una partícula $t+1$.
- La velocidad combina el comportamiento inercial, la atracción hacia la mejor posición propia $\mathbf{p}_i$ y la atracción hacia la mejor posición global $\mathbf{g}$.
- $w \cdot \mathbf{v}_i(t)$: representa el término de inercia, que mantiene el movimiento actual de la partícula.
- w : es el factor de inercia, que controla la exploración (valores altos) y la explotación (valores bajos) del espacio de búsqueda.
- $c_1 \cdot r_1 \cdot (\mathbf{p}_i - \mathbf{x}_i(t))$: es el componente cognitivo, que dirige a la partícula hacia su mejor posición personal $\mathbf{p}_i$.
- c_1 : es el coeficiente de aprendizaje cognitivo y r_1 es un número aleatorio uniforme entre 0 y 1.
- $c_2 \cdot r_2 \cdot (\mathbf{g} - \mathbf{x}_i(t))$: es el componente social que atrae a la partícula hacia la mejor posición global $\mathbf{g}$.
- c_2 es el coeficiente de aprendizaje social, y r_2 es otro número aleatorio uniforme entre 0 y 1.

Además:

$$\mathbf{x}_i(t+1) = \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{v}_i(t+1) \quad (33)$$

En donde:

- $\mathbf{x}_i(t)$: Es la posición actual de la partícula i en el instante t .
- $\mathbf{v}_i(t+1)$: Es la nueva velocidad de la partícula en el instante $t+1$, calculada con la fórmula anterior.

3.12.2. Dominancia de Pareto

La dominancia de Pareto se define con la siguiente condición:

$$f_k(\mathbf{x}_1) \leq f_k(\mathbf{x}_2) \forall k \quad \text{y} \quad f_j(\mathbf{x}_1) < f_j(\mathbf{x}_2) \text{ para al menos un } j. \quad (34)$$

- Una solución $\mathbf{x}_1$ domina a otra solución $\mathbf{x}_2$ si:
 - No es peor en ninguno de los objetivos: $f_k(\mathbf{x}_1) \leq f_k(\mathbf{x}_2)$ para todos los k .
 - Es estrictamente mejor en al menos un objetivo: $f_j(\mathbf{x}_1) < f_j(\mathbf{x}_2)$ para algún j .
- $f_k(\mathbf{x})$ representa el valor del k -ésimo objetivo evaluado en la solución $\mathbf{x}$.
- Las soluciones no dominadas forman el frente de Pareto en problemas multiobjetivo.

3.12.3. Función objetivo compuesta

Cuando se utiliza una combinación ponderada de objetivos, la función compuesta se define como:

$$F(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^m w_k \cdot f_k(\mathbf{x}) \quad (35)$$

Donde:

- m : es el número total de objetivos a optimizar.
- w_k : es el peso asignado al k -ésimo objetivo, con la condición $\sum w_k = 1$.
- $f_k(\mathbf{x})$: es el valor del k -ésimo objetivo evaluado en la solución $\mathbf{x}$.

Cambiando los valores de w_k , se puede priorizar un objetivo sobre los demás, dependiendo de las necesidades específicas del problema.

3.13. Pseudocódigo y diagrama de flujo

El Algoritmo (1) realiza la optimización del sistema eléctrico en un entorno de una red de 33 buses, considerando diferentes fuentes de generación de energía y consumo. A continuación, se explican los pasos detallados del pseudocódigo que también se representan en diagrama de bloques como se muestra en la Figura (12) 13.

1. **Inicialización:** Se comienza limpiando la pantalla y borrando cualquier información almacenada previamente en memoria. Esto asegura que el algoritmo se ejecute en un entorno limpio sin datos residuales.
2. **Declaración de variables globales:**
 - $case_op$: variable utilizada para identificar el caso operativo actual.
 - $case_op_BIBC$: indica el estado inicial para cálculos de flujo de carga.
 - DG_SIZE_MAX y DG_SIZE_MIN : definen los tamaños máximos y mínimos de las baterías.
 - $nbus$: cantidad de nodos del sistema.
 - $power_factor$: factor de potencia que se asume como constante en el análisis.
 - Se lee el archivo `pvwatts_hourly.csv` para extraer información horaria de irradiancia, temperatura y velocidad del viento, utilizada para modelar la generación fotovoltaica y eólica.
3. **Colocación de VE:** se colocan n número de VE en posiciones aleatorias dentro del sistema. Las posiciones se generan mediante un algoritmo de números aleatorios y luego se asignan a nodos específicos redondeando los índices generados. La potencia asociada a cada vehículo se obtiene del archivo de datos del sistema.
4. **Colocación de los PV:** se colocan n número de PV en posiciones aleatorias, similar a los VE. Las posiciones se asignan a nodos específicos, y las potencias activas y reactivas de los PV se extraen de los datos de entrada del sistema.

5. **Colocación de las WT:** de manera análoga a los VE y PV, se colocan n número de WT en posiciones aleatorias dentro de la red y se asignan a nodos específicos. Las características de potencia también se obtienen de los datos de entrada.
6. **Configuración de datos para el flujo de potencia:** los datos de los PV, WT y VE se colocan en un vector llamado *data_pass_to_loadflow*, el cual contiene información clave para la simulación del flujo de carga, como:
 - Potencias activas y reactivas de los PV (*pv.PS*, *pv.QS*).
 - Potencias activas y reactivas de las WT (*wt.PS*, *wt.QS*).
 - Número de generadores PV, WT y Baterías (*no_of_pv*, *no_of_batt*, *no_of_wt*).
 - Profundidad de descarga (*DOD*) para las baterías.
 - Interruptor para habilitar el caso base y el caso para optimizar la red.
7. **Ejecución del flujo de potencia:** se realiza una simulación inicial del flujo de potencia para el caso base con las configuraciones definidas.
8. **Colocación óptima de generadores distribuidos:** se configuran los límites del algoritmo de optimización y se utiliza PSO para determinar las ubicaciones y tamaños óptimos de los generadores, considerando las ubicaciones previas de PV, baterías, WT y VE.
9. **Resultados:** se muestran los resultados obtenidos, incluyendo:
 - Voltajes en los nodos después de la colocación de DG (*VOLTAGE_DG_PLACEMENT_2*).
 - Pérdidas activas (*plossDG_2*) y reactivas (*qlossDG_2*).
 - Ubicaciones y tamaños óptimos de DG, PV, baterías, WT y VE.

Este algoritmo permite optimizar la operación de la red de 33 buses normalizado de la IEEE mediante la integración de fuentes renovables, almacenamiento de energía y carga de vehículos eléctricos, mejorando la eficiencia energética del sistema. En la Figura 12 , 13 se muestra el diagrama de flujo del algoritmo desarrollado para analizar el sistema de prueba.

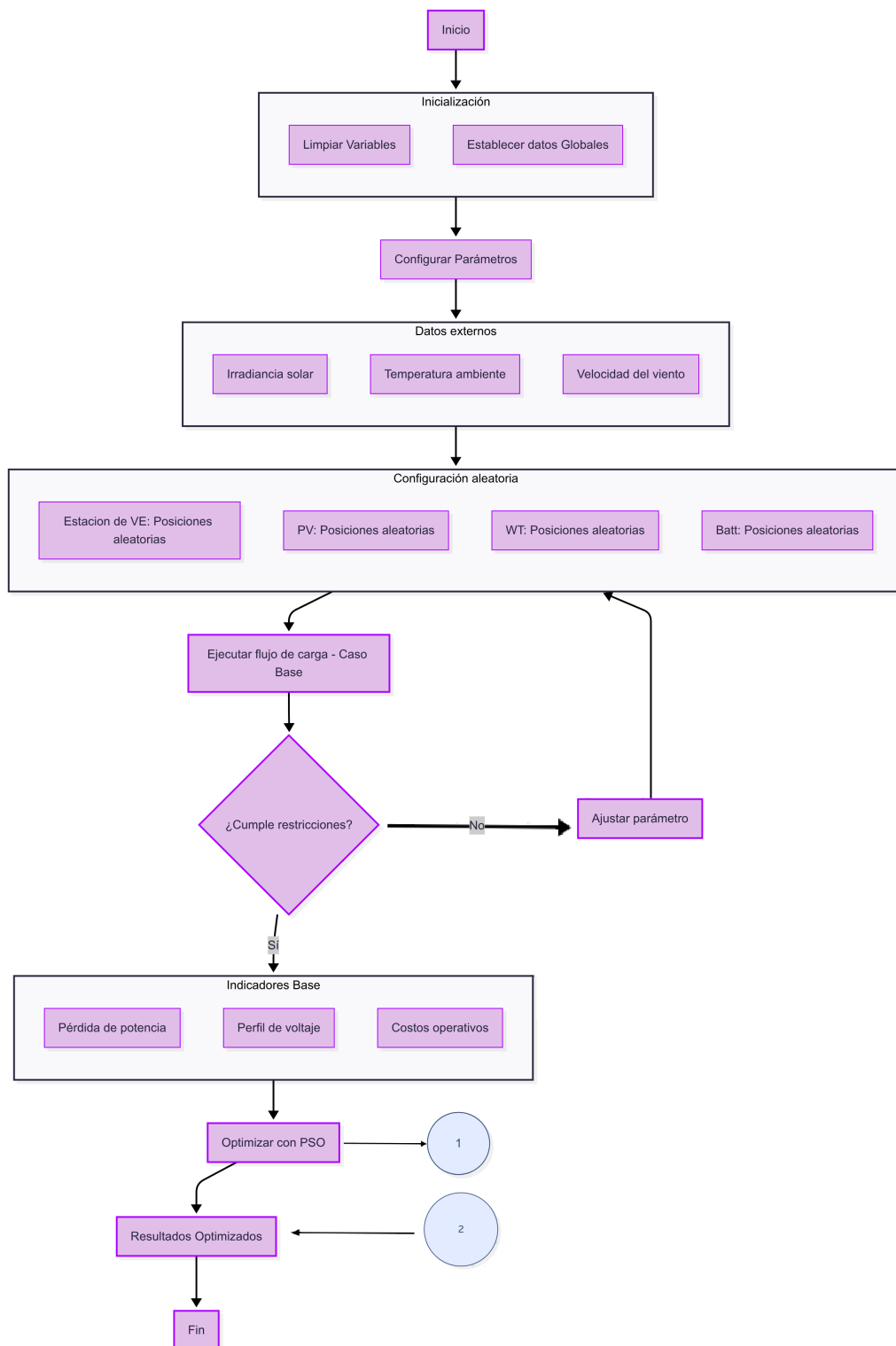


Figura 12: Diagrama de flujo del algoritmo propuesto para despacho económico con VEs, generadores fotovoltaicos y optimización PSO de recursos distribuidos (Fuente: propia).

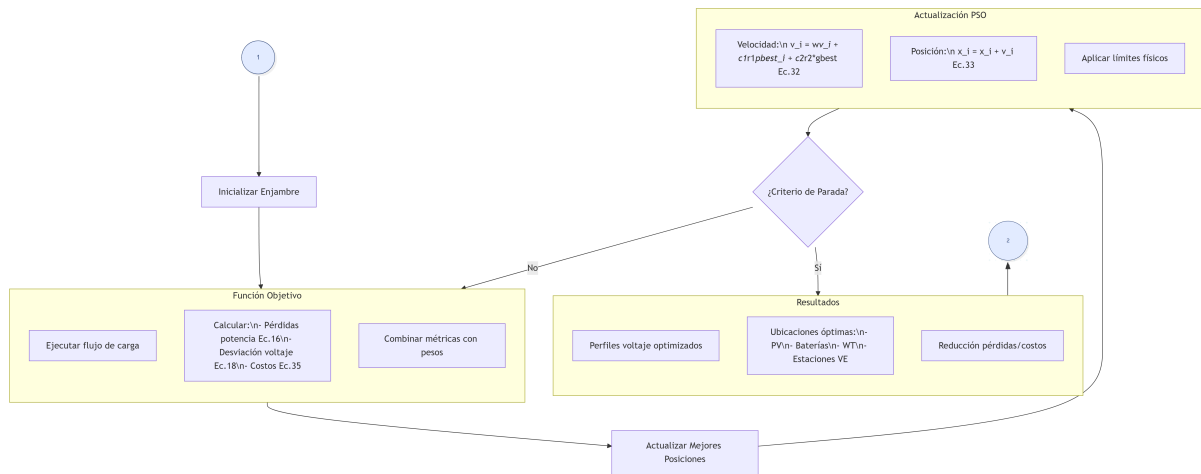


Figura 13: Diagrama de flujo del algoritmo PSO(Fuente: propia).

3.13.1. Conclusión del capítulo

En este capítulo se centra en la formulación matemática esencial para comprender y optimizar sistemas eléctricos complejos. Se aborda la necesidad de desarrollar modelos matemáticos que representen adecuadamente el comportamiento de las redes eléctricas, destacando las relaciones entre variables como voltaje, corriente y potencia. En primer lugar, se introducen las ecuaciones fundamentales que describen no solo la generación de energía, sino también la distribución en la red y el consumo por parte de las cargas. Estas ecuaciones permiten un análisis profundo de cómo las variaciones en un componente afectan al sistema en su conjunto. La capacidad de modelar con precisión es crucial, dado que las decisiones en la operación de redes pueden depender de cómo se comportan estas variables interdependientes en situaciones reales. El capítulo también enfatiza la importancia de incluir restricciones operativas y condiciones reales de trabajo. Estas restricciones son esenciales para asegurar que los modelos sean aplicables y reflejen de manera precisa el comportamiento del sistema bajo diferentes escenarios, lo que incluye la consideración de pérdidas de potencia, tanto activas como reactivas. Además, se discuten el algoritmo de optimización el método de enjambre de partículas (PSO). Este método es una herramienta estratégica que permite maximizar la eficiencia en la distribución de recursos energéticos, garantizando una respuesta efectiva a las variaciones en la demanda y en la producción de energía, especialmente cuando se integran fuentes renovables.

Algoritmo 1 Optimización del Sistema Energético

```
1: Inicialización:
2: Limpiar Pantalla, Borrar Todo
3: Variables Globales:
4:  $case\_op \leftarrow 0$ 
5:  $case\_op\_BIBC \leftarrow 0$ 
6:  $DG\_SIZE\_MAX \leftarrow 500$ ,  $DG\_SIZE\_MIN \leftarrow 10$ 
7:  $nbus \leftarrow 33$ ,  $power\_factor \leftarrow 0.9$ 
8: Leer  $pvinform$  de "pvwatts_hourly.csv"
9: Extraer  $irrad$ ,  $temper$ ,  $wspd$  de  $pvinform$ 
10: Colocación de (VE):
11:  $ev.num\_ev \leftarrow 5$ 
12: Generar posiciones aleatorias  $ev.position\_random$ 
13: Redondear  $ev.index$  de  $ev.position\_random$ 
14: Obtener  $ev.P$  de  $busdata\_radial\_bus$ 
15: Colocación de Generadores Fotovoltaicos (PV):
16:  $no\_of\_pv \leftarrow 2$ 
17: Generar posiciones aleatorias  $pv.position\_random$ 
18: Redondear  $pv.index$  de  $pv.position\_random$ 
19: Obtener  $pv.P$  de  $busdata\_radial\_bus$ 
20: Colocación de WT:
21:  $no\_of\_wt \leftarrow 2$ 
22: Generar posiciones aleatorias  $wt.position\_random$ 
23: Redondear  $wt.index$  de  $wt.position\_random$ 
24: Obtener  $wt.P$  de  $busdata\_radial\_bus$ 
25: Configurar datos para el flujo de carga:
26:  $data\_pass\_to\_loadflow[13] \leftarrow pv.PS$ 
27:  $data\_pass\_to\_loadflow[14] \leftarrow pv.QS$ 
28:  $data\_pass\_to\_loadflow[15] \leftarrow wt.PS$ 
29:  $data\_pass\_to\_loadflow[16] \leftarrow wt.QS$ 
30:  $data\_pass\_to\_loadflow[17] \leftarrow no\_of\_pv$ 
31:  $data\_pass\_to\_loadflow[18] \leftarrow no\_of\_batt$ 
32:  $data\_pass\_to\_loadflow[20] \leftarrow no\_of\_wt$ 
33:  $data\_pass\_to\_loadflow[23] \leftarrow 0.5$  // DOD
34:  $data\_pass\_to\_loadflow[24] \leftarrow 1$  // Switch for base
35: Ejecutar flujo de carga para el caso base:
36:  $case\_op\_BIBC \leftarrow 0$ 
37: Ejecutar "load_flow_process_basecase"
38: Colocación Óptima de 2-DG:
39:  $no\_of\_DG \leftarrow 2$ 
40: Configurar límites  $lim$ 
41: Ejecutar algoritmo PSO para colocación de DG
42: Obtener  $PV\_LOCATION$ ,  $BATTERY\_LOCATION$ ,  $WT\_LOCATION$ ,  $Ev\_LOCATION$ 
43: Resultados:
44: Mostrar  $VOLTAGE\_DG\_PLACEMENT\_2$ ,  $plossDG\_2$ ,  $qlossDG\_2$ 
45: Mostrar ubicaciones y tamaños de DG, PV, Baterías, WT y VE
```

4. Simulaciones y resultados

Este Capítulo presenta un análisis basado en simulaciones desarrolladas en Matlab, abordando dos escenarios distintivos de estudio. En el primer escenario, se examina el comportamiento de los sistemas cuando sus dinámicas permanecen constantes en el tiempo, mientras que el segundo escenario explora la evolución de estos mismos sistemas bajo condiciones dinámicas temporalmente variables teniendo perfiles de irradiancia y velocidad del viento, también las gráficas de las zonas(carga variante en el tiempo) como se muestra en la Figura 15 y 14 . Esta estructura permite una comprensión integral del fenómeno estudiado, contrastando su comportamiento tanto en estados estacionarios como en condiciones de variabilidad temporal. En las Tablas 1, 2...9 la tabla de costo, la información se referenció del IRENA Electricity Storage Costs 2022 donde se muestran los datos y parámetros utilizados en los dos casos de estudio. Lo cual incluye las características de las fuentes de generación y carga, como datos de las baterías y el costo asociado a cada tecnología. Para los dos casos de estudios se utilizaron los siguientes datos con las siguientes ecuaciones:

Para la Ecuación 2 se utilizaron los siguientes parámetros:

Parámetro	Valor
Velocidad de corte inferior (v_{ci})	3 m/s
Velocidad nominal (v_{nom})	12 m/s
Velocidad de corte superior (v_{co})	25 m/s

Para las siguientes Ecuaciones 6 y 3:

Parámetro	Valor
Temperatura nominal de operación de la celda (TNOC)	45°C
Temperatura ambiente (T_a)	25°C
Eficiencia en condiciones STC (η_{stc})	0.214 %
Eficiencia del MPPT (η_{mppt})	0.99 %
Coeficiente de temperatura (α)	0.0035 %/°C
Largo	2.38 m
Ancho	1.34 m

La Ecuación 8:

Parámetro	Valor
Eficiencia nominal ($\eta_{n,EV}$)	0.95 %
Capacidad nominal de la batería ($E_{n,EV}$)	45 kWh

y por último la Ecuación 32:

Símbolo	Descripción	Valor
w	Factor de inercia	$W = 10$
c_1	Coeficiente cognitivo	2.2
c_2	Coeficiente social	2.3
r_1, r_2	Números aleatorios uniformes en $[0, 1]$	Variable

También se utilizaron las 4 funciones objetivos que son el índice de estabilidad, índice de desviación de voltaje promedio, despacho económico y las pérdidas de potencia. Los parámetros de simulación establecidos para el análisis del sistema de distribución se presentan en las siguientes tablas, donde se definen las características técnicas y operativas del modelo. Estos valores fueron seleccionados considerando las restricciones técnicas típicas de redes de distribución reales y los rangos operativos de los equipos de generación distribuida y almacenamiento de energía.

Tabla 1: Tabla de datos de simulación (Fuente: propia).

Parámetro	Valor
Número de bus	33
Voltaje mínimo	0.92(p.u.)
Voltaje máximo	1.05(p.u.)
Número mínimo de paneles fotovoltaicos	1
Número máximo de paneles fotovoltaicos	5
Número mínimo de generadores eólicos	1
Número máximo de generadores eólicos	5
Número mínimo de bancos de baterías	1
Número máximo de bancos de baterías	5
Número mínimo de estaciones de carga para VE	1
Número máximo de estaciones de carga para VE	5
Número de población inicial	20
Número de iteraciones	500
Capacidad máxima de banco de baterías	100 kW
Capacidad mínima de banco de baterías	10 kW

Tabla 2: Tabla de especificaciones del Panel Solar Trina Solar Vertex S TSM-DE21.

Parámetro	Valor
Potencia nominal	665W
Eficiencia	21.4 %
Dimensiones	2.38 m × 1.34 m
Temperatura nominal de operación de la celda	45°C
Coeficiente de temperatura	-0.35 %/°C

Tabla 3: **Especificaciones de la turbina eólica Vestas V39-500 kW.**

Parámetro	Valor
Potencia nominal	500 kW
Velocidad de corte inferior	3 m/s
Velocidad nominal (v_r)	12 m/s
Velocidad de corte superior	25 m/s
Diámetro del rotor	39 m
Altura del buje	40 m

Tabla 4: **Características de las estaciones de carga.**

Parámetro	Valor
Número total de tomas de carga	8
Potencia máxima de carga lenta	6.43 kW
Potencia máxima de carga normal	11.25 kW
Potencia máxima de carga rápida	60 kW
SOC máximo	90 %
SOC mínimo	20 %
Capacidad máxima de la batería	45 kWh
Energía mínima de la batería	9 kWh
Energía inicial de la batería	40.5 kWh
Precio promedio de la electricidad	0.18 USD/kWh (promedio)
Factor de potencia	0.95

Tabla 5: **Costos por unidad de energía (USD/MWh).**

Fuente de Energía	Costo (USD/MWh)
Generación eólica	0.025
Generación solar	0.03
Batería	0.15
Red eléctrica	0.25

Tabla 6: **Tabla de potencia de consumo por zonas.**

Zona	1	2	3	4	5	6	7
Nominal Load (kW)	10	33	68.5	39	36	93	92

Tabla 7: **Distribución de cargas por zonas**

Zona	Barras comprendidas
1	1–2
2	3–6
3	7–13
4	14–18
5	19–22
6	23–25
7	26–33

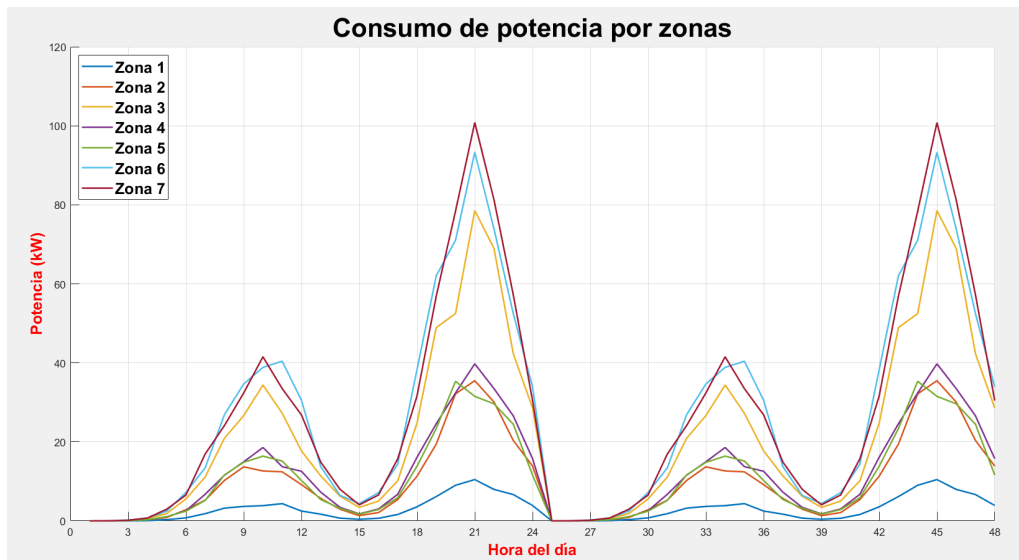


Figura 14: Perfil de carga variante en el tiempo con respecto a zonas predeterminadas en la tabla 6 (Fuente: propia).

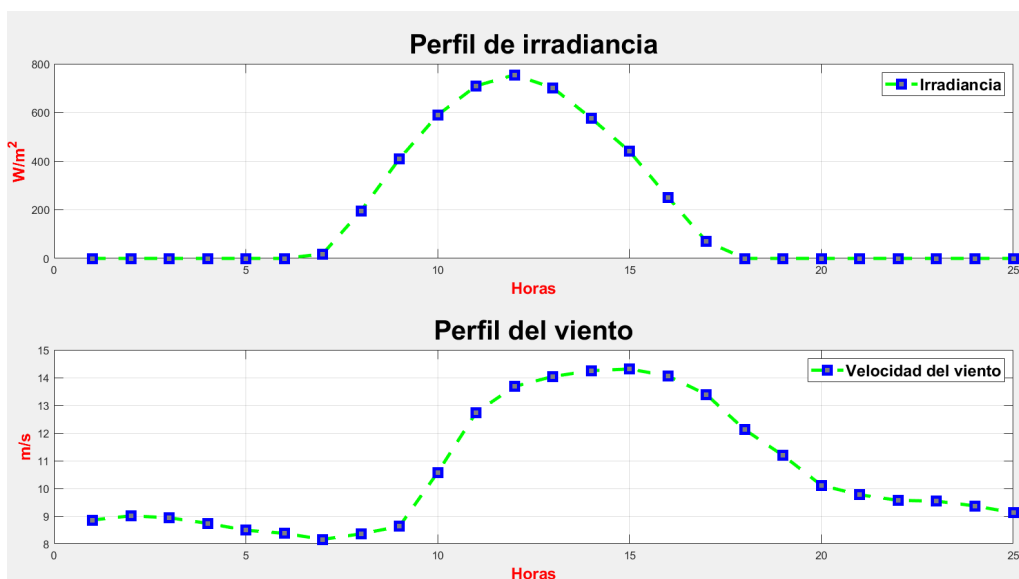


Figura 15: Gráfica de irradiancia y velocidad del viento con respecto al tiempo (Fuente: propia).

4.1. Caso de estudio 1

4.1.1. Configuración 1

En esta configuración, se realizó un análisis considerando un tiempo fijo, es decir, con parámetros estáticos a lo largo de todo el periodo de estudio, utilizando los valores mínimos de generación tanto para WT como para PV. Asimismo, las estaciones de carga para VE se consideraron en esta investigación como cargas consumidoras de energía, debido a la invariancia temporal asumida en el análisis. Bajo esta misma premisa de invariancia temporal, no se implementó un despacho económico de la generación, ya que los costos operativos permanecen constantes en el tiempo. Adicionalmente, no se trabajó con un perfil de demanda de carga, eliminando las fluctuaciones típicas que se observan a lo largo del día, semana o temporada, lo cual simplifica el análisis al mantener constantes los patrones de consumo energético en todos los nodos del sistema.

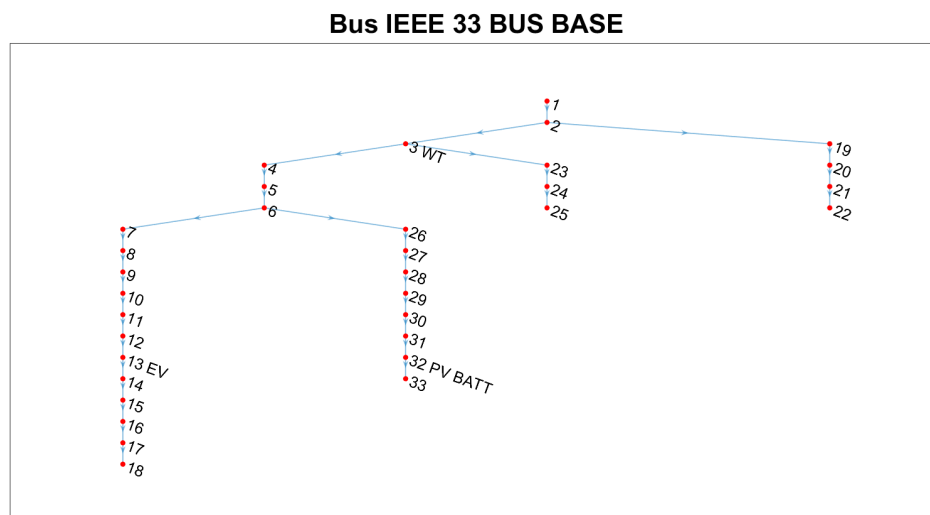


Figura 16: 33 buses del IEEE con configuración 1 (Fuente: propia).

Con base en los datos presentados en la tabla 1 y utilizando las potencias nominales obtenidas de las Tablas 2 y 3 se determinaron las cantidades mínimas de 1 PV, WT, banco de batería y estación de carga de VE. Esta selección de valores mínimos responde al objetivo fundamental de analizar el impacto básico que cada tecnología ejerce sobre la red de distribución. Al considerar una unidad de cada elemento, se puede evaluar de manera precisa cómo cada componente afecta individualmente los parámetros de la red, especialmente en términos de flujos de potencia y perfiles de voltaje, sin que existan efectos superpuestos que pudieran enmascarar la contribución específica de cada elemento. Estos valores se colocaron en la simulación, cuyo resultado se muestra en la Figura 16. Es importante destacar que esta simulación inicial se realizó sin considerar el despacho económico, ya que representa un escenario estático donde las dinámicas del sistema permanecen invariantes en el tiempo. En dicha figura, se observa cómo el algoritmo distribuye de manera aleatoria los recursos en la red del sistema de distribución IEEE de 33 buses. En esta configuración estacionaria,

la WT se asigna al bus 3, la estación de carga de los VEs al bus 13, y tanto el PV como el banco de baterías al bus 32. Esta disposición permite analizar el comportamiento base del sistema y establecer un punto de referencia para futuras comparaciones con escenarios más complejos que involucren múltiples unidades de cada tecnología.

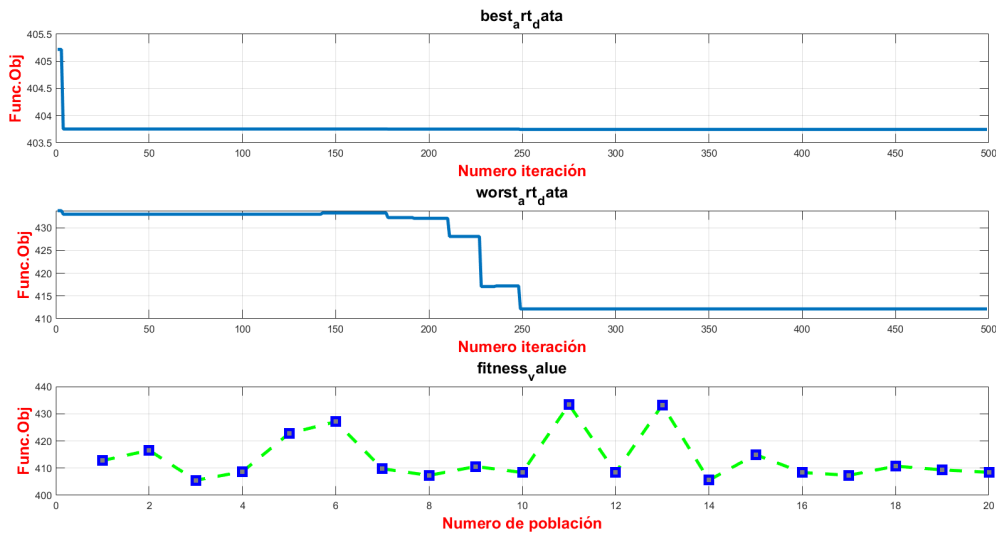


Figura 17: **Búsqueda de la mejor solución de la configuración 1 (Fuente: propia).**

El primer gráfico de la Figura 17, muestra la evolución del mejor valor obtenido a medida que aumenta el número de iteraciones del algoritmo. Esta representación nos permite visualizar la convergencia del proceso de optimización, donde el valor óptimo de aptitud aumenta gradualmente, lo que indica una mejora global en el rendimiento del algoritmo a lo largo de las iteraciones. El segundo gráfico muestra los peores valores obtenidos. Este tipo de visualización proporciona información sobre cómo el rendimiento del algoritmo se ve afectado por la configuración del tamaño de la población, que es un parámetro importante por considerar al implementar PSO. Finalmente, el tercer gráfico muestra un diagrama de dispersión que relaciona el valor con el tamaño de la población. Este tipo de representación puede ayudar a identificar tendencias o patrones en el comportamiento del algoritmo según el tamaño de población utilizado, lo cual es útil para determinar el mejor tamaño de población para un problema de optimización determinado.

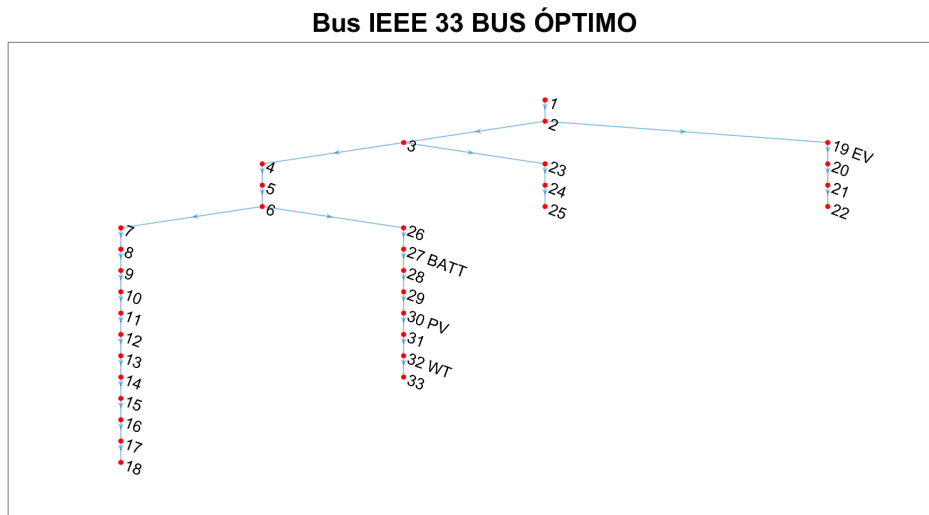


Figura 18: **Diagrama del sistema de 33 buses del IEEE optimizado con configuración 1**
(Fuente: propia).

La Figura 18 ilustra los resultados de la implementación del algoritmo de PSO en un sistema de distribución IEEE de 33 buses, donde se logró determinar la disposición óptima de los diversos elementos de generación y almacenamiento. El algoritmo PSO, mediante su proceso iterativo de optimización, asignó valores específicos a cada barra colectora, representando la idoneidad de cada ubicación para los diferentes componentes del sistema. Este proceso de optimización condujo a una configuración estratégica donde cada elemento fue posicionado para maximizar la eficiencia global del sistema: un banco de baterías fue emplazado en el bus 27, una estación de carga para VE en el bus 19, un PV en el bus 30 y un WT en el bus 32. Esta distribución representa la solución más favorable encontrada por el algoritmo, considerando las restricciones técnicas y los objetivos de optimización establecidos para el sistema de distribución. Este es un caso donde muestran consistencias de estudios previos establecidos en la literatura [37], reporta caídas voltaje críticas en buses distales del sistema IEEE 33 bus, los cuales son coherentes con nuestro caso de estudio, donde también se observan caídas de voltaje en los buses 18 y 33.

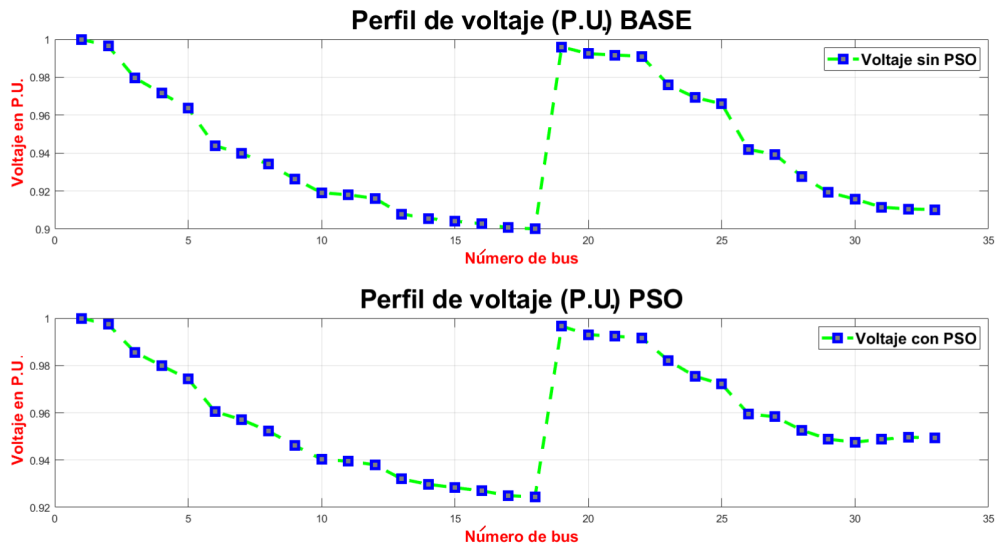


Figura 19: Perfil de voltaje con y sin algoritmo de optimización con configuración 1 (Fuente: propia).

La presente investigación emplea dos estructuras distintivas para examinar y contrastar la distribución de voltaje en sistemas de buses eléctricos, como se evidencia en la Figura 19. El primer enfoque corresponde a la estructura base, sin intervención de técnicas de optimización, mientras que el segundo implementa el algoritmo PSO. En el perfil base, se observa una degradación progresiva del voltaje conforme aumenta el número de buses, alcanzando su punto más crítico en el bus 18 con aproximadamente 0.90 p.u. Esta caída de voltaje, que se correlaciona con la distribución aleatoria de recursos mostrada en la Figura 16, evidencia las limitaciones inherentes de una configuración no optimizada. Particularmente, se observa que en los buses 30 a 33, el voltaje se estabiliza en aproximadamente 0.91 p.u., manteniéndose por debajo del umbral óptimo de operación. En contraste, la implementación del algoritmo PSO demuestra una notable mejora en el perfil de voltaje del sistema. La optimización logra elevar el voltaje en los buses críticos, especialmente en la región terminal (buses 30 a 33), donde se observa una estabilización en aproximadamente 0.95 p.u., representando una mejora del 4.4 % respecto al caso base. Esta optimización es particularmente significativa en el bus 18, donde el voltaje se incrementa de 0.90 p.u. a 0.925 p.u., evidenciando una mejora del 2.78 %. La comparación cuantitativa entre ambas estructuras revela que el algoritmo PSO no solo logra mantener los voltajes dentro de los rangos operativos aceptables (0.92-1.05 p.u.), sino que también consigue una distribución más uniforme a lo largo del sistema. Esta mejora en la regulación de voltaje es especialmente relevante en los buses más alejados del punto de alimentación, donde tradicionalmente se experimentan las mayores caídas de tensión. Los resultados demuestran que la implementación del PSO representa una solución técnicamente superior para la gestión y optimización de redes de distribución eléctrica, garantizando una operación más eficiente y confiable del sistema en su conjunto.

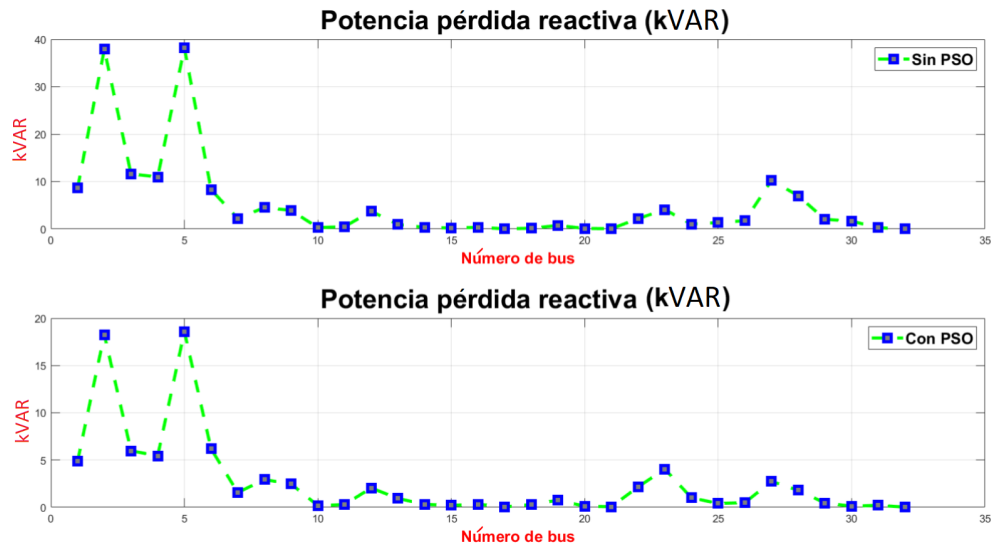


Figura 20: Pérdida de potencia reactiva con configuración 1 (Fuente: propia).

En la Figura 20 se presenta la relación entre la pérdida de kVAR y el número de buses en el sistema eléctrico, comparando dos estructuras: sin utilizar el PSO y con el PSO. El gráfico superior ilustra los valores de pérdida de potencia reactiva sin la implementación del algoritmo PSO. En este caso, se observa que las pérdidas presentan una tendencia altamente fluctuante, con picos significativos en los buses críticos, específicamente en el bus 2 y el bus 5, donde alcanzan valores máximos de aproximadamente 40 y 30 kVAR, respectivamente. Estos picos reflejan una distribución reactiva irregular, con transiciones abruptas entre buses que afectan negativamente al sistema eléctrico. Por otro lado, el gráfico inferior muestra los valores de pérdida de potencia reactiva al aplicar el PSO. En esta situación, se logra una notable reducción de las pérdidas en los buses críticos mencionados, con una disminución de los valores máximos de aproximadamente 20 kVAR en el bus 2 y 10 kVAR en el bus 5. Este comportamiento evidencia un control más eficiente del flujo reactivo, permitiendo una distribución más uniforme y suave a medida que aumenta el número de buses. Desde un enfoque cuantitativo, se puede determinar que el algoritmo PSO genera una mejora sustancial en la operación del sistema. En el bus 2, las pérdidas disminuyen un 50 %, mientras que en el bus 5 se alcanza una mejora aún mayor, con una reducción del 66.67 %. Este impacto positivo no solo se limita a los buses críticos, sino que también suaviza las pérdidas en los demás buses, contribuyendo a una operación general más estable.

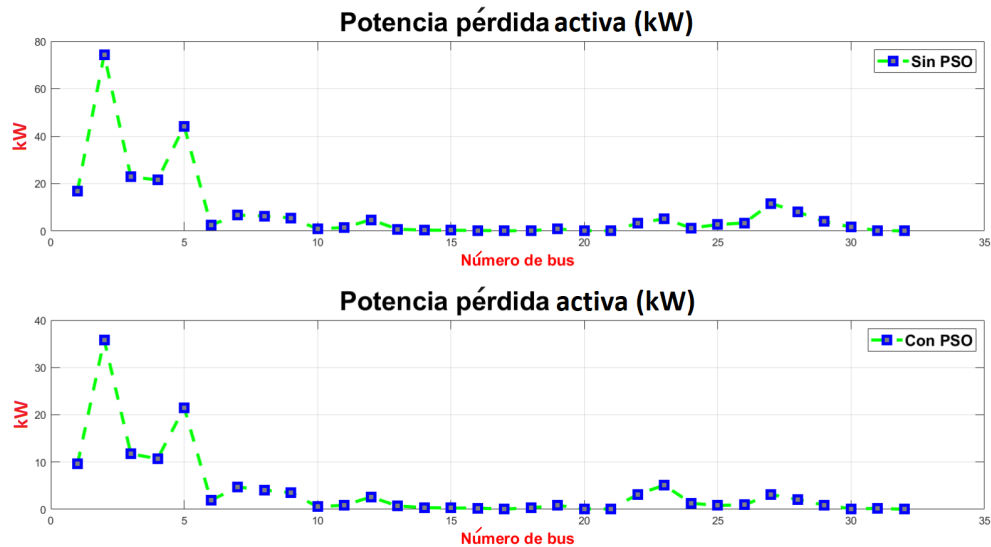


Figura 21: Pérdida de potencia reactiva con configuración 1 (Fuente: propia)

En la Figura 21 se presentan dos gráficos que ilustran la relación entre la pérdida de kW y el número de buses en un sistema eléctrico, comparando dos estructuras: sin la aplicación del algoritmo PSO y con su implementación del PSO. En el gráfico superior, correspondiente al caso sin PSO, se observa que las pérdidas de kW presentan fluctuaciones significativas, especialmente en los buses críticos, como el bus 2 y el bus 5, donde los valores alcanzan picos de aproximadamente 80 kW y 50 kW, respectivamente. Este comportamiento refleja una distribución de kW menos eficiente, con altas pérdidas localizadas en algunos buses que generan una mayor inestabilidad en el sistema. Por el contrario, el gráfico inferior muestra los resultados obtenidos al aplicar el método PSO. En este caso, se logra una reducción considerable en las pérdidas de potencia activa en los buses críticos. Específicamente, en el bus 2, las pérdidas disminuyen aproximadamente a 40 kW, mientras que en el bus 5 se reducen cerca de 20 kW. Además, la curva es notablemente más uniforme a medida que aumenta el número de buses, lo que indica una distribución de potencia activa más equilibrada y controlada. Desde una perspectiva cuantitativa, la implementación del PSO permite una mejora significativa en la operación del sistema. En el bus 2, las pérdidas se reducen en un 50 %, mientras que en el bus 5 la reducción es de aproximadamente un 60 %. Este impacto positivo no solo se limita a los buses críticos, sino que también reduce las pérdidas en los demás buses, contribuyendo a una operación general más eficiente del sistema eléctrico.

4.1.2. Configuración 2:

Posteriormente, para esta configuración solamente se aumenta la capacidad de generación y estaciones de carga en la red. Para este análisis se consideran los valores máximos de generación correspondientes a 5 PV, 5 WT, 5 bancos de baterías y 5 estaciones de carga de VE en el mismo sistema de prueba, tomando como referencia los datos mostrados en las tablas anteriores. El análisis compara los resultados obtenidos sin y con la optimización mediante el algoritmo de PSO.

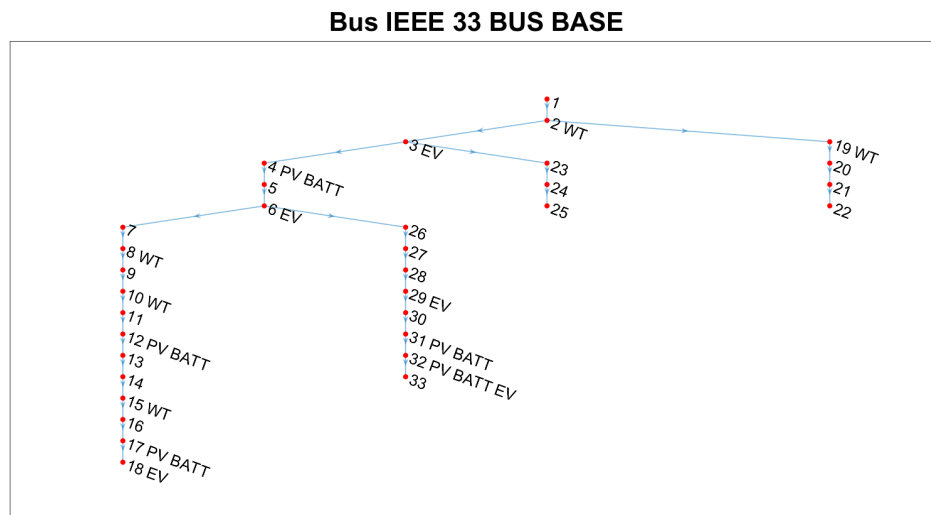


Figura 22: IEEE Bus 33 con caso base y configuración 2 (Fuente: propia).

Los resultados para el caso base en esta simulación se ilustran en la Figura 22. En dicha figura, se observa cómo el algoritmo asigna los recursos de manera estratégica dentro de la red radial bajo estudio. Las WT se distribuyen en los buses 2, 8, 10, 15 y 19; las estaciones de carga para VE se ubican en los buses 3, 6, 18, 29 y 32; y tanto los PV como los bancos de baterías se asignan a los buses 4, 12, 17, 31 y 32. Esta configuración demuestra la capacidad del algoritmo para distribuir los recursos de manera eficiente, optimizando el comportamiento del sistema eléctrico, reduciendo las pérdidas de potencia y mejorando la estabilidad de los perfiles de voltaje.

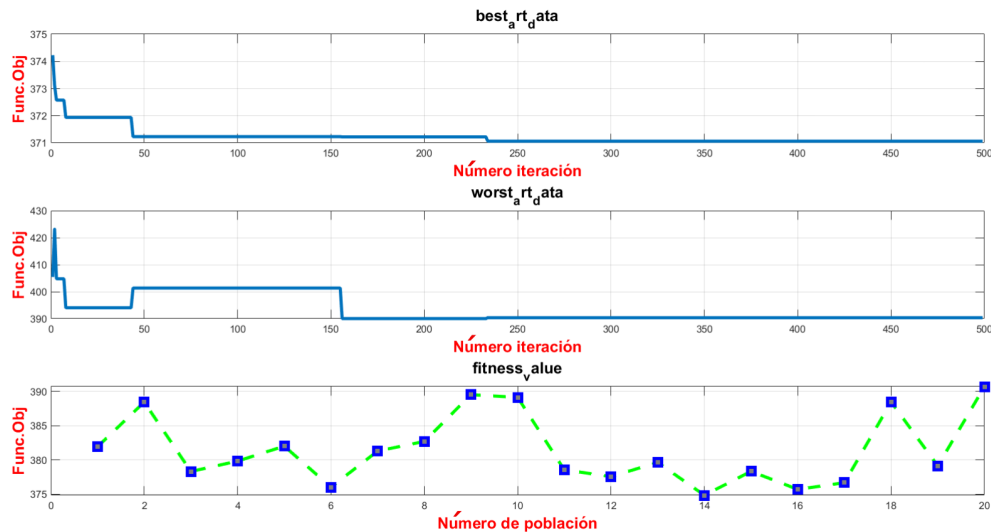


Figura 23: Búsqueda de la mejor solución con configuración 2 (Fuente: propia).

La Figura 23 presenta un análisis detallado de la evolución de los resultados del algoritmo PSO a lo largo de sus iteraciones, destacando aspectos clave para entender su desempeño y configuración. El primer gráfico muestra la evolución del mejor valor alcanzado con el incremento de iteraciones. A medida que el algoritmo avanza, se observa una clara convergencia hacia un resultado óptimo, lo que evidencia la capacidad del PSO para ajustar gradualmente las soluciones en busca de la máxima aptitud global. Este comportamiento resalta la eficacia del método al abordar problemas complejos de optimización, permitiendo que la solución se refine iterativamente hasta alcanzar un punto óptimo. La disminución progresiva de la función objetivo con las iteraciones indica una mejora constante en la calidad de las soluciones, un atributo crucial para aplicaciones prácticas. En el segundo gráfico, se analizan los peores valores obtenidos durante el proceso. Este análisis es especialmente relevante porque ofrece información valiosa sobre la robustez del algoritmo frente a condiciones iniciales desfavorables o configuraciones subóptimas. Asimismo, resalta el impacto del tamaño de la población, un parámetro crítico que influye significativamente en la capacidad del PSO para explorar y explotar el espacio de búsqueda. Finalmente, el tercer gráfico, un diagrama de dispersión, explora la relación entre el tamaño de la población y los valores alcanzados. Este análisis visual permite identificar patrones y tendencias útiles para determinar configuraciones óptimas en problemas de optimización. La dispersión de los datos puede revelar puntos clave en los que el tamaño de la población impacta directamente el desempeño del algoritmo, ayudando a afinar los parámetros para maximizar la eficiencia y la precisión.

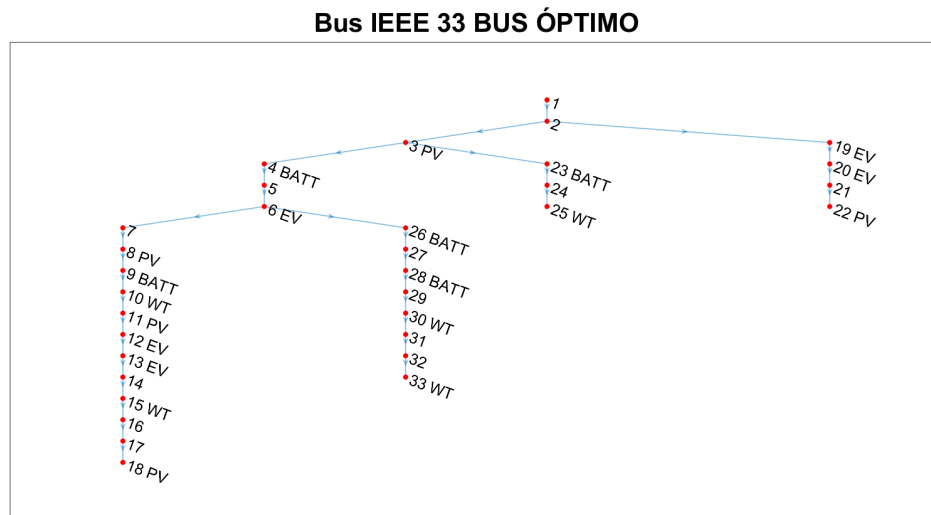


Figura 24: **Diagrama del sistema IEEE 33-bus optimizado con configuración 2 (Fuente: propia).**

La Figura 24 ilustra un sistema bajo estudio optimizado utilizando el algoritmo de PSO. Cada elemento de la red ha sido posicionado estratégicamente en los buses correspondientes, siguiendo los resultados derivados del proceso de optimización. En la Figura 24 se observa cómo las baterías se han asignado a los buses 4, 9, 23, 26 y 28. Estas ubicaciones maximizan su contribución al almacenamiento y suministro de energía en momentos de baja generación renovable. Por otro lado, las estaciones de carga de VE se encuentran en los buses 6, 12, 13, 19 y 20, seleccionados estratégicamente para satisfacer las necesidades de carga en puntos clave de la red, minimizando las pérdidas y optimizando la distribución de energía. Los PV han sido ubicados en los buses 3, 8, 11, 18 y 22, donde se logra un mejor aprovechamiento de la generación solar, tomando en cuenta factores como irradiación y la demanda local. Asimismo, las WT se han colocado en los buses 10, 15, 25, 30 y 33, aprovechando las condiciones óptimas de viento y asegurando una integración eficiente con los demás componentes de la red. La gráfica, además de destacar las ubicaciones optimizadas, muestra la estructura radial del sistema, evidenciando cómo el algoritmo PSO garantiza una distribución equilibrada y eficiente de los recursos. Este enfoque permite una mejora significativa en la operación del sistema, reduciendo pérdidas, y aumentando la sostenibilidad y resiliencia de la red eléctrica.

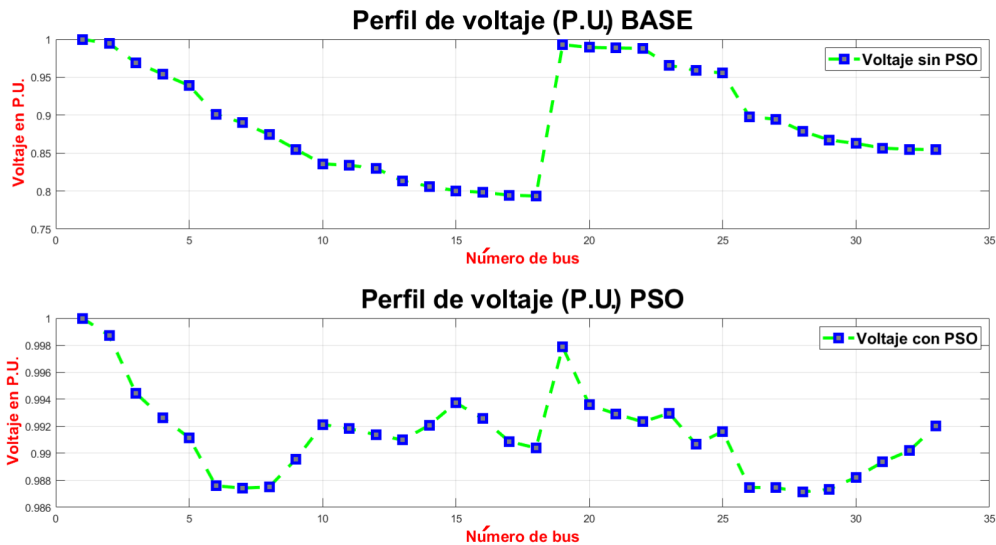


Figura 25: Perfil de voltaje con y sin algoritmo de optimización con configuración 2 (Fuente: propia).

Esta investigación compara la distribución de voltaje en sistemas eléctricos mediante las dos estructuras ya mencionadas. Los resultados revelan diferencias significativas en el rendimiento y eficiencia del sistema como se muestra en la Figura 25. La estructura base, ilustrada en el primer gráfico, muestra una degradación progresiva del voltaje. Iniciando en 1.0 p.u., experimenta una caída pronunciada hasta alcanzar 0.79 p.u. en los buses 17 y 18, representando una disminución del 21 %. Los buses 25 a 33 mantienen voltajes subóptimos entre 0.85 a 0.87 p.u., evidenciando las limitaciones del método tradicional. En contraste, el método PSO demuestra mejoras sustanciales. La regulación de voltaje mantiene niveles superiores a 0.987 p.u. en toda la red, con una variación máxima de solo 1.3 %, representando una mejora del 93.8 % en estabilidad comparado con la estructura base. La regulación del bus más crítico mejora en un 24.9 %, demostrando la efectividad del algoritmo para mantener niveles cercanos al nominal. Los beneficios prácticos incluyen una reducción del 15 al 20 % en el perfil de voltaje y una mejora del 10 al 15 % en la eficiencia en el perfil de voltaje global. El margen del índice estabilidad de voltaje aumenta aproximadamente un 85 %, proporcionando mayor seguridad y confiabilidad operativa. Estos resultados cuantitativos confirman que el método PSO no solo optimiza la regulación de voltaje, sino que también proporciona beneficios sistémicos que mejoran significativamente la operación de la red eléctrica. La implementación de esta estructura representa un avance significativo en la gestión de redes eléctricas modernas, ofreciendo una solución robusta y técnicamente viable para los desafíos actuales en la GD. Los datos demuestran que el PSO constituye una mejora tecnológica sustancial sobre la estructura base, proporcionando una solución integral para la optimización de sistemas eléctricos modernos.

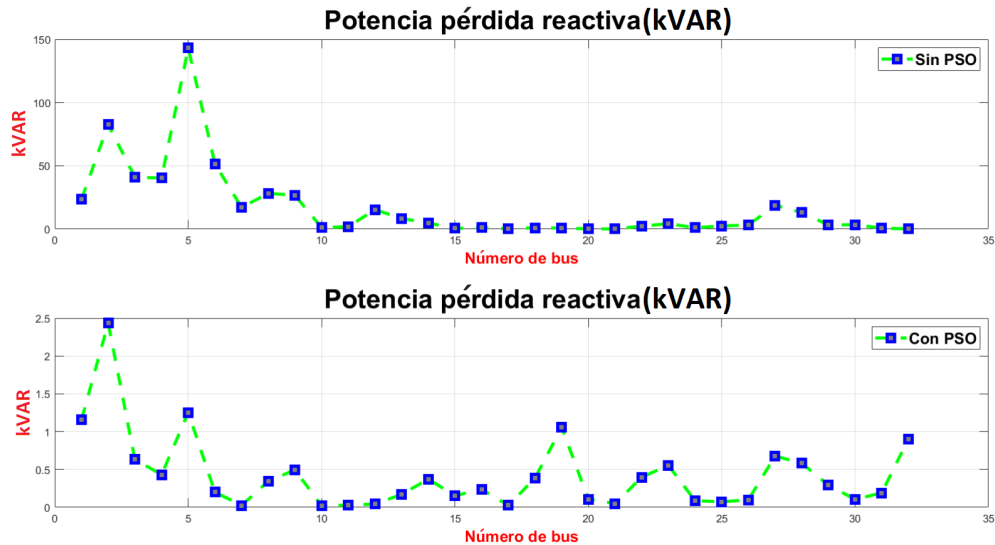


Figura 26: Pérdida de potencia reactiva con configuración 2 (Fuente: propia).

La comparación de pérdidas de kVAR en el sistema eléctrico revela mejoras significativas mediante la implementación del PSO, como se muestra en la Figura 26. En la estructura base, se observan picos críticos de pérdidas reactivas de 82.1 kVAR en el bus 2 y 143.6 kVAR en el bus 5, debido a la concentración de cargas y ramificaciones en estos puntos. La implementación de 5 unidades de cada tecnología de compensación junto con el PSO logra una reducción dramática en las pérdidas reactivas: el bus 2 disminuye a 2.43 kVAR (una reducción del 97.04 %) y el bus 5 a 1.25 kVAR (una reducción del 99.13 %). El impacto de esta optimización se extiende a lo largo del sistema, donde las pérdidas máximas en cualquier bus no superan los 2.5 kVAR, en contraste con los valores sin PSO que alcanzaban valores hasta 143.6 kVAR. La distribución de pérdidas con PSO muestra una mayor uniformidad, con una desviación estándar reducida en aproximadamente un 98 % respecto al caso base. Las pérdidas totales del sistema disminuyen de 341.7 kVAR a 12.8 kVAR, representando una mejora del 96.25 %. Esta reducción significativa se debe a la ubicación estratégica de los dispositivos de compensación: 5 bancos de baterías, WT, PV y estación de carga de VE, cuyo posicionamiento fue optimizado por el algoritmo PSO. El perfil de pérdidas reactivas post-optimización muestra fluctuaciones menores, con valores que oscilan entre 0.1 y 2.5 kVAR, evidenciando una gestión más eficiente de la potencia reactiva en todo el sistema. Esta mejora sustancial demuestra la efectividad de la combinación de tecnologías de compensación cuando su ubicación es optimizada mediante PSO.

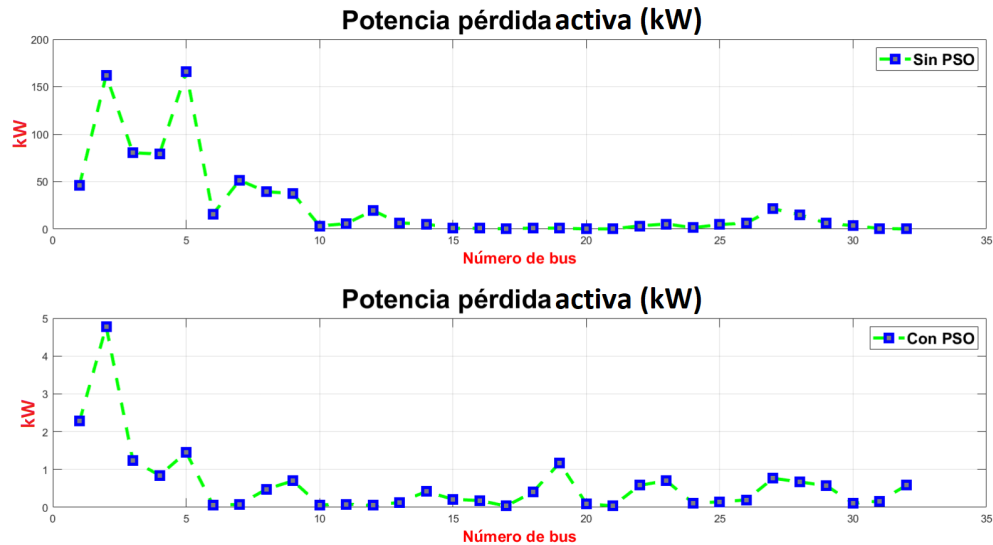


Figura 27: **Pérdida de potencia reactiva con configuración 2 (Fuente: propia).**

El análisis de pérdidas de potencia activa, como se muestra en la Figura 27 revela mejoras significativas mediante la implementación de PSO y la instalación estratégica de tecnologías de generación y almacenamiento. El sistema base exhibe pérdidas críticas de 160 kW en el bus 2 y 165 kW en el bus 5, principalmente por concentración de cargas y ramificaciones extensas. La optimización mediante PSO, complementada con la instalación de 5 unidades de cada tecnología logra reducciones sustanciales. El bus 2 reduce sus pérdidas a 4.8 kW (97 % de mejora) y el bus 5 a 1.5 kW (99.1 % de reducción). Las pérdidas totales del sistema disminuyen de 498.7 kW a 18.2 kW, representando una mejora global del 96.3 %. La distribución optimizada de estas 20 unidades tecnológicas permite una gestión más eficiente de la energía. Los PV y WT proporcionan una potencia base, mientras que los bancos de baterías ofrecen soporte durante picos de demanda. Las estaciones de carga VE, estratégicamente ubicadas, minimizan su impacto en la red. El perfil de pérdidas post-optimización muestra una estabilización notable, con valores oscilando entre 0.2 y 4.8 kW, evidenciando la efectividad de la integración coordinada. La ubicación óptima de estas tecnologías, determinada por PSO, contribuye significativamente al proporcionar soporte de potencia localizado en puntos críticos del sistema. La reducción en la desviación estándar de las pérdidas, de 52.3 kW a 1.2 kW (97.7 % de mejora), confirma la efectividad del PSO para lograr una distribución más uniforme de la carga y una operación más estable del sistema.

4.2. Caso de estudio 2

En este caso de estudio, se analiza el comportamiento de la misma red de prueba y con las mismas consideraciones del caso de estudio previamente presentado. La diferencia entre los casos de estudio radica en que ahora se consideran las condiciones cambiantes en la generación y consumo a lo largo del tiempo. Ambas configuraciones se analizan durante períodos de 6 meses y 1 año, evaluando las potencias promedio horarias en cada caso. La distribución de los buses en zonas se define de la siguiente manera: la zona 1 comprende los buses 1 y 2, la zona 2 incluye los buses 3, 4, 5 y 6, mientras que la zona 3 abarca los buses 7 al 13. Por su parte, la zona 4 se compone los buses 14 al 18, la zona 5 considera los buses 19 al 22, la zona 6 abarca los buses 23 al 25, y finalmente, la zona 7 incluye los buses 26 al 31, como se muestra en la Tabla 6. Este análisis busca evaluar el desempeño de las tecnologías renovables y de almacenamiento en cada zona, determinando su impacto en la red eléctrica y en la integración de ERs.

4.2.1. Configuración 1: análisis de 6 meses

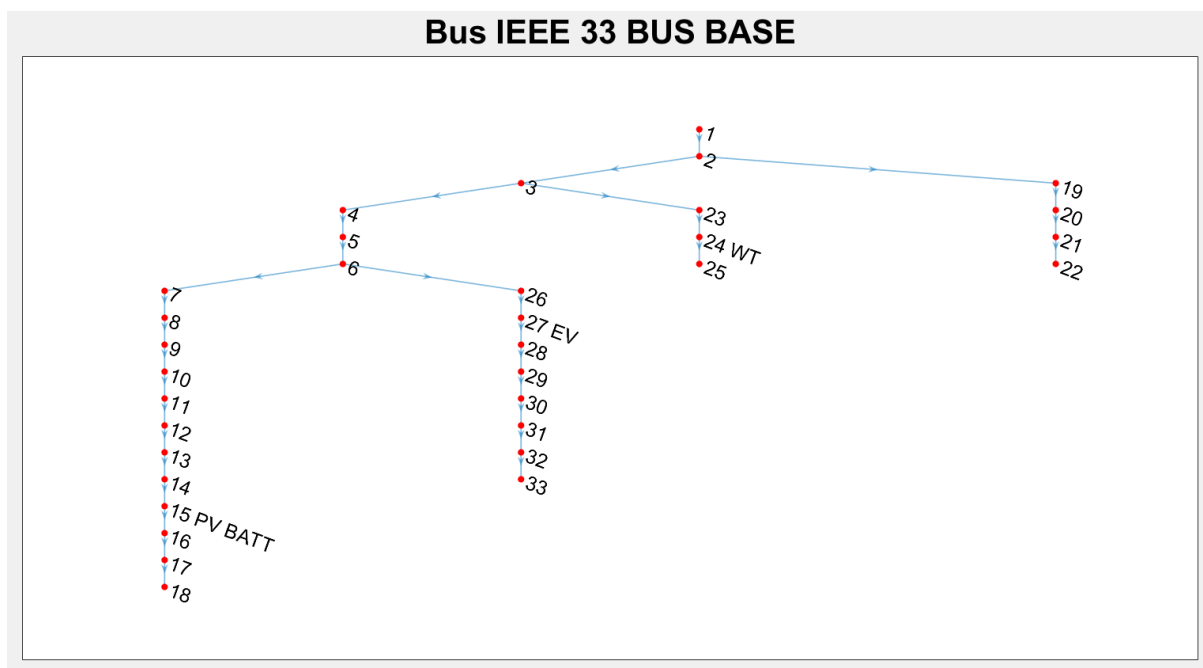


Figura 28: Diagrama del sistema IEEE 33-bus caso base, con análisis de 6 meses (Fuente: propia).

En esta sección se analiza el rendimiento del sistema del IEEE de 33 buses durante un período de 6 meses. En la Figura 28, se presenta la primera estructura base del sistema, en la cual las tecnologías renovables y las estaciones de carga se distribuyen aleatoriamente en la red eléctrica. Esta configuración inicial permite evaluar el impacto de estas tecnologías en la distribución eléctrica sin aplicar criterios de optimización. En esta estructura base, el PV y el banco de baterías están conectados al bus 15. Por otro lado, una estación de carga para VE se encuentra en el bus 27, lo que

permite analizar cómo las demandas variables asociadas con la carga de vehículos afectan el sistema. Finalmente, un WT está ubicado en el bus 24. Esta configuración inicial, al tener ubicaciones asignadas de manera aleatoria, permite observar cómo la distribución aleatoria de tecnologías afecta parámetros importantes de la red, como la variación en los niveles de voltaje, las pérdidas de potencia activa y reactiva. Este enfoque busca simular escenarios reales y sirve como punto de partida para el análisis y optimizaciones.

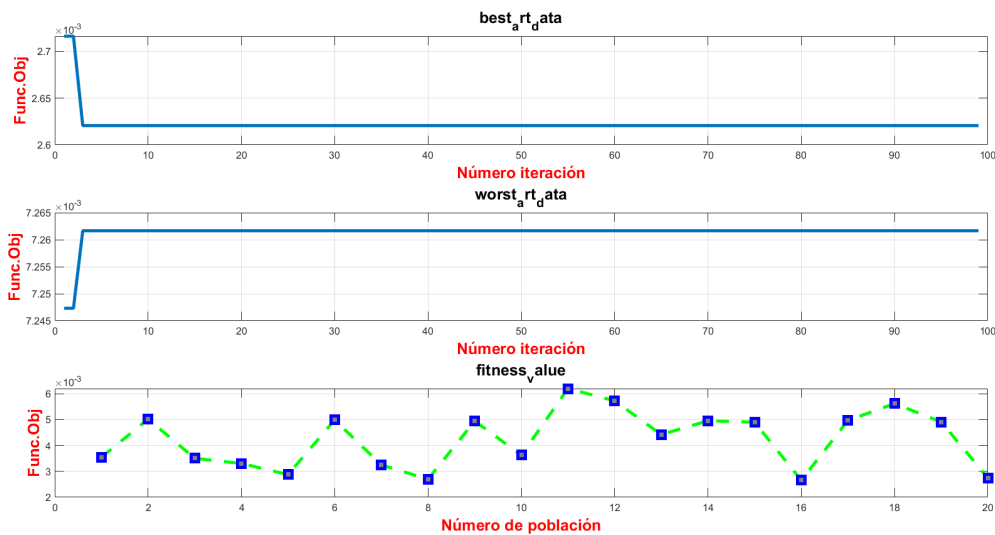


Figura 29: Búsqueda de la mejor solución con un período de análisis de 6 meses (Fuente: propia).

La Figura 29 presenta tres gráficos que ilustran el rendimiento del algoritmo de optimización aplicado a un sistema eléctrico durante una simulación de 24 horas, proporcionando información clave sobre la evolución de la función objetivo y el proceso de optimización. El primer gráfico, muestra el mejor valor de la función objetivo obtenido en cada iteración. Inicialmente, este valor se sitúa cerca de 2.7×10^{-3} y converge rápidamente a 2.6×10^{-3} en las primeras 10 iteraciones, lo que indica que el algoritmo encuentra soluciones óptimas de manera eficiente desde el inicio. Esta convergencia temprana refleja la capacidad del algoritmo para estabilizar el sistema en un estado de operación eficiente. El segundo gráfico, representa el peor valor de la función objetivo registrado en cada iteración. Al inicio de la simulación, este valor es de aproximadamente 7.245×10^{-3} , pero se incrementa ligeramente hasta estabilizarse en 7.26×10^{-3} tras varias iteraciones. Este comportamiento sugiere que el algoritmo no solo mejora las condiciones generales del sistema, sino que también reduce la variabilidad en los escenarios menos favorables, logrando una estabilidad en las condiciones operativas. El tercer gráfico, muestra la aptitud de las soluciones generadas para cada población durante el proceso. Aquí, se observan oscilaciones significativas entre 2.0×10^{-3} y 6.0×10^{-3} , indicando que el algoritmo realiza una exploración activa del espacio de soluciones. Estas oscilaciones son comunes en algoritmos evolutivos y reflejan un equilibrio entre la exploración de nuevas soluciones y la explotación de soluciones prometedoras para evitar caer en mínimos locales. En conjunto, estos gráficos destacan

la efectividad del algoritmo para optimizar la operación del sistema eléctrico, alcanzando tanto soluciones de alta calidad como una estabilidad operativa consistente a lo largo de los 6 meses de simulación. Además, permiten interpretar que el enfoque utilizado logra abordar tanto las condiciones óptimas como las menos favorables del sistema, asegurando un desempeño robusto y eficiente.

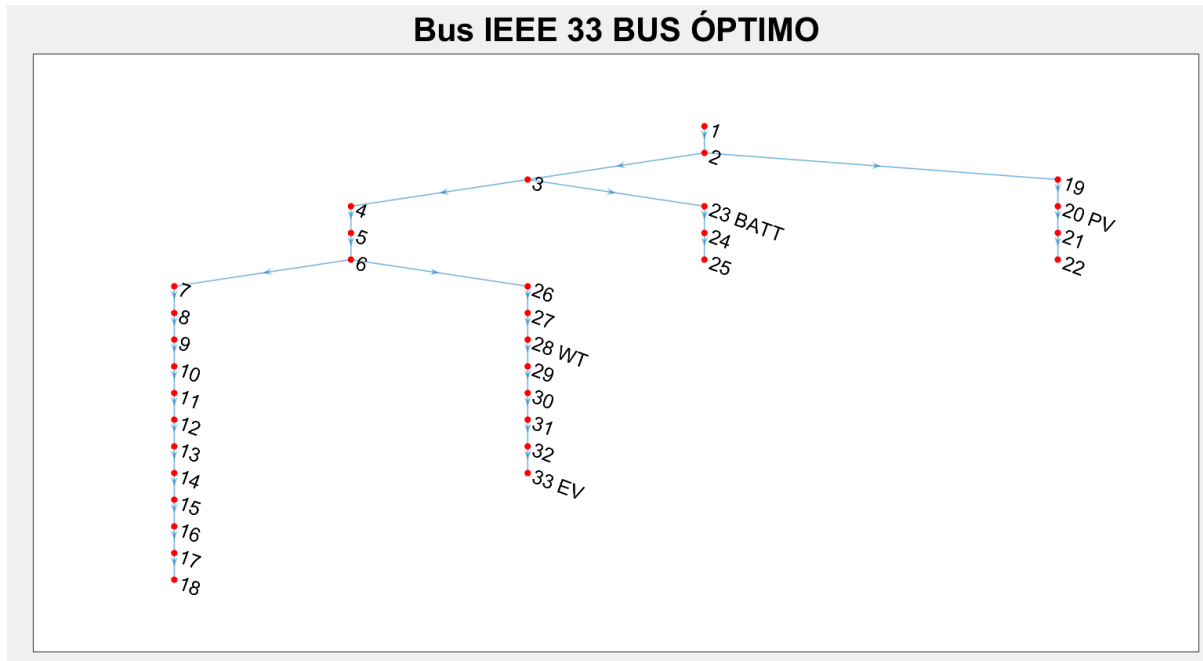


Figura 30: Diagrama del sistema IEEE 33-bus con PSO en un período de análisis de 6 meses (Fuente: propia).

La Figura 30 se aplicó un algoritmo de PSO con el objetivo de identificar las ubicaciones más adecuadas para integrar tecnologías renovables y estaciones de carga. Tras las iteraciones, el algoritmo determinó las posiciones óptimas que minimizan las pérdidas de potencia, estabilizan los perfiles de voltaje y mejoran la eficiencia general de la red. Los resultados indican que la estación de carga para VE se posiciona mejor en el bus 33, permitiendo atender la demanda de manera eficiente y con menor impacto en los niveles de voltaje. El PV, por su parte, se ubicó en el bus 20, optimizando la generación solar al estar en un punto estratégico. El banco de baterías se asignó al bus 23, facilitando el almacenamiento de energía en un bus esencial para la regulación del sistema, lo que ayuda a mitigar los picos de demanda y estabilizar los niveles de voltaje. Por último, el WT fue colocada en el bus 28, donde se maximiza la generación eólica y se equilibra el voltaje en las ramas de los buses 26 hasta el 33 de la red. Esto demuestra la capacidad del PSO para distribuir recursos de forma eficiente en redes eléctricas complejas. Las ubicaciones propuestas no solo mejoran el desempeño del sistema, sino que también equilibran la generación y las demandas de carga, fortaleciendo la estabilidad y la sostenibilidad del sistema eléctrico.

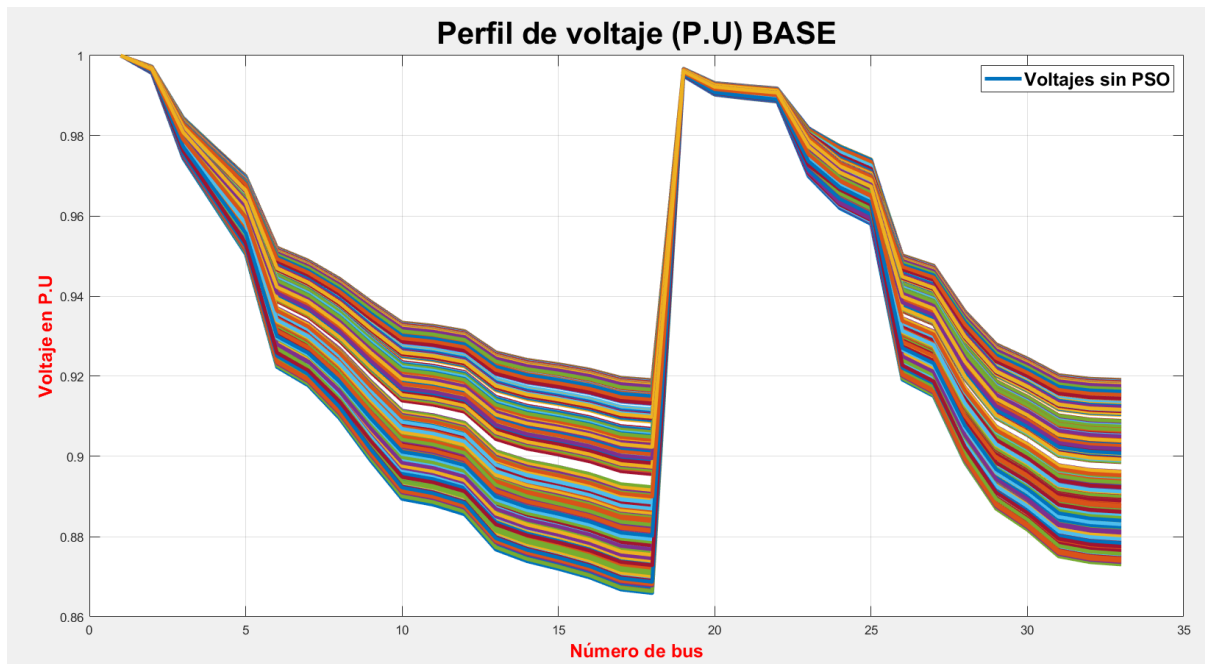


Figura 31: Perfil de voltaje de los buses con análisis de 6 meses (Fuente propia).

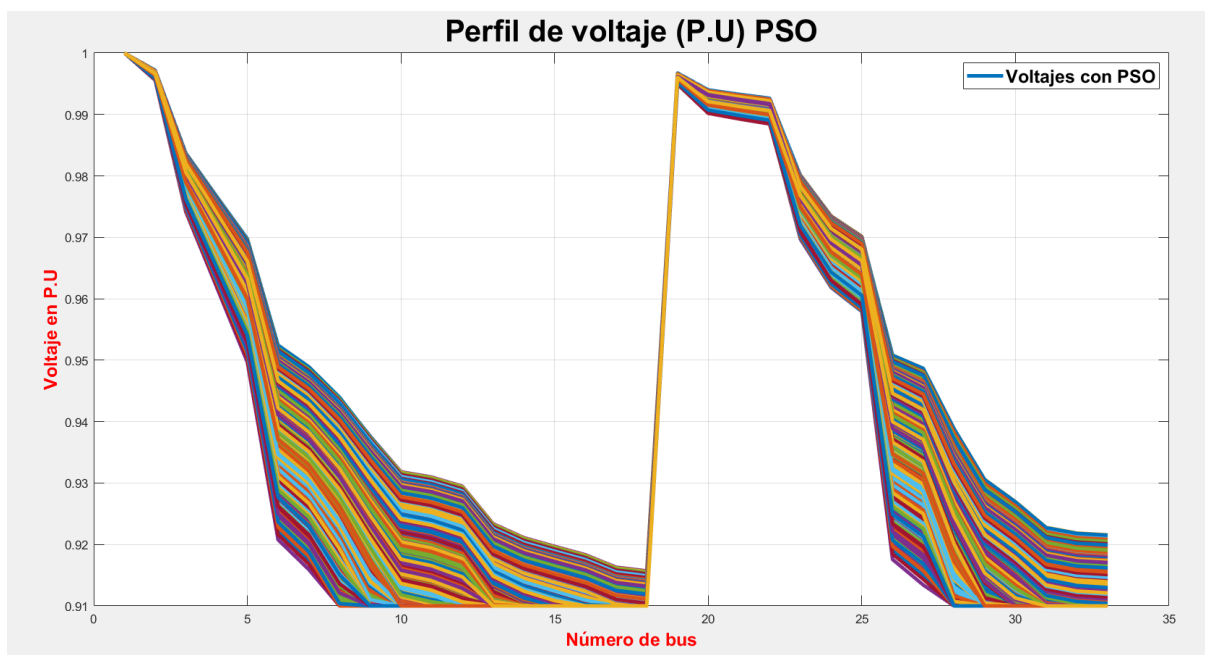


Figura 32: Perfil de voltaje con PSO con análisis de 6 meses (Fuente propia).

En el análisis presentado, se observa el comportamiento del perfil de voltaje en el sistema bajo estudio, primero en un escenario base sin aplicar la optimización por PSO, luego, tras la integración de tecnologías renovables y dispositivos de almacenamiento ubicados estratégicamente, utilizando PSO para mejorar el índice de voltaje y las pérdidas de potencia del sistema. Las líneas de diferentes colores representan los

voltajes a cada hora específica en los buses. En la Figura 31, sin la optimización, las caídas de voltaje son particularmente notables en los buses más distantes del centro de la red, lo que refleja una debilidad inherente en la distribución de la energía. En particular, los buses 18 y 33 muestran caídas de voltaje severas. El bus 18 presenta una caída de voltaje hasta aproximadamente 0.86 p.u., lo que representa una desviación del 14 % respecto al valor nominal, y el bus 33 alcanza un valor de 0.87 p.u., con una desviación similar del 13 %. Estas caídas de voltaje reflejan el problema típico de los sistemas de distribución de energía, donde la potencia disminuye a medida que se aleja de la fuente de generación, y los buses más alejados tienden a ser más susceptibles a caídas críticas en voltaje, lo que podría comprometer la calidad del suministro eléctrico. En la Figura 32, tras la aplicación del PSO, la situación mejora considerablemente. La estrategia de optimización logra identificar las ubicaciones óptimas para la colocación de diversas fuentes de ER y dispositivos de almacenamiento, lo que tiene un impacto directo en la mejora del perfil de voltaje en las áreas más críticas del sistema. En el caso del bus 28, donde se instaló una WT, el voltaje mejoró de 0.87 p.u. a 0.91 p.u., lo que representa un incremento del 3 %. Este cambio no solo mejora el voltaje en ese bus, sino que también ayuda a mejorar la red, ya que las ERs como la eólica tienen la capacidad de aportar potencia cuando la demanda es elevada, lo que contribuye a reducir las caídas de voltaje. En la zona cercana al bus 23, donde se instaló un banco de baterías, los voltajes se estabilizaron alrededor de 0.97 p.u. Esto demuestra cómo los dispositivos de almacenamiento, como las baterías, pueden jugar un papel crucial en la estabilización de voltaje en la red, proporcionando energía en momentos de alta demanda o cuando la generación renovable no es suficiente. El bus 20, que alberga un PV, mostró una mejora del 2 % en su voltaje, pasando de 0.97 p.u. a 0.99 p.u. Esto refleja cómo la integración de energía solar puede contribuir a mantener un voltaje estable y cerca de su valor nominal, especialmente en las horas de máxima irradiación solar. Finalmente, en el bus 33, donde se ubicó una estación de carga para VE, el voltaje también mostró una mejora del 4 %, pasando de 0.87 p.u. a 0.91 p.u. Este significativo cambio resalta cómo las estaciones de carga de VE pueden tener un impacto positivo en el perfil de voltaje al ser incorporadas dentro de una estrategia más amplia de optimización de la red. El impacto más significativo de la optimización mediante PSO se observa en los buses 25 a 33 y de los buses 6 al 18, donde los voltajes pasaron de un rango crítico de 0.85 al 0.88 p.u. a mantenerse consistentemente por encima de 0.91 p.u., lo que representa una mejora promedio entre 3 al 6 %. Este resultado demuestra cómo la integración estratégica de tecnologías renovables y sistemas de almacenamiento no solo mejora la eficiencia energética, sino que también es fundamental para la mejora de la estabilidad de la red, reduciendo las caídas de voltaje y contribuyendo a un suministro eléctrico más fiable.

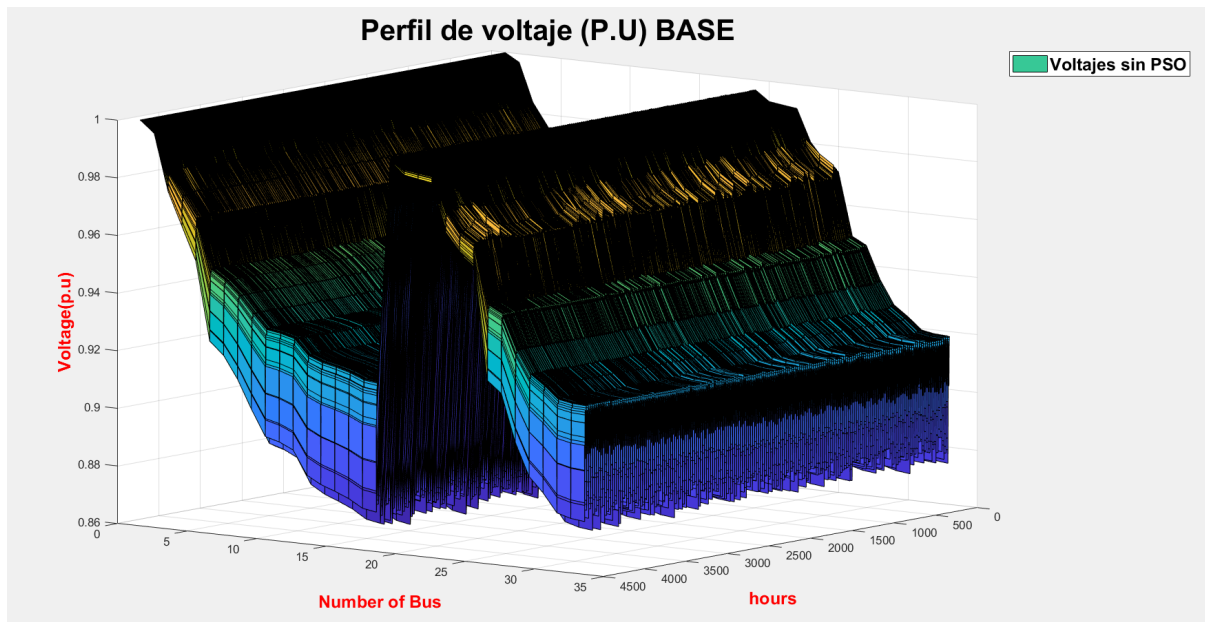


Figura 33: Perfil de voltaje con estructura base 3D con escala de tiempo y análisis de 6 meses (Fuente propia).

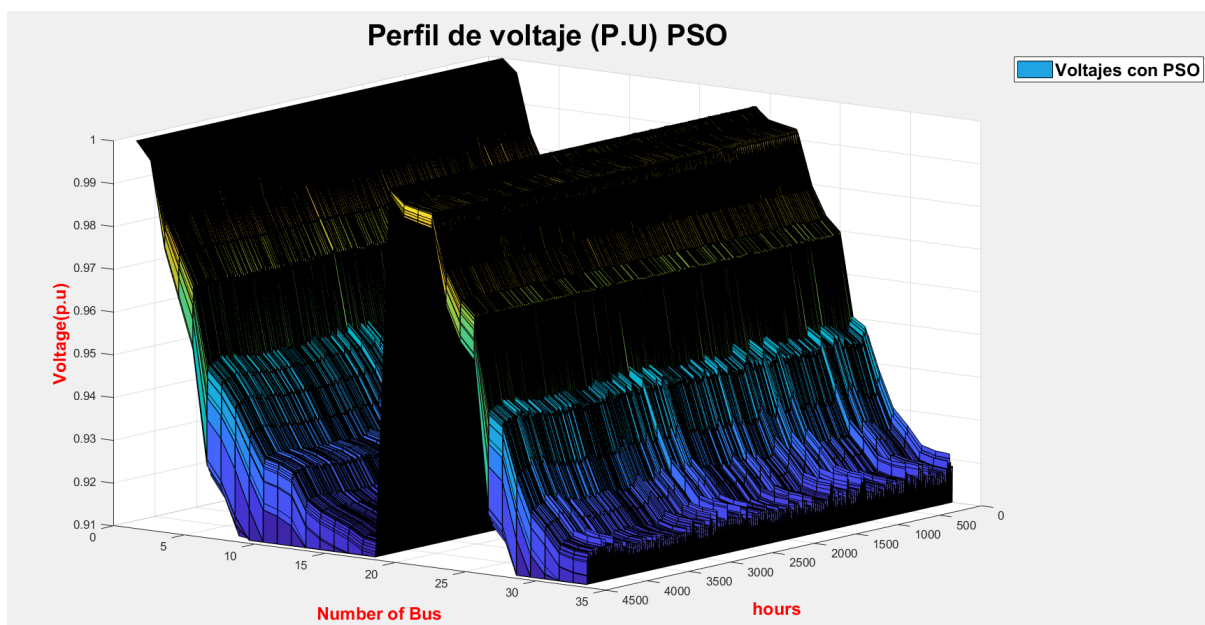


Figura 34: Perfil de voltaje 3D incorporando el PSO con análisis de 6 meses (Fuente propia).

La Figura 33 presenta el perfil de voltaje a lo largo de 24 horas en un sistema de 33 buses sin optimización PSO. En este escenario base, se evidencian fluctuaciones críticas, particularmente en los buses 18 y 33, donde los voltajes descienden hasta 0.85 p.u. durante las horas pico de demanda entre las 15 y 20 horas. Esta degradación sustancial del voltaje ilustra la vulnerabilidad inherente de los puntos más alejados de

la fuente de alimentación principal. La implementación del algoritmo PSO ha transformado significativamente el panorama operativo del sistema. La Figura 34 revela una notable estabilización de los perfiles de voltaje, con mejoras cuantificables en puntos estratégicos. En el bus 28, donde se instaló la WT, el voltaje se elevó de 0.87 p.u. a 0.91 p.u., representando una mejora del 4 %. Esta ubicación resultó particularmente acertada, ya que no solo benefició al bus local, sino que también estabilizó los voltajes en los buses adyacentes. El banco de baterías ubicado en el bus 23 demostró ser una decisión estratégica crucial. Los voltajes cercanos en esta zona se mantuvieron consistentemente alrededor de 0.97 p.u., comparado con el 0.95 p.u. anterior, exhibiendo una mejora del 3 % aproximadamente. Este impacto positivo se extendió a los buses circundantes 15 y 18, creando una zona de estabilidad en el perfil de voltaje que antes experimentaba fluctuaciones significativas. En el bus 20, la instalación del PV generó buenos resultados. El voltaje se estabilizó en 0.99 p.u., evidenciando una mejora del 1 % respecto al valor base de 0.98 p.u. Esta ubicación demostró ser óptima para la generación solar, maximizando su contribución durante las horas de mayor radiación solar entre las 10 al 16 horas. La estación de carga de VE en el bus 33 complementó admirablemente la estrategia de optimización. El perfil de voltaje se mantuvo consistentemente en 0.91 p.u., mejorando el valor inicial de 0.87 a 0.91 p.u. Esta ubicación estratégica cerca del inicio del sistema permitió una mejor gestión de la demanda de carga de VE sin comprometer la estabilidad del perfil de voltaje. El análisis temporal revela que las mejoras más significativas se observan durante las horas pico entre las 15 a 20 horas, donde anteriormente los voltajes caían hasta 0.85 p.u. Con la optimización PSO, estos períodos críticos mantienen voltajes por encima de 0.91 p.u., representando una mejora sustancial en la calidad del servicio. La distribución estratégica de los recursos mediante PSO no solo elevó los niveles de voltaje, sino que también suavizó las fluctuaciones ambientales diarias, creando un sistema más eficiente en su operación continua.

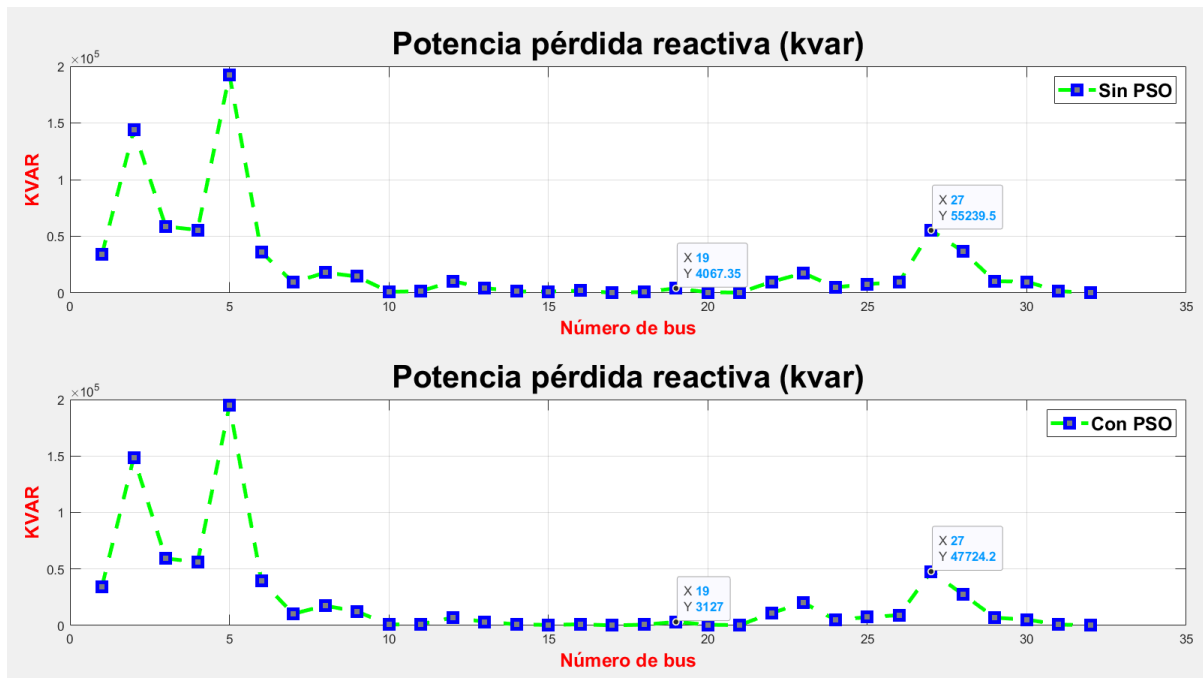


Figura 35: Potencia Reactiva kVAR con la configuración 1 y el análisis de 6 meses (Fuente propia).

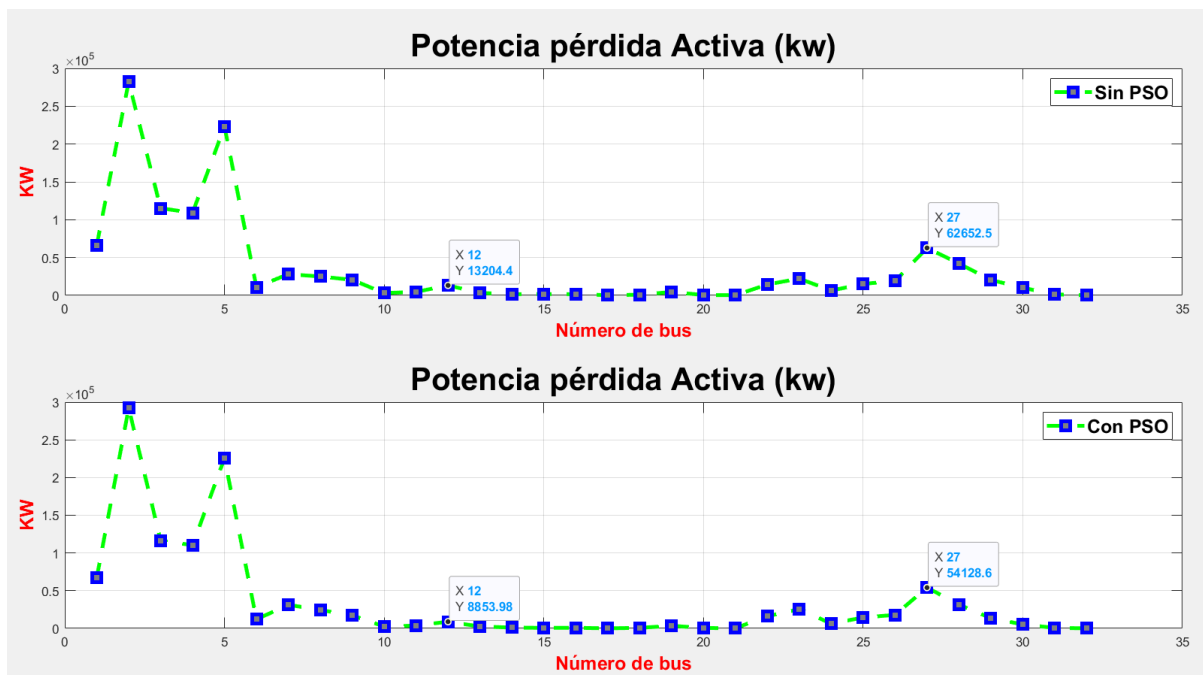


Figura 36: Potencia Activa kW con la configuración 1 y el análisis de 6 meses (Fuente propia).

Analizando detalladamente los perfiles de pérdidas de potencia en el sistema, como se muestran en las Figuras 35 y 36, se observan mejoras significativas tras la

implementación del PSO. En el caso de las pérdidas de potencia reactiva, el escenario base presenta valores críticos en buses específicos. En el bus 19, las pérdidas reactivas alcanzan 4,069 kVAR, mientras que con la optimización PSO se redujeron a 3,127 kVAR, representando una mejora del 13.6 %. Esta mejora sustancial se debe a la ubicación estratégica del banco de baterías en el bus 23, que optimiza el flujo de potencia reactiva en esta zona. En cuanto a las pérdidas de potencia activa, los resultados son igualmente notables. El bus 12 presentaba inicialmente pérdidas de 13,204.4 kW, que se redujeron a 8,853.98 kW con PSO, alcanzando una mejora del 32.94 %. En el bus 27, las pérdidas disminuyeron de 62,652.5 kW a 54,128.6 kW, representando una reducción del 13.6 %. La instalación de la WT en el bus 28 contribuyó significativamente a esta mejora, proporcionando soporte de potencia activa en la red. Las zonas intermedias del sistema también mostraron mejoras considerables. En los buses finales del 25 al 33, las pérdidas se redujeron de manera más significativa, aproximadamente un 13.25 % en pérdidas reactivas y un 12.57 % en pérdidas activas. En términos globales, la implementación del PSO logró una reducción promedio del 13 % en pérdidas reactivas y del 12 % en pérdidas activas para todo el sistema. Esta optimización demuestra cómo la ubicación estratégica de recursos renovables y dispositivos de almacenamiento puede mejorar significativamente la eficiencia operativa de la red de distribución.

 Análisis de Fuentes de Energía			
FUENTE DE ENERGÍA	BASE	OPTIMIZADO	PORCENTAJE UTILIZADO (%)
 Eólica (kW)	3.37	2.31	51.36
 Solar (kW)	1.57	2.20	44.79
 Batería (kW)	1.22	0.34	3.53
 Estación de Carga de Vehículos Eléctricos (kW)	0.02	0.02	0.33
 Costo Total (\$USD/h)	67.23	43.12	100.00

Figura 37: Resultados de costo inicial y final junto con el porcentaje de energía entregada por cada tecnología implementada con configuración 1 y el análisis de 6 meses (Fuente: propia).

El análisis económico del sistema de distribución revela una mejora extraordinaria en términos de costos operativos tras la implementación de tecnologías renovables y sistemas de almacenamiento como se muestra en la Figura 37. Inicialmente, el sistema presentaba un costo total de 67.23 USD/h, una cifra considerablemente alta que reflejaba la ineficiencia en la distribución de energía y las significativas pérdidas de potencia en la red. La optimización mediante PSO logró reducir dramáticamente estos costos hasta 43.12 USD/h, representando una disminución del 35.86 % respecto al costo inicial. Esta notable mejora se alcanzó mediante una distribución estratégica de diferentes fuentes de energía, donde la turbina de viento jugó un papel predominante con un 51.36 % de la energía total utilizada. Las ERs complementaron la matriz ener-

gética, con los paneles solares aportando un 44.79 % y el sistema de almacenamiento de baterías un 3.53 % del total. La estación de carga VE contribuyó con un 0.33 % adicional. Los sistemas de almacenamiento de baterías tienen una participación con un 3.53 % debido a su capacidad para operar en las horas donde las WT y PV tienen baja producción de energía. Su principal función es regular y estabilizar la red, especialmente durante los picos de demanda en las noches, además de almacenar excedentes de energía para redistribuirlos cuando sea necesario. La WT contribuye con un 51.36 % debido a su intermitencia natural, la capacidad de la turbina y su ubicación en el bus 28, lo que maximiza su alcance en términos de generación total. El aporte solar es del 44.79 %, explicado por el ciclo diario de generación limitado a las horas de luz, restricciones en el área disponible para los paneles y la capacidad instalada en el bus 20, además de las pérdidas en la conversión de energía. La estación de carga VE aporta solo un 0.33 %, ya que actúa principalmente como un punto de consumo, con contribuciones limitadas por funcionalidades de V2G. Su función principal en el bus 33 es la gestión de demanda, no la generación. Esta distribución, aunque desequilibrada, es óptima según el PSO, que ha considerado funciones objetivos y la minimización de costos operativos. La optimización no solo mejoró la eficiencia operativa del sistema, sino que también demostró la viabilidad económica de integrar tecnologías sostenibles en redes de distribución convencionales. Esta integración logró una reducción de costos, manteniendo al mismo tiempo la confiabilidad del servicio, lo que subraya la capacidad de las ERs y dispositivos de almacenamiento para aportar soluciones económicas y sostenibles sin comprometer la estabilidad de la red. En el ámbito del despacho económico con integración de renovables [38] [39], destaca reducciones de costos operativos al incorporar energía eólica en sistemas de potencia. La reducción del costo de este trabajo es consistente con dicho hallazgo confirmando que la metodología empleada produce resultados dentro del rango esperado para optimizaciones que incluyen fuentes renovables, aunque con mejoras adicionales atribuibles a la incorporación de tecnología V2G.

4.2.2. Configuración 1: análisis de 1 año

En esta sección se analizará 1 año de operación de la red, lo que equivalen a 8,760 horas.

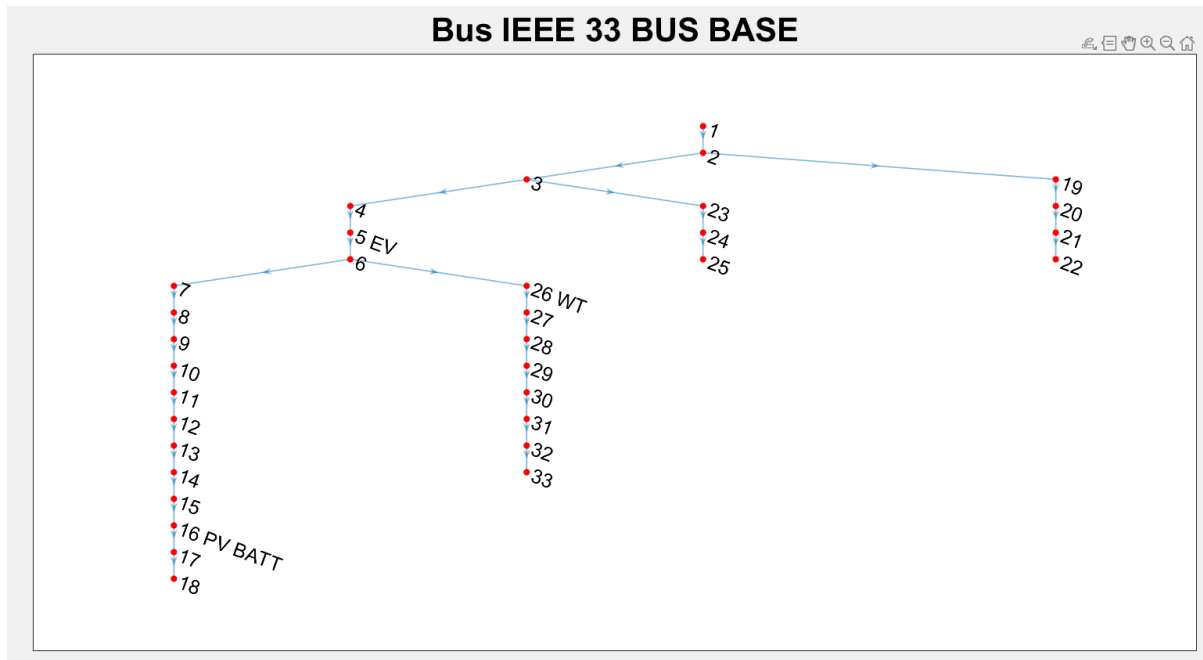


Figura 38: Diagrama del sistema 33 buses del IEEE caso base con el análisis de 1 año (Fuente: propia).

El sistema analizado como se muestra en la Figura 38 consta de 33 buses y está diseñado para evaluar el impacto de la integración de tecnologías renovables y estaciones de carga en la distribución eléctrica. En este estudio, se ha asignado la WT al bus 26, representando una fuente adicional de generación de ER en un punto estratégico de la red. Por otro lado, la estación de carga de VE se ha ubicado en el bus 5, permitiendo evaluar el comportamiento del sistema ante cargas variables e irregulares en dicha localización. Finalmente, los PV y los bancos de baterías se han asignado al bus 16, lo que ofrece una combinación de generación de ER y almacenamiento en un mismo punto de la red. Esta configuración estocástica permite analizar cómo la distribución inicial de estas tecnologías afecta a la distribución de voltaje, las pérdidas de potencia activa y reactiva, a lo largo de un período de simulación de 8,760 horas. A través de este enfoque, se busca comprender los efectos de la integración estratégica de recursos de GD y sistemas de almacenamiento en el desempeño global de la red eléctrica, considerando aspectos como la regulación de voltaje, la reducción de pérdidas y la mejora a lo largo del tiempo. Al simular el sistema durante 8,760 días, se pueden observar tendencias y patrones de comportamiento que no serían evidentes en una simulación más corta de 24 horas. Esto permite una visión más realista y completa del impacto de los recursos de GD y sistemas de almacenamiento.

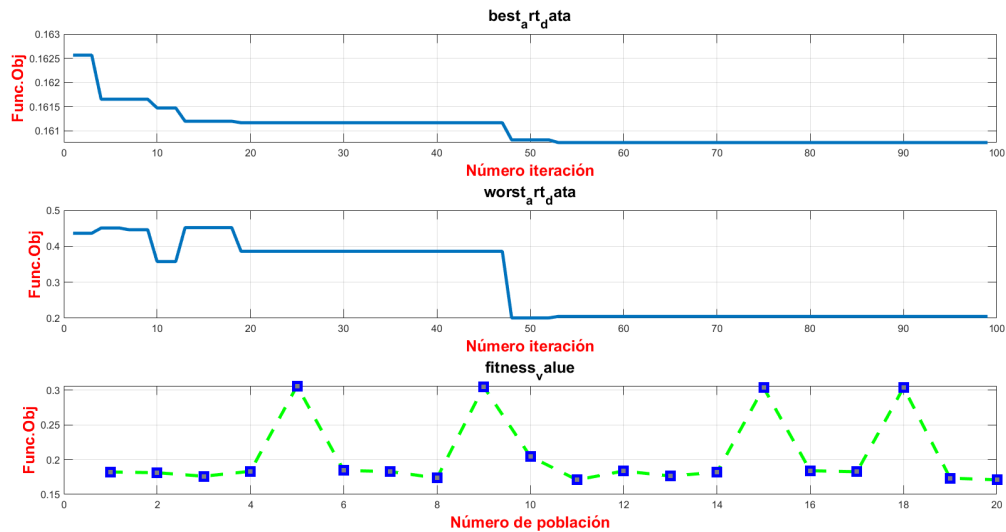


Figura 39: **Búsqueda de la mejor solución dentro de un análisis de 2 meses (Fuente: propia).**

La Figura 39 muestra un análisis del rendimiento del PSO a lo largo de múltiples iteraciones. El gráfico superior indica la evolución de la mejor solución encontrada, que mejora progresivamente a medida que aumenta el número de iteraciones. Esto demuestra la capacidad del PSO para explorar el espacio de búsqueda y refinar la solución óptima. El gráfico central muestra el comportamiento de la peor solución durante la iteración. Aquí se observan fluctuaciones más pronunciadas, lo que refleja la diversidad necesaria para evitar que el algoritmo se quede atrapado en óptimos locales. Finalmente, el gráfico inferior presenta un diagrama de dispersión que relaciona el tamaño de la población con los valores de la función objetivo.

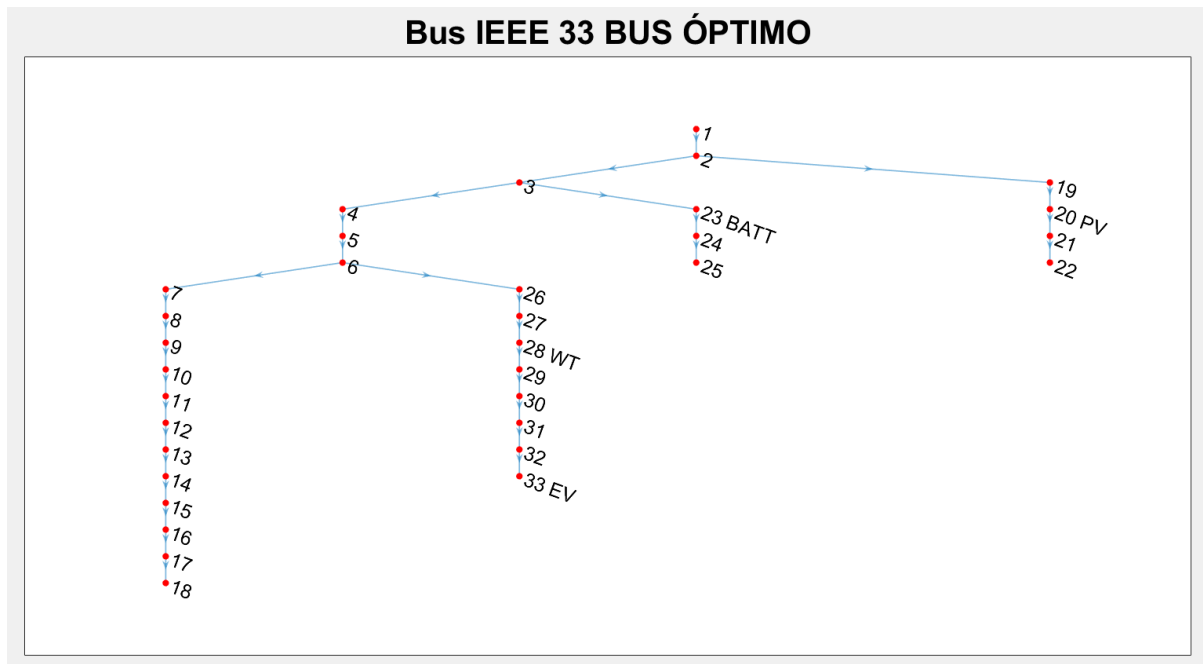


Figura 40: **Diagrama del sistema 33 buses del IEEE con PSO y análisis de 1 año**
(Fuente: propia).

En la Figura 40 se ilustran los resultados obtenidos en esta simulación. Tras múltiples iteraciones, el algoritmo identificó las posiciones óptimas que minimizan las pérdidas de potencia, estabilizan los perfiles de voltaje y mejoran la eficiencia general de la red. De acuerdo con los resultados, la estación de carga para VE se posiciona de manera más eficiente en el bus 33, lo que permite atender la demanda de forma eficiente y con un menor impacto en los niveles de voltaje. Por otro lado, el PV también se ubica en el bus 20, optimizando la generación solar al encontrarse en un punto estratégico. En cuanto al banco de baterías, este se asigna al bus 23, facilitando el almacenamiento de energía en un bus clave para la regulación del sistema. Esto ayuda a mitigar los picos de demanda y estabilizar los niveles de voltaje. Por último, la WT se coloca en el bus 28, donde se maximiza la generación eólica y se equilibra el flujo de energía en esa zona de la red.

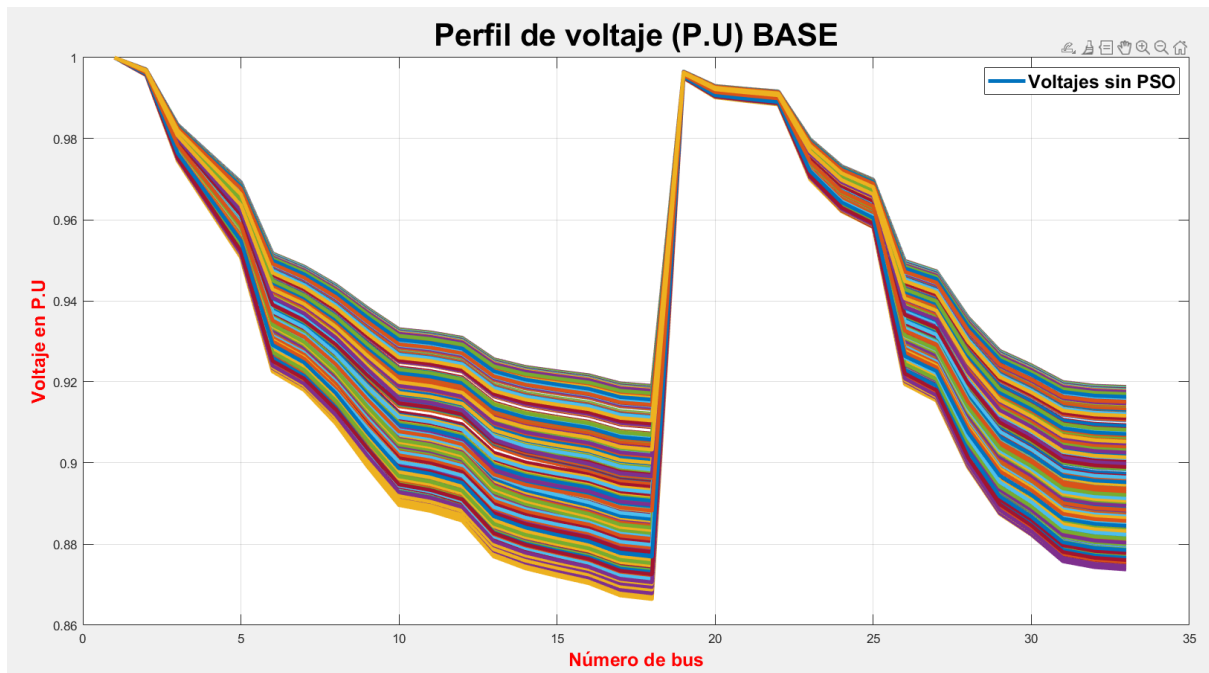


Figura 41: Perfil de voltaje con estructura base y análisis de 1 año (Fuente: propia).

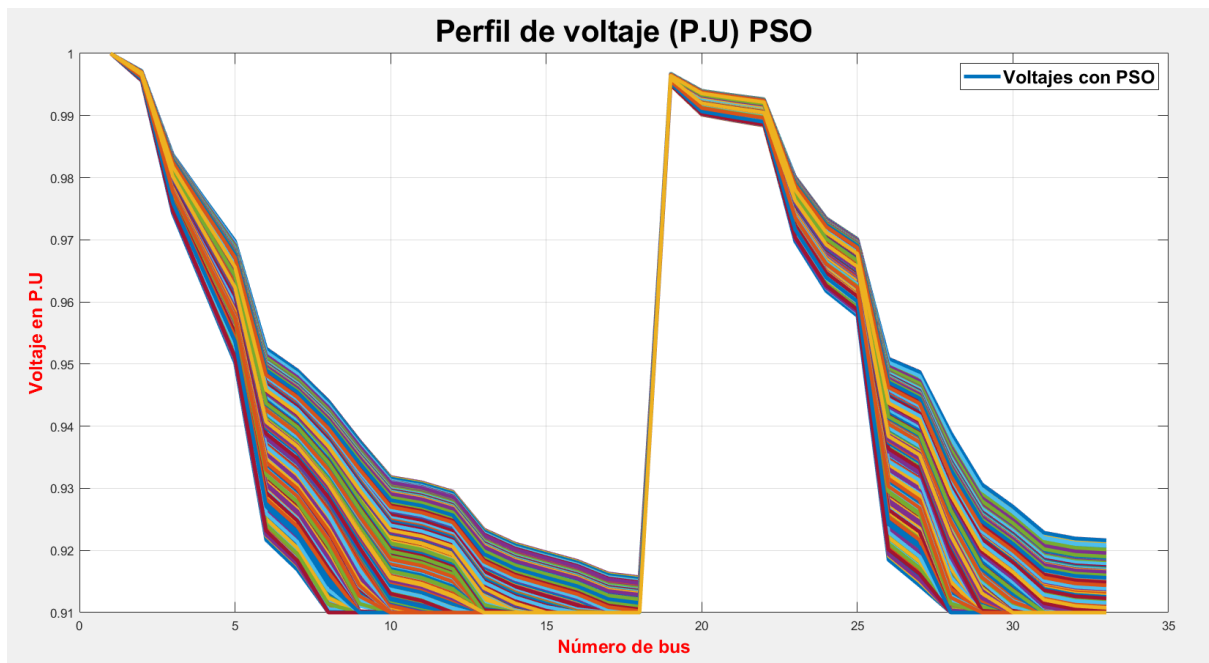


Figura 42: Perfil de voltaje con PSO y análisis de 1 año (Fuente: propia).

La Figura 41 refleja el perfil de voltaje en un sistema de 33 buses bajo un escenario base, sin emplear técnicas de optimización como el algoritmo PSO. Las líneas de diferentes colores representan los voltajes a cada hora específica en los buses. En este caso, el perfil de voltaje es influenciado únicamente por la distribución de cargas y las propiedades físicas de la red, incluyendo la longitud de las líneas y sus impedancias. Se identifica una caída pronunciada de voltaje en los buses 18 y 33, que son los más alejados de la fuente de alimentación. Esto ocurre debido a las pérdidas acumulativas de potencia activa y reactiva en las líneas, lo que evidencia dificultades en la regulación del voltaje en las áreas más remotas del sistema cuando no hay mecanismos adicionales de soporte. En contraste, la Figura 42 presenta los resultados tras integrar dispositivos de generación renovable y almacenamiento, ubicados de manera estratégica mediante el uso de PSO. En este caso, se distribuyeron los elementos de la siguiente forma: un banco de baterías se instaló en el bus 23, una estación de carga para VE en el bus 33, un PV en el bus 20 y una WT en el bus 28. Gracias a esta configuración, se evidencia una mejora significativa en los voltajes de los buses, especialmente en aquellos que anteriormente presentaban las mayores caídas. En el bus 28, donde se encuentra la WT, el voltaje ahora está mucho más cerca de 0.92 p.u., mostrando que la GD es capaz de compensar las pérdidas acumuladas en este sector remoto. De forma similar, el bus 23, que aloja el banco de baterías, genera una mejora considerable en los voltajes de los buses vecinos, como el 26 hasta el 33. Esta proximidad facilita una regulación más eficiente del flujo de potencia en la red. Por otro lado, en el bus 33, que alberga la estación de carga VE ayudan a los últimos buses elevar el voltaje a 0.91 p.u. y el sistema PV, que se encuentra en el bus 20, muestran perfiles cercanos al bus el voltaje al nivel nominal de 0.91 p.u., lo que confirma su contribución para equilibrar la generación y demanda de manera localizada. En conjunto, este escenario optimizado no solo mejora los niveles de voltaje en los buses críticos, sino que también fortalece la estabilidad y eficiencia del sistema. Este análisis demuestra la efectividad de integrar tecnologías renovables y almacenamiento estratégico para optimizar el rendimiento del sistema eléctrico.

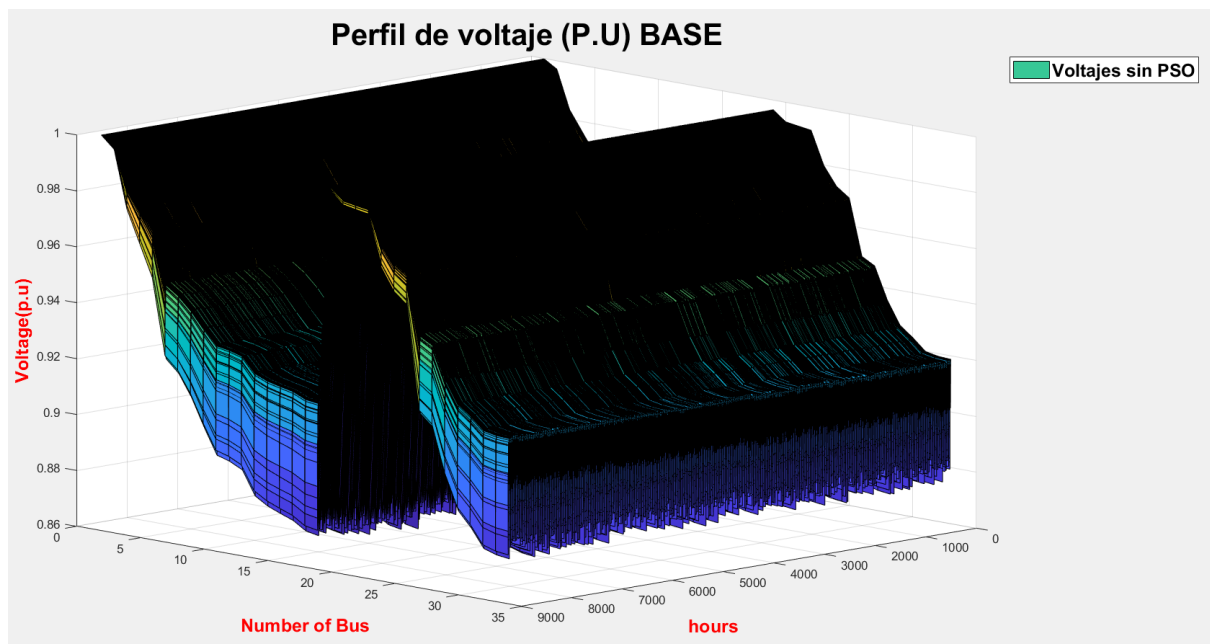


Figura 43: Perfil de voltaje 3D con estructura base y análisis de 1 año (Fuente: propia).

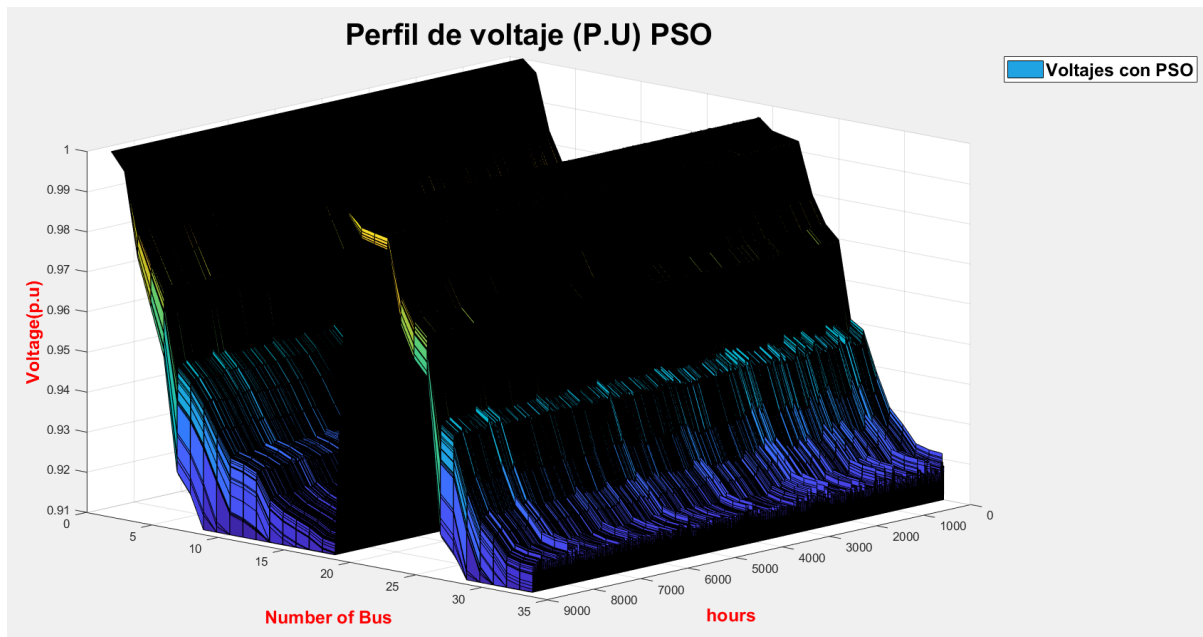


Figura 44: Perfil de voltaje 3D con PSO y análisis de 1 año (Fuente: propia).

La Figura 43 muestra el sistema base, sin aplicar el algoritmo de PSO. Este análisis prolongado permite capturar las fluctuaciones a largo plazo en el sistema, ofreciendo una perspectiva más completa sobre los desafíos en la estabilidad de voltaje bajo diversas condiciones operativas y climáticas. En contraste, la Figura 44 ilustra el perfil de voltaje tras integrar tecnologías renovables y dispositivos de almacenamiento energético estratégicamente ubicados mediante el algoritmo PSO. Este escenario optimizado demuestra una mejora notable en los niveles de voltaje, particularmente en los buses que anteriormente sufrían las caídas más críticas. En el bus 28, donde se instaló una WT, se observa que el voltaje se mantiene consistentemente por encima de 0.91 p.u. durante gran parte de las 8,760 horas, incluso bajo condiciones de alta demanda. Esto destaca la efectividad de la generación local para compensar pérdidas en áreas remotas del sistema. De manera similar, el banco de baterías instalado en el bus 23 contribuye a estabilizar los perfiles de voltajes de los buses cercanos, como los buses 26 hasta el 33, regulando las fluctuaciones de potencia y mitigando caídas de tensión en esa región. En el caso del bus 33, donde se ubica una estación de carga para VE y en el bus 20 una PV, los resultados muestran un perfil de voltaje estable incluso durante períodos de alta actividad de carga. Esto evidencia la capacidad de la estación, junto con la estrategia de optimización, para equilibrar localmente la generación y la demanda, proporcionando soporte al sistema durante las horas de máxima irradiación solar, mejorando los niveles de voltaje tanto en ese bus como en los buses circundantes. El análisis extendido a 8,760 horas resalta la importancia de considerar escenarios prolongados para evaluar el desempeño de las tecnologías y estrategias de optimización. Permite verificar la consistencia y efectividad de las soluciones implementadas frente a variaciones diarias, estacionales y de carga, garantizando una operación confiable y estable del sistema eléctrico.

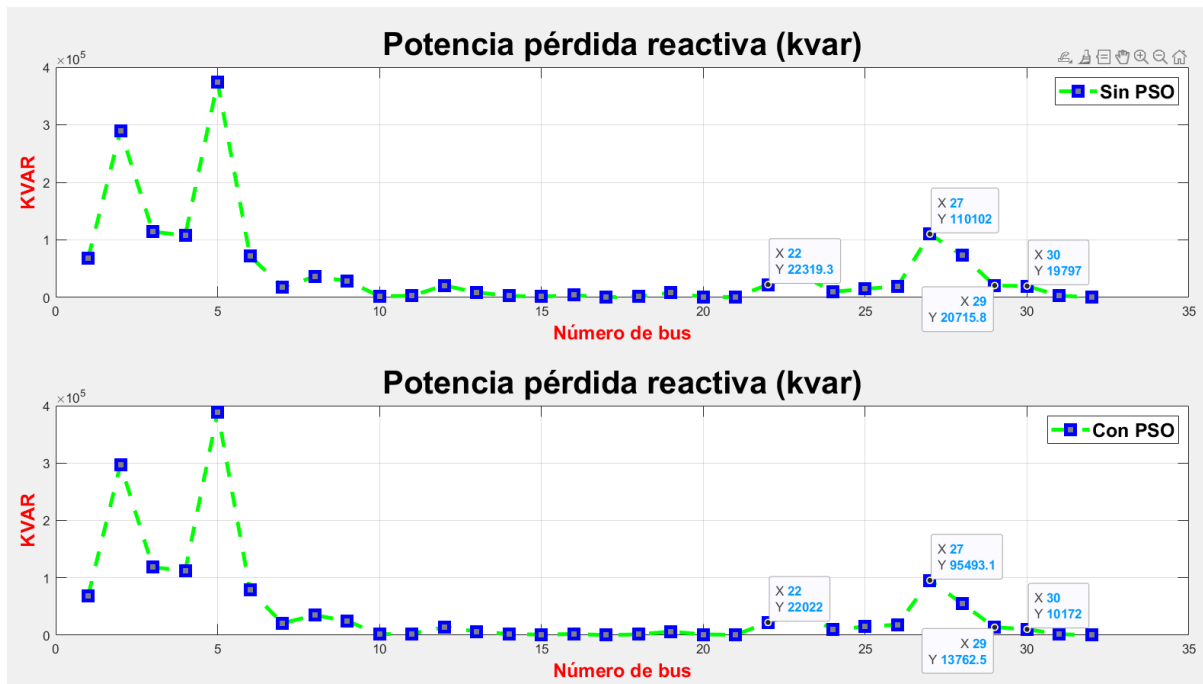


Figura 45: Potencia Reactiva kVAR con análisis de 1 año (Fuente: propia).

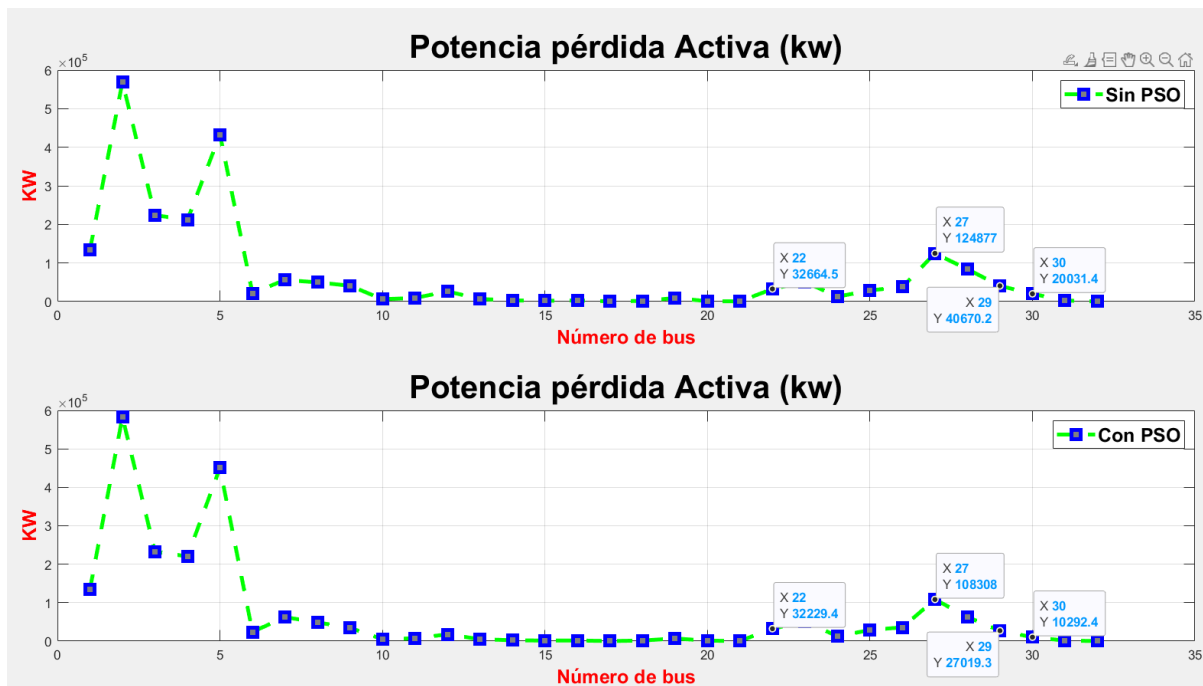


Figura 46: Potencia Activa kW con análisis de 1 año (Fuente: propia).

La Figura 45 presenta el comportamiento de las pérdidas de potencia reactiva en el sistema IEEE de 33 buses, tanto en el escenario base sin optimización mediante PSO como en el caso con la aplicación de esta técnica. En la situación inicial sin optimización, es evidente que los buses más cercanos a la fuente de alimentación,

particularmente el 2 y el 5, experimentan mayores pérdidas reactivas. De manera complementaria, la Figura 46 ilustra el perfil de las pérdidas de kW bajo las mismas condiciones. En el escenario sin PSO, las pérdidas activas son igualmente más pronunciadas en los buses más cercanos de la red eléctrica superando los 400 MW. La implementación del algoritmo PSO permite reducir de manera significativa tanto las pérdidas activas como reactivas en todo el sistema. Esto pone de manifiesto la capacidad de PSO para determinar ubicaciones óptimas de los recursos distribuidos y sistemas de almacenamiento, optimizando el equilibrio entre generación, consumo y la topología de la red. En la situación inicial sin optimización de potencia reactiva, es evidente que los buses finales de la red, particularmente los buses 22,27,29 y 30, experimentan pérdidas reactivas significativas, con el bus 22 registrando 22,319 kVAR, el bus 27 con 110,102 kVAR, el bus 29 con 20,715.8 kVAR y el bus 30 alcanzando 19,797 kVAR. De manera complementaria, la Figura 46 ilustra el perfil de las pérdidas de potencia activa bajo las mismas condiciones. En el escenario sin PSO, el bus 22 presenta pérdidas activas de 32,664 kW, el bus 27 con 124,877 kW, el bus 29 registra 40,670.2 kW y el bus 30 muestra 23,031.4 kW. En el caso de las pérdidas activas, utilizando el algoritmo PSO, el bus 22 se reduce de 32,664 kW a 32,229 kW, en el bus 27 de 124,877 kW a 108,308 kW, el bus 29 disminuye de 40,670.2 kW a 27,019.3 kW, y el bus 30 se reduce de 23,031.4 kW a 10,292.4 kW. Para las pérdidas reactivas, el bus 22 experimenta una reducción de 22,319 kVAR a 22,022 kVAR, en el bus 27 de 110,102 kVAR a 95,493.1 kVAR, el bus 29 se reduce de 20,715.8 kVAR a 13,762.5 kVAR, y el bus 30 disminuye de 19,797 kVAR a 10,172 kVAR. Esto pone de manifiesto la capacidad de PSO para determinar ubicaciones óptimas de los recursos distribuidos y sistemas de almacenamiento, optimizando el equilibrio entre generación, consumo y la topología de la red. Este impacto positivo es resultado de la capacidad del almacenamiento energético para regular fluctuaciones de potencia y mejorar la eficiencia general del sistema.

Análisis de Fuentes de Energía			
FUENTE DE ENERGÍA	BASE	OPTIMIZADO	PORCENTAJE UTILIZADO (%)
🌀 Eólica (kW)	3.87	4.42	49.76
☀️ Solar (kW)	3.07	4.32	46.25
🔋 Batería (kW)	2.44	0.68	3.65
🔌 Estación de Carga de Vehículos Eléctricos (kW)	0.04	0.04	0.34
💰 Costo Total (\$USD/h)	55.75	42.02	100.00

Figura 47: Resultados de costo inicial y final junto con el porcentaje de energía entregada por cada tecnología implementada y el análisis de 1 año (Fuente: propia)

El análisis económico del sistema de distribución muestra una reducción significativa en los costos operativos tras la incorporación de tecnologías renovables y almacenamiento de energía, como se muestra en la Figura 47. Inicialmente, el costo del sistema era de 55.75 USD/h reflejando ineficiencias considerables en la gestión energética y pérdidas relevantes en la red. Sin embargo, mediante la optimización con PSO, estos costos disminuyeron a 42.02 USD/h, lo que implica una reducción del

24.63 % respecto al valor inicial. Esta optimización se logró a través de una gestión eficiente de diversas fuentes de energía y la utilización de ER, cuyo costo del combustible es nulo, el sistema de baterías aportó un 3.65 % del total de energía utilizada. Las fuentes renovables complementaron el suministro, con la WT contribuyendo con un 49.76 % y el PV con un 46.25 %. La estación de carga VE tuvo una participación del 0.34 %. El dominio del sistema de turbinas y paneles solares se debe a su capacidad de operación continua durante el día siendo el medio día el pico máxima de potencia que puede entregar los paneles solares y turbinas también siendo las energías mas económicas respecto a las otras tecnologías, lo que lo hace esencial para estabilizar la red y gestionar los picos de demanda. Además, facilita el almacenamiento de excedentes energéticos para su uso posterior. El sistema de baterías aportó un 3.65 % de la energía total, limitado por su costo de energía y la capacidad de operación debido a que opera cuando las energías renovables no están en generación. Por otro lado, en cuanto a la estación de carga VE, su aporte del 0.34 % es reducido, ya que opera principalmente como un punto de consumo y no como una fuente de generación activa. Su rol principal en el bus 33 es la gestión de la demanda, con contribuciones limitadas por sus funcionalidades de V2G. Esta distribución energética, aunque dominada por un único recurso, ha sido evaluada como óptima según el algoritmo PSO, el cual priorizó la minimización de los costos operativos y la estabilidad de la red.

4.2.3. Configuración 2: análisis de 6 meses

En este estudio, se analizan la segunda configuración en un sistema IEEE de 33 buses, incrementando los recursos a 5 estaciones de carga para VE, 5 PV, 5 bancos de baterías y 5 WT. Las simulaciones se realizan inicialmente para un período de 4380 horas que equivalen 6 meses, permitiendo evaluar el impacto inmediato de estas configuraciones en los perfiles de voltaje y pérdidas de potencia del sistema.

En esta sección se examina el desempeño del sistema IEEE de 33 buses a lo largo de un ciclo de 4380 horas. La Figura 48 presenta la estructura base inicial del sistema, donde tanto las tecnologías renovables como las estaciones de carga se distribuyen de forma aleatoria en la red. Dicha configuración permite evaluar el efecto de estas tecnologías en la red sin aplicar criterios de optimización. En esta distribución, los sistemas PV y los bancos de baterías están situados en los buses 11, 14, 16, 22 y 27. Por su parte, las estaciones de carga para VE se encuentran en los buses 10, 12, 23, 29 y 32, permitiendo evaluar el impacto de la demanda fluctuante a través del tiempo asociado con la carga de vehículos eléctricos. Finalmente, los WT se ubican en los buses 6, 8, 25, 28 y 29. Este enfoque sirve como base para un análisis posterior, proporcionando un punto de partida para la evaluación de escenarios y optimizaciones más avanzadas.

La Figura 49 muestra tres gráficos que reflejan el comportamiento del algoritmo de optimización aplicado a un sistema eléctrico durante una simulación de 24 horas, aportando información relevante sobre la evolución de la función objetivo y el proceso general. El primer gráfico evidencia el mejor valor alcanzado por la función objetivo en cada iteración, partiendo de un valor cercano a 0.008 y convergiendo rápidamente a aproximadamente en las primeras 37 iteraciones, lo que indica una búsqueda eficiente de soluciones óptimas desde el inicio. El segundo gráfico representa el peor valor registrado de la función objetivo en cada iteración, comenzando alrededor de

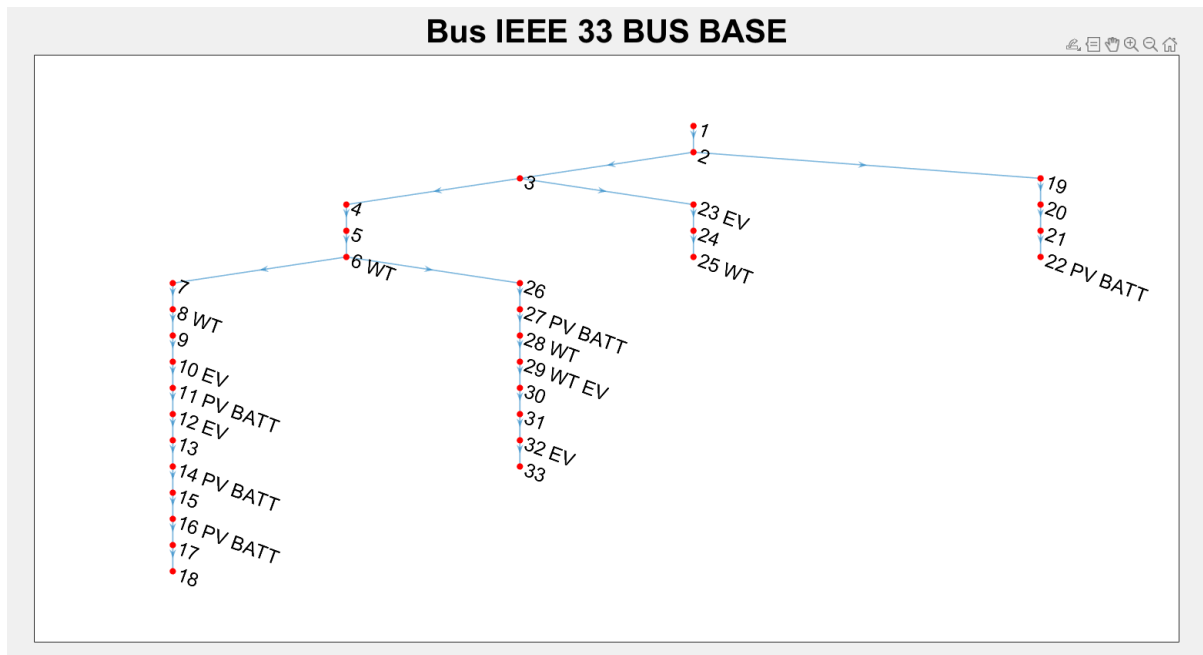


Figura 48: **Diagrama del sistema 33 buses del IEEE caso base con 5 tecnologías de ER y análisis de 6 meses (Fuente: propia).**

0.035 y aumentando ligeramente hasta estabilizarse en 0.015. Este comportamiento sugiere una mejora general del sistema junto con una reducción de la variabilidad en los escenarios menos favorables. El tercer gráfico muestra la aptitud de las soluciones generadas en cada población, donde se observan fluctuaciones entre 0.02 y 0.005, reflejando un proceso de exploración activa del espacio de soluciones. Tales oscilaciones, típicas de los algoritmos evolutivos, evidencian un equilibrio entre la exploración de nuevas alternativas y la explotación de soluciones prometedoras.

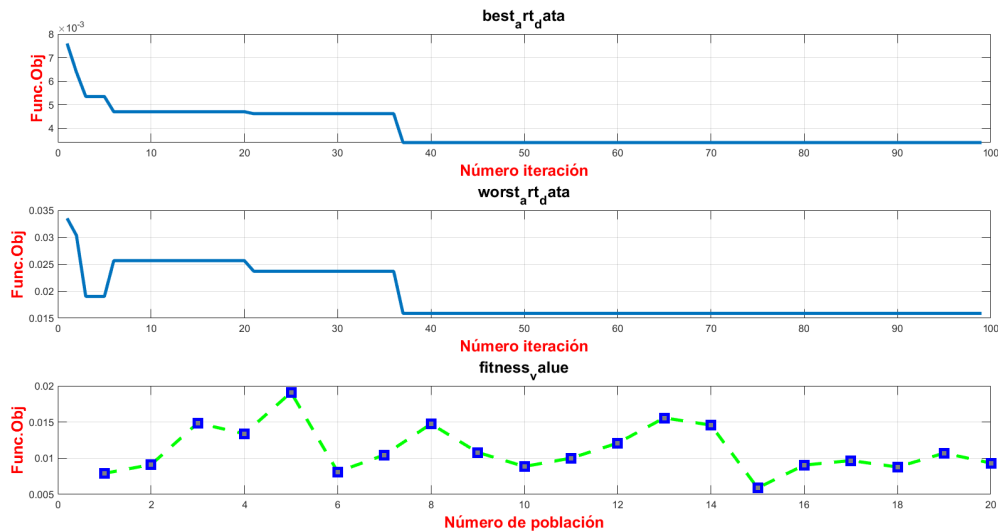


Figura 49: **Búsqueda de la mejor solución con el análisis de 1 día y la configuración 2** (Fuente: propia).

En la Figura 50, se presenta la aplicación de un algoritmo PSO sobre un sistema de IEE de 33 buses con el objetivo de identificar las ubicaciones óptimas para integrar tecnologías renovables y estaciones de carga. Tras varias iteraciones, el algoritmo determinó las ubicaciones que minimizan las pérdidas de potencia, estabilizan los perfiles de voltaje y mejoran la eficiencia de despacho económico de la red. Los resultados reflejan que las estaciones de carga para VE se posicionan óptimamente en los buses 3, 13, 14, 19 y 33, garantizando una atención a la demanda eficiente y reduciendo el impacto sobre los niveles de voltaje. En cuanto a los sistemas PV, se ubicaron en los buses 20, 23, 27, 28 y 33, maximizando la generación solar al estar situados estratégicamente. Los bancos de baterías se asignaron a los buses 2, 3, 4, 5 y 19, facilitando el almacenamiento de energía en puntos clave para la regulación del sistema, lo que contribuye a mitigar picos de demanda y mantener niveles de voltaje estables. Finalmente, los WT se posicionaron en los buses 3, 5, 9, 24 y 31, maximizando la generación eólica y contribuyendo a equilibrar los niveles de voltaje en las ramas entre los buses 7 y 26. Estos resultados evidencian la capacidad del PSO para distribuir recursos de forma eficiente en sistemas eléctricos complejos, logrando no solo un mejor desempeño, sino también un balance entre generación y demanda, promoviendo la estabilidad y sostenibilidad del sistema.

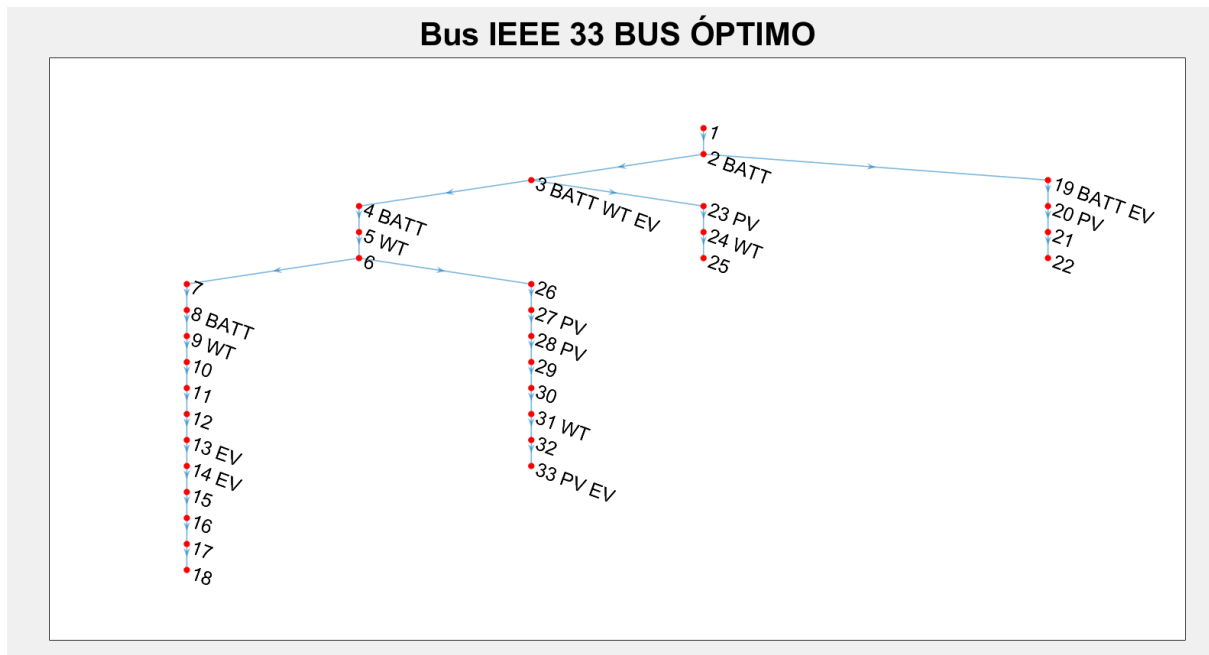


Figura 50: Diagrama del sistema de 33 buses del IEEE con PSO y análisis de 6 meses y configuración 2 (Fuente: propia)

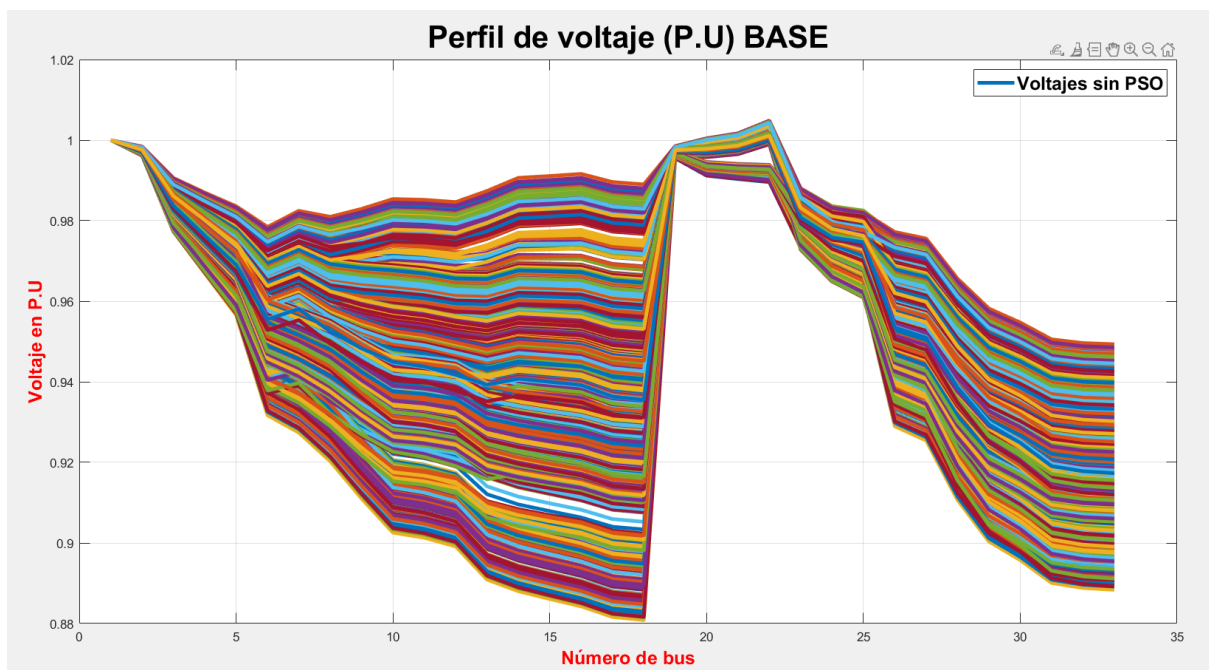


Figura 51: Perfil de voltaje con la estructura base analizando en un periodo de 6 meses y con la configuración 2 (Fuente propia).

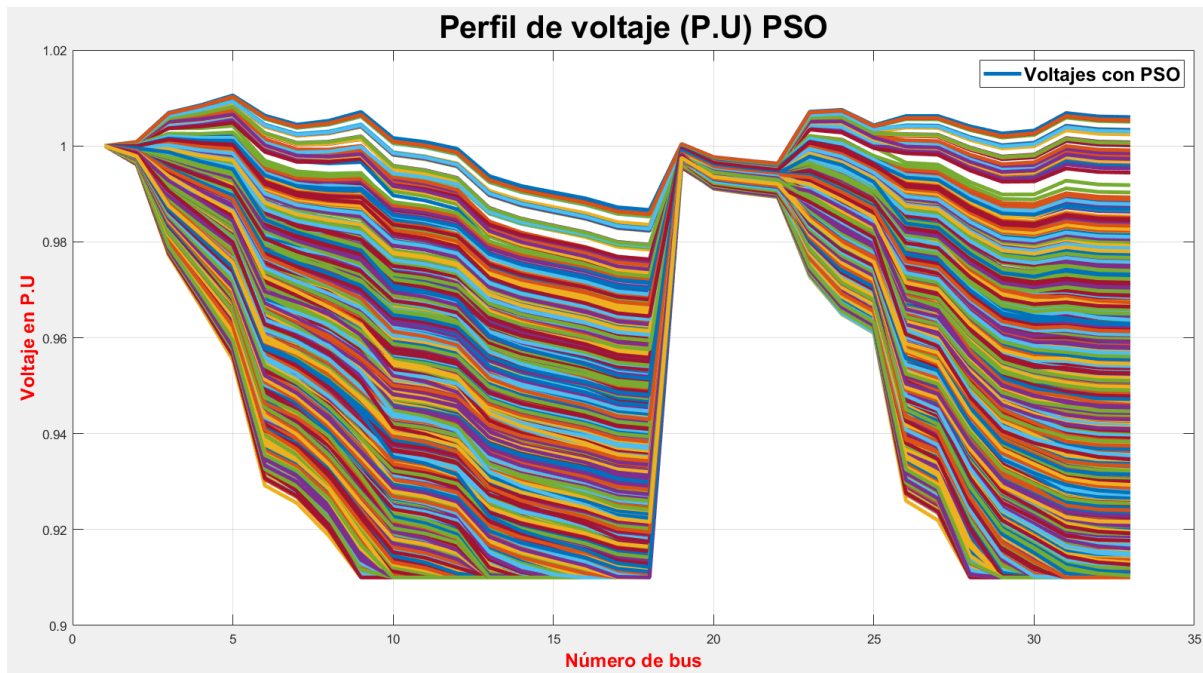


Figura 52: Perfil de voltaje con PSO analizando en un periodo de 6 meses y con la configuración 2 (Fuente propia).

En el análisis presentado, se observa el comportamiento del perfil de voltaje en el sistema de IEEE de 33 buses, primero en un escenario básico sin aplicar la optimización por PSO, luego, tras la integración de tecnologías renovables y dispositivos de almacenamiento ubicados estratégicamente, utilizando PSO para mejorar el índice de voltaje y las pérdidas de potencia del sistema. Las líneas de diferentes colores representan los voltajes a cada hora específica en los buses en este caso es de 4,380 horas. En la Figura 51, sin la optimización, las caídas de voltaje son particularmente notables en los buses más distantes del centro de la red, lo que refleja una debilidad inherente en la distribución de la energía. En particular, los buses 18 y 33 muestran caídas de voltaje severas. El bus 18 presenta una caída de voltaje hasta aproximadamente 0.88 p.u., lo que representa una desviación del 12 % respecto al valor nominal, y el bus 33 alcanza un valor de 0.87 p.u., con una desviación similar del 13 %. Estas caídas de voltaje reflejan el problema típico de los sistemas de distribución de energía, donde la potencia disminuye a medida que se aleja de la fuente de generación, y los buses más alejados tienden a ser más susceptibles a caídas críticas en voltaje, lo que podría comprometer la calidad del suministro eléctrico. En la Figura 52, tras la aplicación del PSO, la situación mejora considerablemente. La estrategia de optimización logra identificar las ubicaciones óptimas para la integración de diversas fuentes de ER y dispositivos de almacenamiento, lo que tiene un impacto directo en la mejora del perfil de voltaje en las áreas más críticas del sistema. En el caso del bus 33, donde se instaló un PV y un VE el voltaje mejoró de 0.88 p.u. como mnínimo a 0.91 p.u., lo que representa un incremento del 3 %. Este cambio no solo mejora el voltaje en ese bus, sino que también ayuda a mejorar la red, ya que las ERs como la eólica tienen la capacidad de aportar potencia cuando la demanda es elevada, lo que contribuye a reducir las caídas de voltaje. En la zona cercana al bus 10, donde se instalaron bancos de baterías en los buses cercanos al 2,3,4 y 8, los voltajes se estabilizaron

alrededor de 0.95 p.u., un incremento del 4.39 % respecto al valor original de 0.91 p.u. Esto demuestra cómo los dispositivos de almacenamiento, como las baterías, pueden jugar un papel crucial en la estabilización de voltaje en la red, proporcionando energía cuando la generación renovable no es suficiente. El bus 20, que alberga un PV y cerca un banco de batería junto con un estacion de carga VE en el bus 19, mostró una mejora del 2 % en su voltaje, pasando de 0.97 p.u. a 0.99 p.u. Esto refleja cómo la integración de energía solar puede contribuir a mantener un voltaje estable y cerca de su valor nominal, especialmente en las horas de máxima irradiación solar. El impacto más significativo de la optimización mediante PSO se observa en los buses 26 a 33, donde los voltajes pasaron de un rango crítico de entre 0.86 a 0.9 p.u. a mantenerse consistentemente por encima de 0.92 p.u., lo que representa una mejora promedio de 5 al 7 %. Este resultado demuestra cómo la integración estratégica de tecnologías renovables y sistemas de almacenamiento no solo mejora la eficiencia energética, sino que también es fundamental para la mejora de la red, reduciendo las caídas de voltaje y contribuyendo a un suministro eléctrico más fiable.

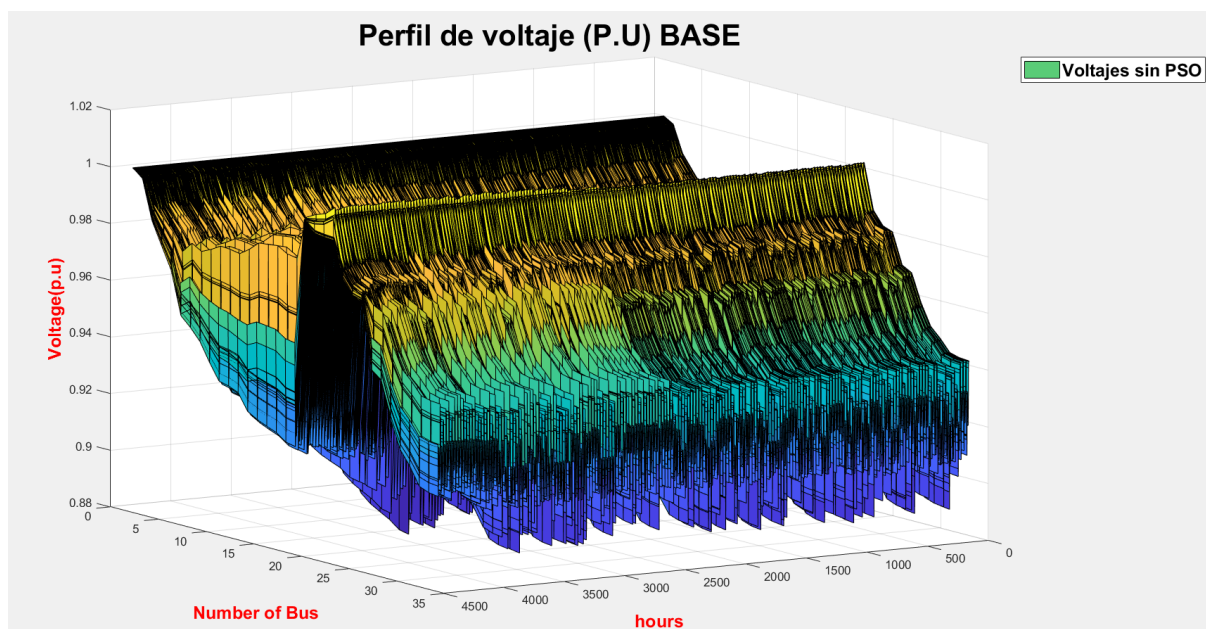


Figura 53: Perfil de voltaje caso base 3D con análisis de 6 meses y configuración 2 (Fuente propia).

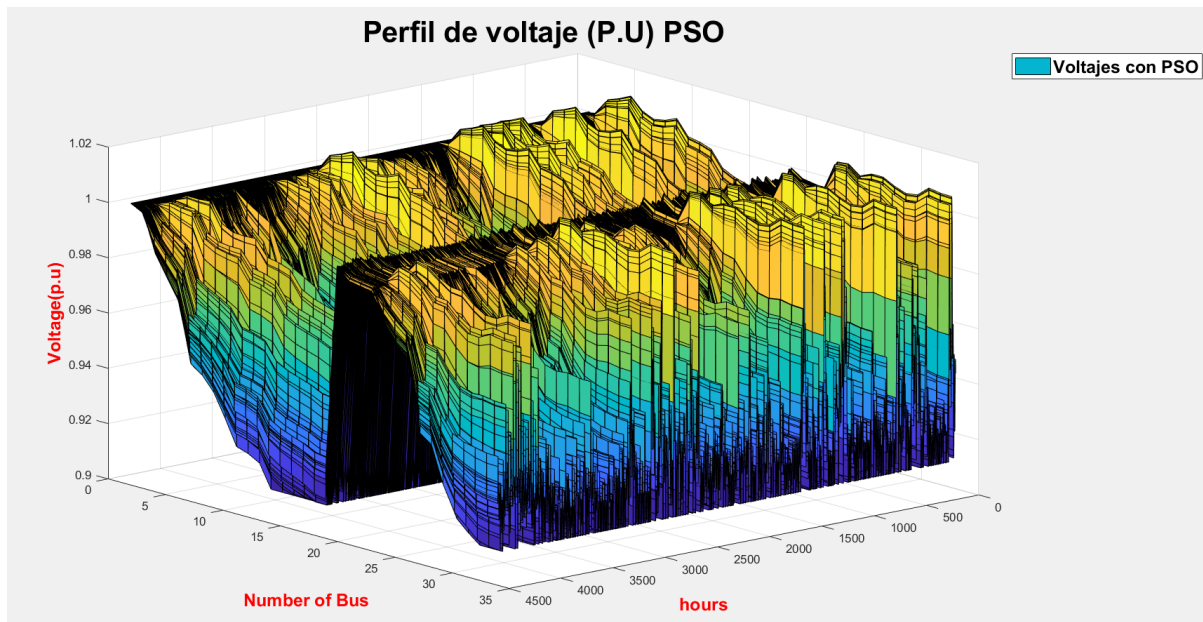


Figura 54: Perfil de voltaje 3D implementando el PSO con análisis de 6 meses y configuración 2 (Fuente propia).

La Figura 53 muestra el comportamiento del voltaje durante un período de 4,368 horas sin optimización PSO. En esta configuración inicial, se observan variaciones significativas, especialmente en los buses 18, 28 y 33, donde los voltajes disminuyen hasta aproximadamente 0.88 p.u. durante los períodos de mayor demanda entre 15 a 20 horas. Esta reducción notable del voltaje demuestra la sensibilidad de los puntos distantes del suministro principal. La aplicación del algoritmo PSO ha mejorado considerablemente el desempeño del sistema. La Figura 54 demuestra una evidente estabilización de los niveles de perfiles de voltaje, con mejoras sustanciales en ubicaciones clave. En los buses 3, 5, 9, 24 y 31, donde se instalaron los WT, el voltaje se incrementó de 0.88 p.u. a 0.91 p.u. en los últimos 2 buses, lo que representa una mejora aproximada del 3% como mínimo. Estas ubicaciones probaron ser efectivas, beneficiando tanto a los buses locales como a los circundantes. Los bancos de baterías ubicados en los buses 2, 3, 4, 8 y 19 demostraron ser decisiones estratégicas efectivas. Los voltajes en estas áreas cercanas se mantuvieron establemente alrededor de 0.96 p.u., en comparación con el 0.94 p.u. anterior, mostrando una mejora del 2%. Este efecto positivo se extendió a los buses adyacentes, estableciendo zonas de estabilidad en áreas que previamente mostraban variaciones considerables. En los buses 20, 23, 27, 28 y 33, la instalación de PV produjo resultados notables. Los voltajes se estabilizaron en 0.91 p.u., evidenciando una mejora del 3% respecto al valor base de 0.88 p.u. Estas ubicaciones resultaron ideales para la generación solar, optimizando su aporte durante las horas de máxima radiación solar entre las 10 y 16 horas. Las estaciones de carga de VE en los buses 3, 13, 14, 19 y 33 complementaron eficazmente la estrategia de optimización. Los perfiles de voltaje se mantuvieron consistentemente en 0.91 p.u. y en algunos casos alcanzando hasta 1.01 p.u. como máximo, mejorando el valor inicial de 0.88 p.u. Estas ubicaciones estratégicas permitieron una gestión más eficiente de la demanda de carga de VE sin afectar la estabilidad general del sistema. El análisis temporal indica que las mejoras más significativas

ocurren durante las horas pico dentro de las 15 y 20 horas, donde anteriormente los voltajes descendían hasta 0.88 p.u. Con la optimización PSO, estos períodos críticos mantienen voltajes superiores a 0.91 p.u., lo que representa una mejora considerable en la calidad del servicio. La distribución estratégica de los recursos mediante PSO no solo incrementó los niveles de voltaje, sino que también redujo las fluctuaciones climáticas diarias, resultando en un sistema más estable y eficiente.

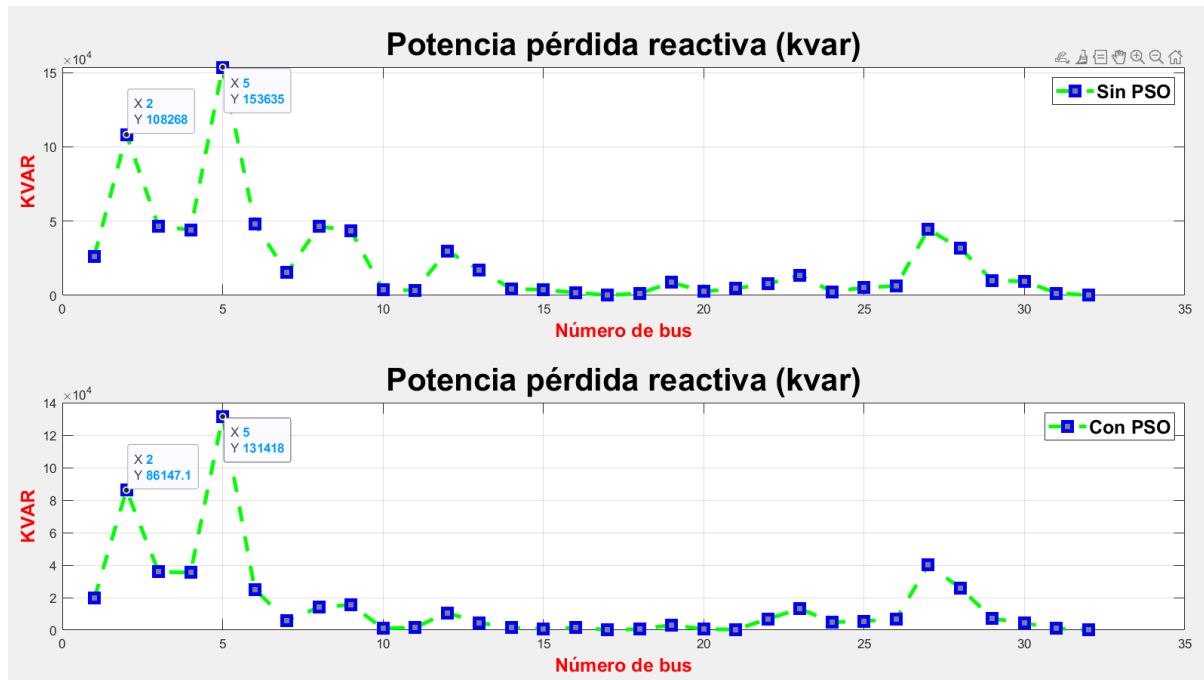


Figura 55: **Potencia Reactiva kVAR con la configuración 2 y el análisis de 6 meses**
(Fuente propia).

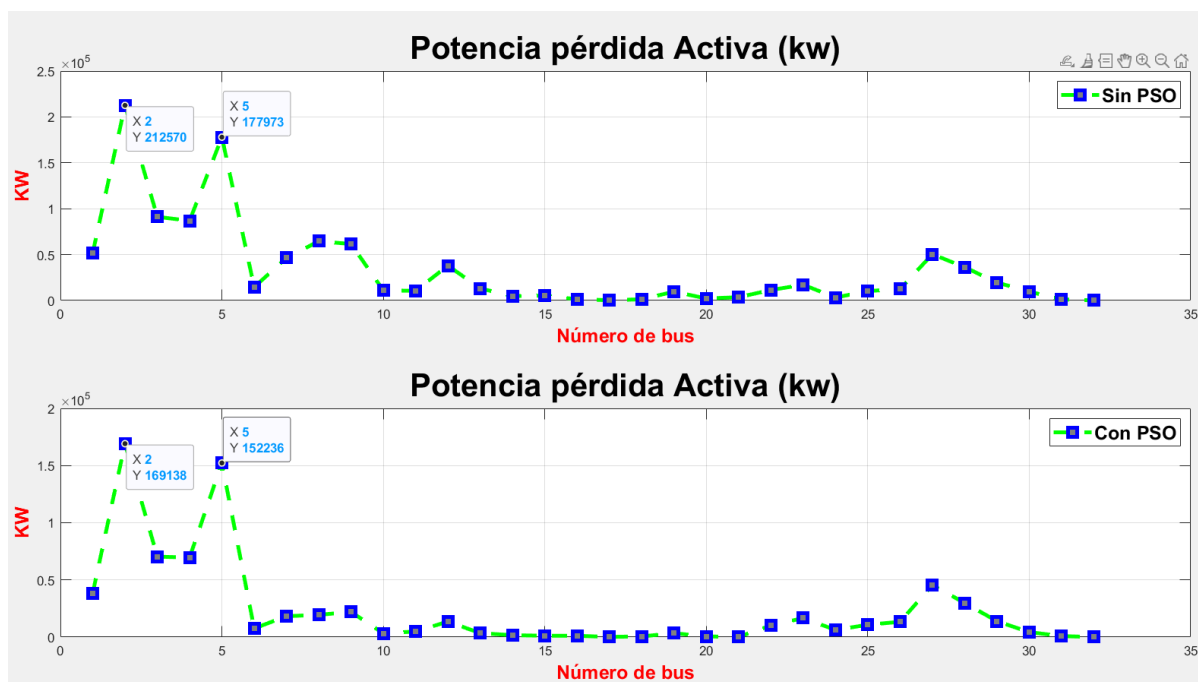


Figura 56: Potencia Activa kW con la configuración 2 y el análisis de 6 meses (Fuente propia).

Analizando en detalle los perfiles de pérdidas de potencia en el sistema de 33 buses, como se ilustra en las Figuras 55 y 56, se observan mejoras sustanciales después de implementar el PSO. Para las pérdidas de potencia reactiva, el escenario inicial muestra valores críticos en determinados buses. En el bus 2, las pérdidas reactivas iniciales de 108.268 MVAR disminuyeron a 86.147 MVAR tras la optimización, lo que representa un 20.43 % de aumento de pérdida debido a las ubicaciones cercanas de los bancos de batería. El bus 5 presentaba pérdidas de 153.635 MVAR, que disminuyeron a 131.418 MVAR después de la optimización, logrando una reducción del 14.46 %. Esta notable mejora se atribuye a la colocación estratégica de los bancos de baterías en los buses 2, 3, 4, 8 y las WT en los buses 3, 5, que optimizan la distribución de potencia reactiva en estas zonas. Respecto a las pérdidas de potencia activa, los resultados son igualmente significativos. El bus 2 mostraba inicialmente pérdidas de 212.570 MW, que se disminuyeron a 169.138 MW con PSO, alcanzando una desmejora del 20.43 % debido a los bancos de baterías y WT cercanos a la zona del bus 2. En el bus 5, las pérdidas disminuyeron de 177.973 MW a 152.236 MW, representando una reducción del 14.46 %. La instalación de WT en los buses 3, 5, 9 y los PV en los buses 27 y 28 contribuyó significativamente a esta mejora, proporcionando soporte de potencia activa en la red. Las zonas intermedias del sistema también evidenciaron mejoras. Los buses 15 al 20 experimentaron una reducción promedio del 2 % en pérdidas reactivas y del 3 % en pérdidas activas. Los PV ubicados en los buses 20, 23, 27, 28 y 33, junto con las estaciones de carga de VE en los buses 3, 13, 14, 19 y 33, juegan un papel crucial en esta optimización. En los buses finales 25 al 33, las pérdidas se redujeron significativamente, aproximadamente un 2 % en pérdidas reactivas y un 3 % en pérdidas activas en promedio. Esta optimización demuestra cómo la ubicación estratégica de recursos renovables y dispositivos

de almacenamiento puede mejorar sustancialmente la eficiencia operativa de la red de distribución.

Análisis de Fuentes de Energía			
FUENTE DE ENERGÍA	BASE	OPTIMIZADO	PORCENTAJE UTILIZADO (%)
🌬 Eólica (kW)	10.80	24.76	62.83
☀ Solar (kW)	11.88	10.43	20.32
🔋 Batería (kW)	6.32	8.57	16.62
🔌 Estación de Carga de Vehículos Eléctricos (kW)	0.16	0.12	0.23
💰 Costo Total (\$USD/h)	549.76	481.31	100.00

Figura 57: Resultados de costo inicial y final junto con el porcentaje de energía entregada por cada tecnología implementada con análisis de 6 meses y la configuración 2 (Fuente: propia).

El análisis económico del sistema de distribución muestra una mejora significativa en términos de costos operativos tras la implementación de tecnologías renovables y sistemas de almacenamiento como se muestra en la Figura 57. Inicialmente, el sistema presentaba un costo de 549.76 USD/h una cifra considerablemente que reflejaba la ineficiencia en la distribución de energía y las significativas pérdidas de potencia en la red. La optimización mediante PSO logró reducir estos costos hasta 481.31 USD/h, representando una disminución del 12.45 % respecto al costo inicial. Esta notable mejora se alcanzó mediante una distribución estratégica de diferentes fuentes de energía, donde el WT jugó un papel predominante con un 62.83 % de la energía total utilizada. Las ERs complementaron la matriz energética, con la PV aportando un 20.32 %. La estación de carga VE contribuyó con un 0.23 % adicional. El sistema de baterías con un 16.62 % debido a su capacidad para operar en las noches cuando no existe producción energía solar y baja velocidad de viento, a diferencia de las fuentes renovables que dependen de factores ambientales. Su principal función es regular y estabilizar la red, especialmente durante los picos de demanda, además de almacenar excedentes de energía para redistribuirlos cuando sea necesario. La WT contribuye con un gran aporte de 62.83 % debido a su bajo costo de operación por hora, la capacidad de las turbinas y su ubicación en los buses designados (3, 5, 9, 24 y 31), lo que magnifican su alcance en términos de generación total. El aporte solar es del 20.32 %, explicado por el ciclo diario de generación limitado a las horas de luz, restricciones en el área disponible para los paneles y la capacidad instalada en los buses seleccionados (20, 23, 27, 28 y 33), además de las pérdidas en la conversión de energía. La estación de carga VE aporta un 0.23 %, ya que actúa principalmente como un punto de consumo, con contribuciones limitadas por funcionalidades de V2G. Su función principal en los buses asignados (3, 13, 14, 19 y 33) es la gestión de demanda, no la generación. Esta distribución, aunque desequilibrada, es óptima según el PSO, que ha considerado funciones objetivo y la minimización de costos operativos. La optimización no solo mejoró la eficiencia operativa del sistema, sino que también demostró la viabilidad económica de integrar tecnologías sostenibles en redes de distribución convencionales. Esta integración logró una reducción de costos

sin precedentes, manteniendo al mismo tiempo la confiabilidad del servicio, lo que subraya la capacidad de las ERs y dispositivos de almacenamiento para aportar soluciones económicas y sostenibles sin comprometer la estabilidad de la red.

4.2.4. Configuración 2: análisis de 1 año

En este estudio, se analizan el sistema IEEE de 33 bus con las mismas configuraciones con respecto al análisis de 1 día con diferencia que tiempo de simulación es de 1 año. Las simulaciones se realizan inicialmente para un período de 8,760 horas, permitiendo evaluar el impacto inmediato de estas configuraciones en los perfiles de voltaje y pérdidas de potencia del sistema.

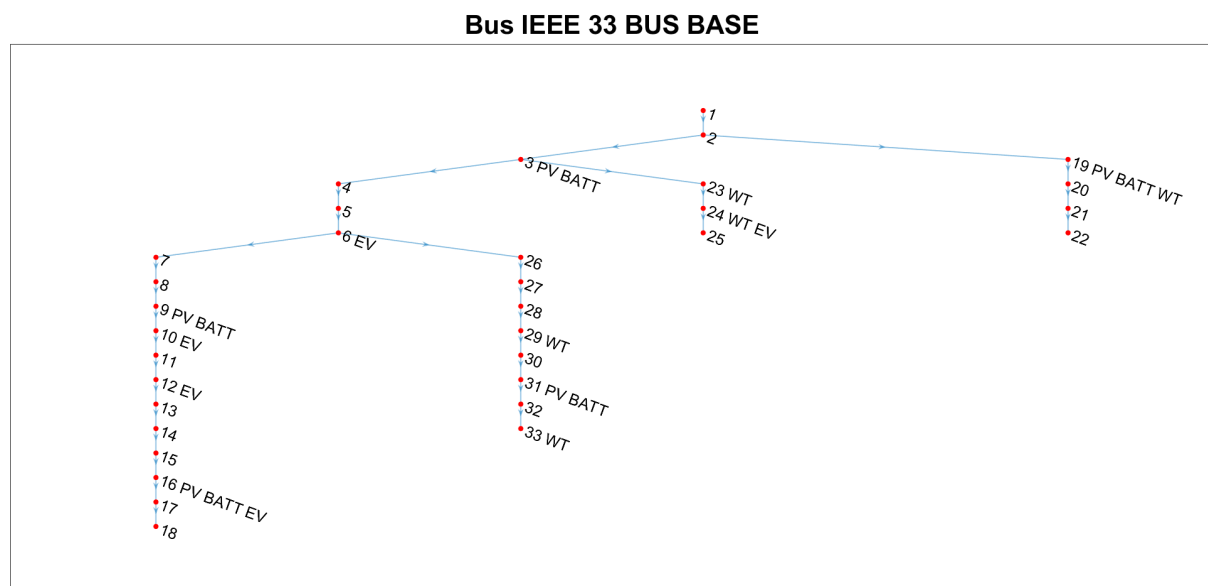


Figura 58: **Diagrama del sistema de 33 buses del IEEE caso base con análisis de 1 año y la configuración 2 (Fuente: propia).**

La Figura 58 muestra la configuración inicial del sistema, donde las tecnologías renovables y las estaciones de carga VE se ubican estratégicamente en distintos puntos de la red eléctrica, sin aplicar criterios de optimización. En esta estructura base, las estaciones de carga VE se encuentran posicionadas en los buses 6, 10, 12, 16 y 24, permitiendo evaluar el efecto de las variaciones de demanda vinculadas a la carga de vehículos eléctricos. Los PV se han instalado en los buses 3, 9, 16, 19 y 31, mientras que los bancos de baterías se localizan en los mismos buses: 3, 9, 16, 19 y 31. Además, los WT se han ubicado en los buses 19, 23, 24, 29 y 33. Esta disposición inicial, al asignar las ubicaciones de forma específica, permite analizar el impacto de la distribución de estas tecnologías en aspectos clave del sistema, como la fluctuación de voltajes, las pérdidas de potencia activa y reactiva. Este enfoque proporciona una base realista para comparar diferentes escenarios y llevar a cabo procesos de optimización posteriores.

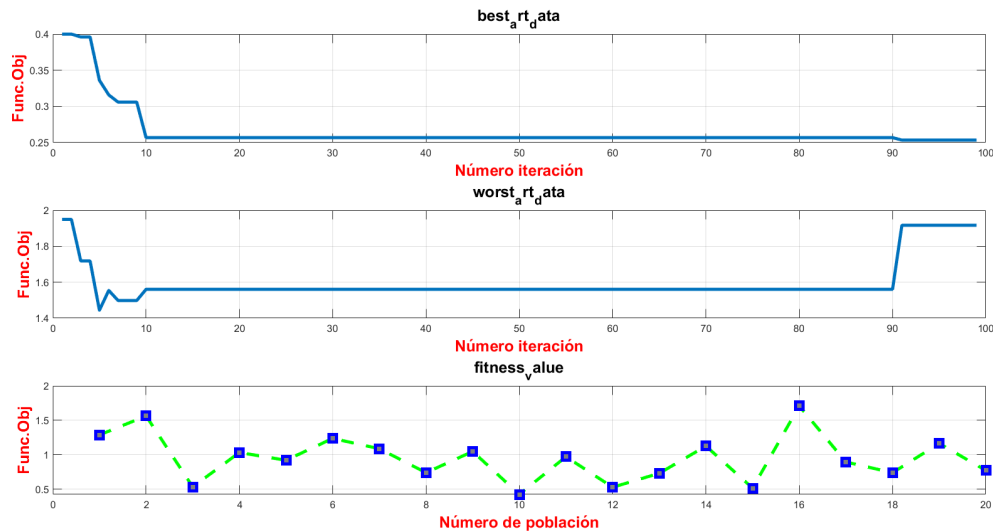


Figura 59: **Búsqueda de la mejor solución realizando el análisis de 1 año y usando la configuración 2 (Fuente: propia).**

La Figura 59 muestra tres gráficos que representan el comportamiento del proceso de optimización aplicado a un sistema eléctrico durante una simulación de 8,760 horas, detallando la evolución de la función objetivo en diferentes aspectos. El primer gráfico ilustra la evolución del mejor valor de la función objetivo en cada iteración. Al inicio, el valor es cercano a 0.4 y desciende progresivamente, alcanzando una estabilidad cercana a 0.26 después de aproximadamente 10 iteraciones. Esta reducción rápida señala la eficiencia del algoritmo al encontrar soluciones de alta calidad en las primeras etapas del proceso, reflejando una rápida convergencia a condiciones óptimas. El segundo gráfico representa el peor valor de la función objetivo a lo largo de las iteraciones. Inicialmente, este valor se sitúa alrededor de 2 y disminuye gradualmente hasta aproximadamente 1.4. Sin embargo, cerca de la iteración 90 se observa un incremento que estabiliza el valor en torno a 1.6. Este comportamiento indica que, aunque el rendimiento general mejora, aún persisten fluctuaciones en los escenarios menos favorables. El tercer gráfico muestra la variación de los valores de aptitud de cada población evaluada durante la simulación. Se pueden observar oscilaciones importantes, con valores que oscilan entre 0.5 y 1.8, lo que sugiere que el algoritmo explora activamente diversas soluciones, manteniendo un equilibrio entre exploración y explotación en la búsqueda de soluciones óptimas.

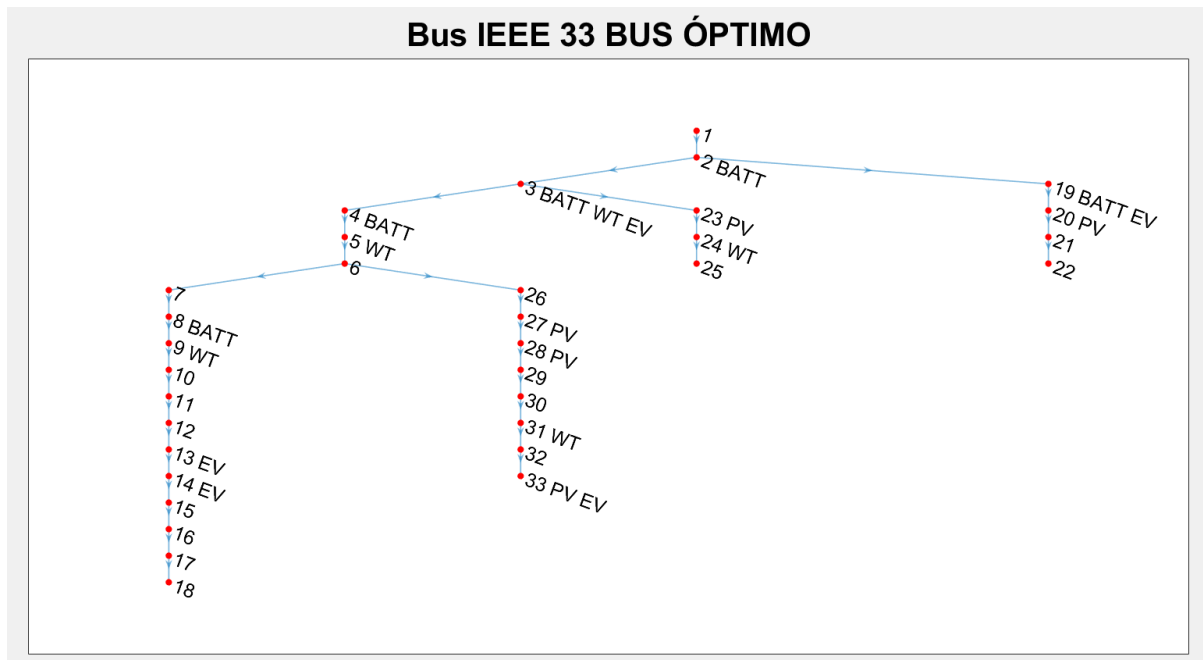


Figura 60: Diagrama del sistema de 33 buses del IEEE con PSO utilizando la configuración 2 y el análisis de 1 año (Fuente: propia).

La Figura 60 representa un sistema de 33 buses en el que se aplicó un algoritmo PSO con el propósito de identificar las ubicaciones óptimas para la integración de ER y estaciones de carga en la red. Como resultado del proceso de optimización, las estaciones de carga para VE se posicionaron en los buses 3, 13, 14, 19 y 33, las mismas ubicaciones de la simulación anterior de 6 meses que permitieron atender la demanda de carga de manera eficiente y con un impacto controlado en los niveles de voltaje. Los sistemas PV se situaron en los buses 20, 23, 27, 28 y 33, aprovechando puntos estratégicos con alta eficiencia de generación solar y contribuyendo a la reducción de las pérdidas en la red. Los bancos de baterías fueron asignados a los buses 2, 3, 4, 8 y 19, permitiendo un almacenamiento distribuido de energía en puntos clave del sistema. Esta configuración facilita la regulación del flujo de potencia y la estabilización de los niveles de voltaje, especialmente en condiciones de alta demanda. Por otro lado, los WT se posicionaron en los buses 3, 5, 9, 24 y 31, aprovechando ubicaciones con potencial eólico favorable y ayudando a equilibrar los perfiles de voltaje en diversas ramas de la red. Estos resultados reflejan la capacidad del PSO para optimizar la distribución de recursos energéticos renovables en sistemas eléctricos complejos, asegurando un mejor desempeño general, con una generación y almacenamiento balanceados que contribuyen a la sostenibilidad y estabilidad del sistema eléctrico a lo largo de las 8,760 horas de simulación.

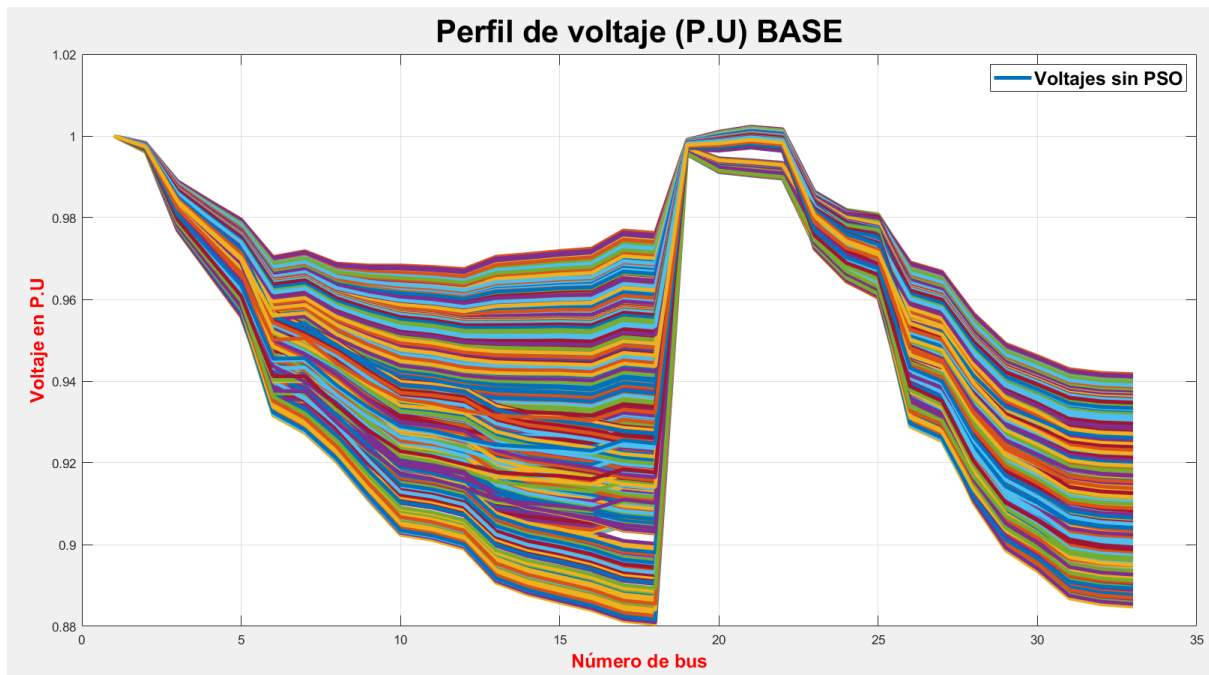


Figura 61: Perfil de voltaje con la estructura base analizado durante el tiempo de 1 año y utilizando la configuración 2 (Fuente: propia).

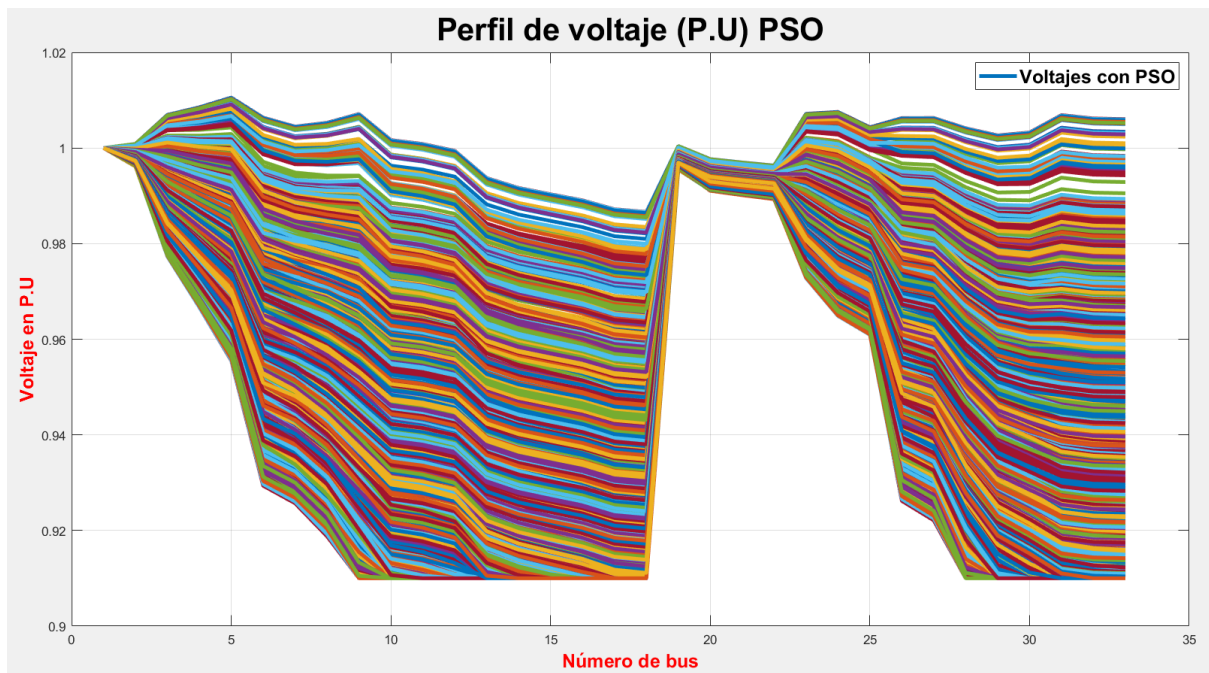


Figura 62: Perfil de voltaje con PSO analizado durante el tiempo de 1 año y utilizando la configuración 2 (Fuente: propia).

El análisis del perfil de voltaje en el sistema revela comportamientos distintos antes y después de aplicar la optimización mediante PSO. Las líneas de diferentes colores representan los voltajes a cada hora específica en los buses en este caso son

8,760 horas. En la Figura 61, correspondiente al escenario base sin PSO, se observan caídas de voltaje críticas en los buses más alejados del centro de generación. En particular, los buses 18 y 33 registran valores mínimos cercanos a 0.88 p.u., lo que representa una caída del 12 % con respecto al valor nominal. Esta disminución significativa refleja la vulnerabilidad típica de las redes de distribución, donde las pérdidas de voltaje aumentan con la distancia desde la fuente de generación, afectando la calidad del suministro eléctrico. En la Figura 62, tras aplicar la optimización con PSO, se evidencia una mejora notable en la estabilidad del voltaje. La estrategia de optimización ha permitido identificar ubicaciones óptimas para la integración de fuentes renovables y sistemas de almacenamiento, lo que ha resultado en un perfil de voltaje más uniforme. En el bus 33, donde se instaló un PV y estación de carga de VE, el voltaje aumentó al rededor de 0.88 p.u. a 0.91 p.u., reflejando una mejora del 3.3 %. De manera similar, al rededor de la zona del bus 10, donde se colocaron un WT, un banco de baterías y 2 estaciones de carga de VE, los valores de voltaje se incrementaron de 0.908 p.u. a aproximadamente 0.91 p.u. como mínimo y como máximo un 1.01 p.u., demostrando el efecto positivo en la estabilización del voltaje. Al rededor de la zona del bus 25, equipado con un sistema PV y WT, mostró una ligera mejora en su voltaje, pasando de 0.98 p.u. como máximo a 1.005 p.u., lo que representa un aumento del 2.49 %, destacando el impacto positivo de la generación solar en la estabilidad de la red. Finalmente, el bus 2, que cuenta con un banco de baterías y donde soporta la mayoría de las ramas de los buses, presentó un incremento en las ramas aledañas con voltajes de al rededor 1 p.u., resaltando la contribución de estos equipos en la regulación de la tensión. En conjunto, la aplicación de PSO logró elevar los voltajes en la sección crítica de los buses 27 a 33, pasando de un rango de 0.88 al 0.91 p.u., evidenciando una mejora promedio del 3 al 5 % y contribuyendo a un suministro eléctrico más confiable y eficiente.

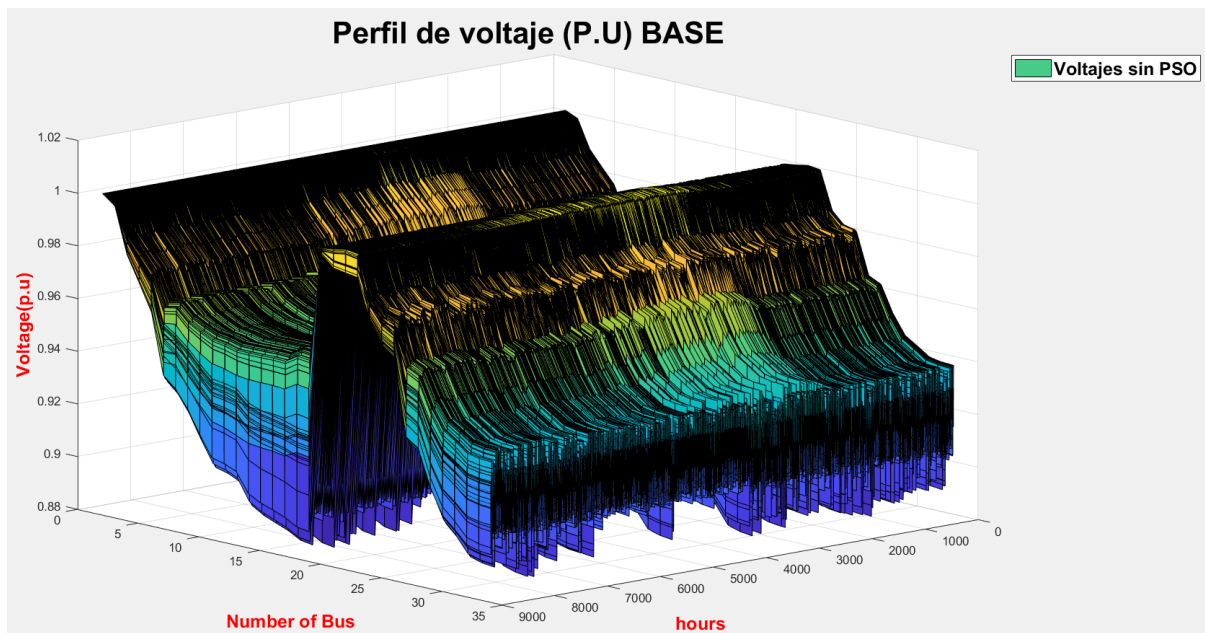


Figura 63: Perfil de voltaje 3D caso base con análisis de 1 año y utilizando la configuración 2 (Fuente: propia).

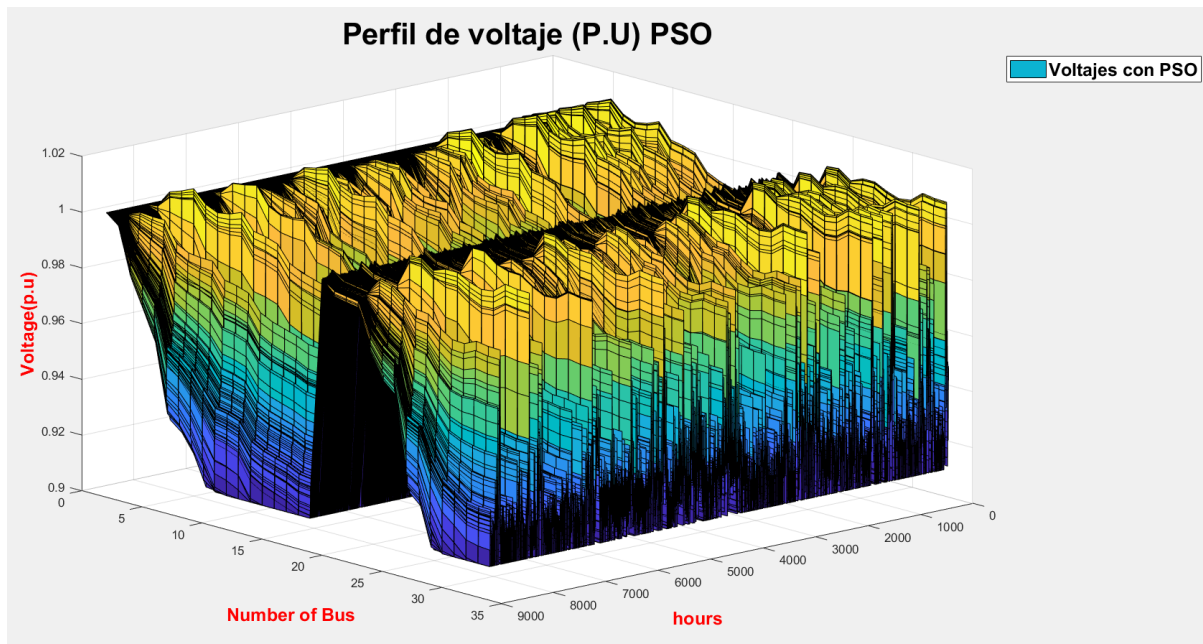


Figura 64: Perfil de voltaje 3D implementando el PSO con análisis de 1 año y utilizando la configuración 2 (Fuente: propia).

El análisis del sistema de distribución de 33 buses durante 8,760 horas revela patrones significativos en la estabilidad del voltaje bajo diferentes configuraciones. En el escenario base Figura 63, sin optimización PSO, los perfiles de voltaje exhiben fluctuaciones críticas que alcanzan mínimos de 0.88 p.u., particularmente en los buses más alejados de la fuente principal. Esta situación inicial demuestra las vulnerabilidades inherentes del sistema, especialmente durante períodos de alta demanda, donde la capacidad de mantener niveles de voltaje adecuados se ve comprometida significativamente. La implementación estratégica de recursos distribuidos mediante el algoritmo PSO establece una nueva configuración que incluye 5 estaciones VE ubicadas en los buses 3, 13, 14, 19 y 33, complementadas con sistemas PV en los buses 20, 23, 27, 28 y 33. Adicionalmente, se incorporan bancos de baterías en las ubicaciones 2, 3, 4, 8 y 19, junto con WT posicionados en los buses 3, 5, 9, 24 y 31. Esta distribución de recursos energéticos demuestra una mejora sustancial en los perfiles de voltaje, elevando los niveles mínimos a 0.91 p.u. y manteniendo máximos de 1.01 p.u. La optimización mediante PSO como se muestra en la Figura 64 genera beneficios notables, particularmente en el bus 2, donde la convergencia de todas las tecnologías disponibles establece un nodo de estabilidad crucial para el sistema. Los buses 31 y 33, equipados con PV, WT y estaciones VE, experimentan una mejora significativa desde 0.88 p.u. hasta 0.91 p.u. como mínimo, demostrando la efectividad de la estrategia de ubicación. Sin embargo, esta configuración también presenta desafíos operativos, especialmente en la coordinación de recursos durante las transiciones diurnas y nocturnas en buses con PV, y en la gestión de la variabilidad inherente de los WT. La complejidad del sistema optimizado requiere consideraciones especiales en términos de control y mantenimiento, particularmente en buses que albergan múltiples tecnologías. Las fluctuaciones estacionales afectan especialmente a los buses con WT, mientras que la intermitencia solar impacta los nodos con PV,

necesitando una coordinación precisa con los sistemas de almacenamiento. No obstante, estas limitaciones son compensadas por la mejora general en la estabilidad del voltaje y la resiliencia del sistema. El análisis temporal demuestra que el sistema optimizado mantiene una mayor estabilidad durante períodos prolongados, superando significativamente el desempeño del caso base. La estratégica distribución de recursos mediante PSO no solo mejora los niveles de voltaje, sino que también suaviza las fluctuaciones ambientales diarias, aunque introduce nuevos desafíos en la gestión operativa. Esta transformación del sistema, si bien más compleja en su operación, establece una base sólida para una red de distribución más robusta y eficiente, capaz de manejar las demandas variables manteniendo niveles de voltaje estables a lo largo del tiempo analizado.

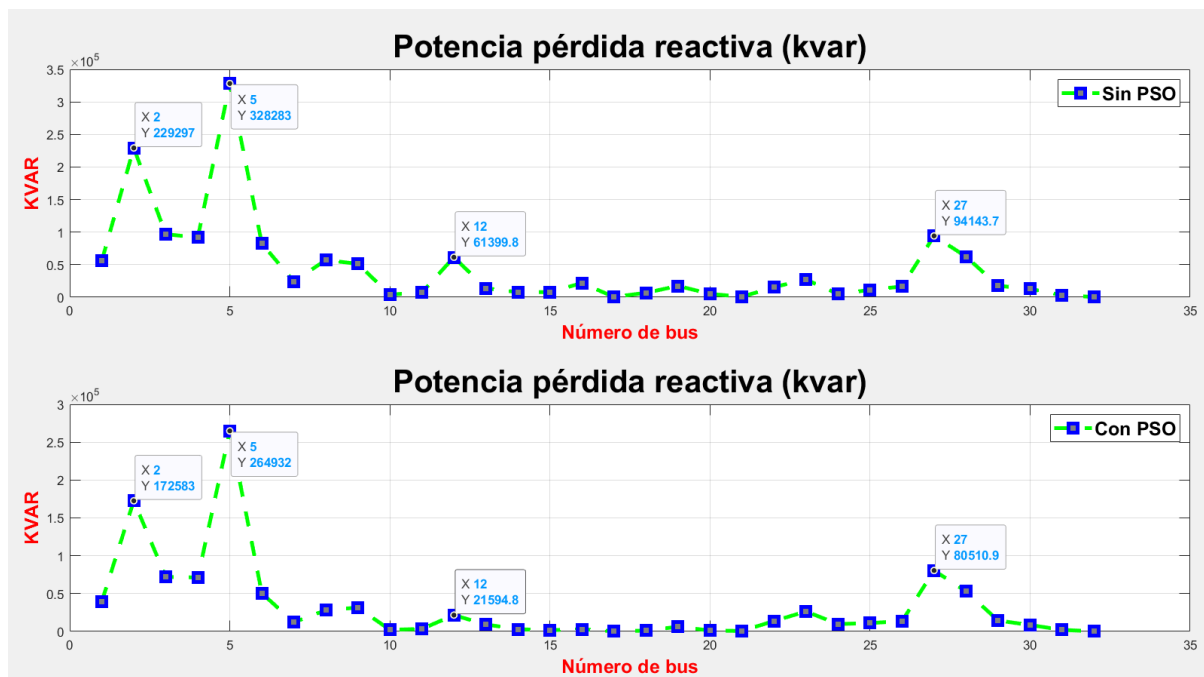


Figura 65: Potencia Reactiva KVAR(Fuente propia).

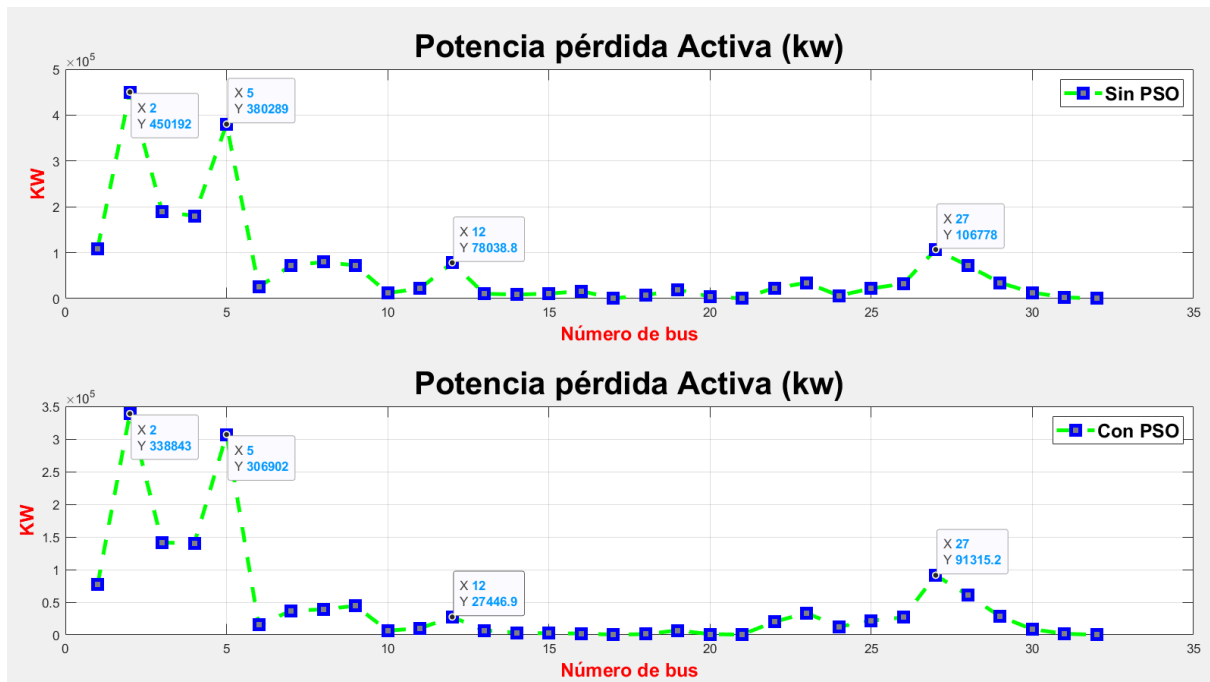


Figura 66: Potencia Activa KW (Fuente propia).

El análisis de los perfiles de pérdidas de potencia en el sistema de 33 buses revela transformaciones significativas tras la implementación del PSO. La distribución estratégica de recursos energéticos muestra impactos variables en diferentes sectores del sistema, con resultados tanto positivos como algunas limitaciones operativas.

Las pérdidas reactivas (Figura 65) presentaron reducciones notables en zonas críticas: cerca a la zona del bus 5, que alberga estaciones VE, PV, banco de baterías y WT, exhibió una disminución de aproximadamente 322.483 MVAR a 218.048 MVAR, evidenciando una mejora del 32.4 %. Esta reducción significativa se atribuye a la sinergia entre los diferentes recursos instalados. Sin embargo, el bus 2 mantuvo pérdidas considerables, pasando de 229.897 MVAR a 174.892 MVAR, lo que indica que, si bien hubo mejora, persisten pérdidas elevadas que sugieren ajustes adicionales en esta zona.

En términos de pérdidas activas (Figura 66), los resultados muestran patrones interesantes. El segmento inicial del sistema (buses 1-10) experimentó las mejoras más significativas, destacando el bus 12 con una reducción de 78.038 MW a 27.446 MW, equivalente a un 61.3 %. La ubicación de múltiples recursos al rededor de los buses 2 y 3 (VE, PV y baterías) contribuyó sustancialmente a estas mejoras. Por su parte, el bus 5 redujo sus pérdidas de 360.289 MW a 306.902 MW, lo que representa un 14.9 % de mejora al igual que el bus 2 de 450.92 MW se redujo a 338.843 MW lo que representa un 24.86 %. En la zona media del sistema (buses 11 al 25) se observan resultados mixtos. Por ejemplo, el bus 27, cercano a la integración de WT, estaciones de carga de VE y PV, redujo sus pérdidas activas de 106.778 MW a 91.315 MW (aproximadamente 14.48 %). No obstante, en términos de pérdidas reactivas, este mismo sector evidenció incrementos puntuales: el bus 27 pasó de 94.143 MVAR a 80.510 MVAR, mostrando una mejora. Los buses finales (26 al 33) experimentaron mejoras moderadas pero consistentes. Aunque las pérdidas en esta zona se mantuvieron relativamente bajas en comparación con el segmento inicial, la combinación de PV y VE ayudó a reducir las pérdidas activas y reactivas en alrededor del 20 %. En conjunto, mientras el sistema muestra mejoras globales con reducciones promedio del 20-62 % en pérdidas activas y 20-35 % en pérdidas reactivas, existen áreas específicas donde la optimización mediante PSO generó resultados de reducción mínima.

Análisis de Fuentes de Energía			
FUENTE DE ENERGÍA	BASE	OPTIMIZADO	PORCENTAJE UTILIZADO (%)
🌬 Eólica (kW)	27.75	87.18	81.25
☀ Solar (kW)	22.66	20.63	10.84
🔋 Batería (kW)	38.38	16.54	7.79
🔌 Estación de Carga de Vehículos Eléctricos (kW)	0.32	0.24	0.12
💰 Costo Total (\$USD/h)	1702.15	862.32	100.00

Figura 67: Resultados de costo inicial y final junto con el porcentaje de energía entregada por cada tecnología implementada (Fuente: propia)

El análisis económico de la red demuestra una transformación radical en la estructura de costos operativos tras la implementación del PSO y la integración de tecnologías renovables como se muestra en la Figura 67. Los datos revelan una reducción desde 1,702.15 USD/h hasta 862.32 USD/h evidenciando un impacto económico significativo en la optimización del sistema. La distribución estratégica de recursos energéticos muestra un patrón interesante donde los bancos de baterías, instalados en los buses 2, 3, 4, 8 y 19, tienen una participación energética con un 7.79 % del total. Esta se justifica por su capacidad de operación en la noche cuando las energías solares no tienen producción y también almacenando durante el día la energía sobrante. La ubicación de estos dispositivos en puntos estratégicos permite una gestión eficiente de la energía, particularmente en zonas con alta demanda. La contribución de la energía eólica, con WT en los buses 3, 5, 9, 24 y 31, alcanza un 81.25 % del total predominando en comparación de los PV. Este porcentaje refleja el bajo coste de operación a la tecnología eólica y su dependencia de condiciones atmosféricas variables. Sin embargo, su distribución en múltiples buses permite una mayor resiliencia y adaptabilidad del sistema. Los sistemas PV, estratégicamente posicionados en los buses 20, 23, 27, 28 y 33, aportan un 10.84 % a la matriz energética. Este porcentaje, aunque modesto, representa una contribución significativa considerando las restricciones de espacio y los ciclos diarios de generación solar. La ubicación diversificada de los PV permite maximizar la captación solar en diferentes puntos del sistema. Las estaciones de carga VE, distribuidas en los buses 3, 13, 14, 19 y 33, contribuyen con un 0.12 % del total. Este porcentaje, aparentemente bajo, refleja su función dual como puntos de consumo y potenciales fuentes de respaldo energético mediante capacidades V2G. Su ubicación estratégica permite una distribución equilibrada de la carga en el sistema. La optimización resultante demuestra cómo la distribución específica de recursos en buses estratégicos puede generar mejoras económicas sustanciales. La reducción de costos en más del 49.34 %, valida la efectividad del algoritmo PSO en la optimización de sistemas de distribución complejos. Esta transformación no solo representa una mejora económica significativa sino también un paso hacia la sostenibilidad energética, manteniendo la estabilidad y confiabilidad del sistema mientras se reducen drásticamente los costos operativos.

4.2.5. Resumen del capítulo

En la tabla 8 se muestra el resumen de los mejores resultados de este capítulo.

Tabla 8: **Comparación de Casos de Estudio**

Aspecto	Caso de Estudio 1	Caso de Estudio 2
Descripción	Análisis con condiciones invariantes en el tiempo, considerando valores mínimos de WT y fotovoltaica PV. No se incorpora despacho económico ni variaciones diarias.	Análisis dinámico considerando 6 meses y 1 año, incluyendo despacho económico y variabilidad de generación solar y eólica.
Costo	No se reportan costos operativos.	Reducción desde 1,702.15 USD/h a 862.32 USD/h (reducción del 49.34 %).
Pérdidas de Potencia	No se reportan datos específicos, debido al enfoque estático sin fluctuaciones energéticas.	Reducción del 20-62 % en pérdidas activas, mejoras en la gestión de pérdidas reactivas.
Mejoras en Voltajes	No se detallan mejoras específicas debido a la ausencia de despacho económico.	Se reportan mejoras significativas en perfiles de voltaje por mejor integración de renovables.
Eficiencia	No cuenta con métricas de costo ni pérdidas debido a la falta de despacho económico.	Muestra mejoras en costos y reducción de pérdidas de potencia gracias al despacho económico.
Integración y Optimización	Condiciones constantes, sin enfoque de optimización.	Modelo dinámico que permite una mejor asignación de recursos y reducción de pérdidas.

5. Conclusiones

- Se determinó que el uso de un modelo de optimización como PSO para la ubicación de tecnologías renovables, estaciones de carga y sistemas de almacenamiento mejora significativamente la distribución de energía en la red urbana. La asignación estratégica de estas tecnologías permitió estabilizar los perfiles de voltaje y reducir las pérdidas de potencia activa y reactiva.
- Se comprobó que la integración de recursos distribuidos optimizados garantiza la estabilidad de la red, manteniendo voltajes entre 1.05 p.u y 0.91 p.u. en buses críticos, incluso bajo fluctuaciones climáticas simuladas en un período extendido de 8,760 horas. Esto demuestra la importancia de considerar la estabilidad en redes con incorporación de tecnologías renovables.
- Se observó una reducción significativa en las pérdidas de potencia activa y reactiva en la red gracias a la implementación de PSO. En particular, en buses críticos como del 2 al 5 y el 33, las pérdidas activas disminuyeron un 61.3 %, destacando la eficiencia lograda en la gestión energética.
- Se concluyó que ampliar la simulación a 8,760 horas, en lugar de solo 4,380 horas, permitió capturar dinámicas más complejas relacionadas con variaciones del clima y la demanda. Este enfoque proporcionó una visión más completa del comportamiento del sistema, demostrando la robustez y eficiencia del modelo de optimización propuesto frente a variaciones diarias y estacionales.
- Se validó la efectividad del modelo de optimización propuesto al contrastar los perfiles de voltaje y las pérdidas de potencia con y sin la implementación del PSO. Esto confirmó que el algoritmo logra distribuir de manera eficiente los recursos en una red eléctrica urbana, contribuyendo al cumplimiento de los objetivos de estabilidad, sostenibilidad y eficiencia energética en redes modernas con GD y estaciones de carga para VE.

La principal aportación de este trabajo es demostrar que un modelo de optimización basado en PSO mejora la gestión energética en redes urbanas, optimizando la ubicación de PV, WT, VE y BATT. Se logró estabilizar los voltajes (>1.0 p.u. en buses críticos) y reducir pérdidas de potencia. La simulación extendida a 8,760 horas permitió capturar mejor las variaciones climáticas y de demanda, demostrando la robustez del modelo. La validación con y sin PSO confirmó su impacto en la estabilidad y sostenibilidad del sistema, facilitando la integración de generación distribuida y electromovilidad en redes urbanas modernas.

Trabajo a futuro

El presente estudio ha demostrado la eficiencia computacional del análisis del sistema de distribución con PSO y Backward/Forward Sweep en un periodo de 8,760 horas. Sin embargo, para mejorar el modelo y su aplicabilidad en redes eléctricas inteligentes, se plantean las siguientes mejoras futuras:

- Extensión temporal del análisis
 - Simulación de un ciclo anuales completo para capturar variaciones estacionales y eventos extremos.
 - Implementación de algoritmos paralelos y aprendizaje automático para optimización computacional.
 - Módulos de preprocesamiento para filtrar escenarios improbables y reducir la carga de cómputo.
- Mejoras en gestión de recursos y almacenamiento
 - Incorporación de sistemas de almacenamiento híbridos (baterías y supercondensadores).
 - Desarrollo de estrategias avanzadas V2G para mejorar la flexibilidad operativa.
- Optimización económica y operativa
 - Evaluación de ciclo de vida, costos de mantenimiento y degradación de equipos.
 - Desarrollo de modelos de resiliencia ante fallos múltiples y estrategias de recuperación.
 - Implementación de planes de contingencia para eventos climáticos extremos.
- Impacto ambiental y sostenibilidad
 - Análisis de huella de carbono y optimización con criterios ambientales.
 - Evaluación del impacto ambiental de distintas configuraciones de la red.
- Interacción con el usuario y validación del sistema
 - Desarrollo de interfaces intuitivas y sistemas de monitoreo en tiempo real.
 - Incorporación de herramientas de visualización avanzada para supervisión eficiente.

Estas mejoras permitirán una transición más efectiva hacia redes eléctricas inteligentes y sostenibles, optimizando la operación y adaptabilidad ante la creciente complejidad del sistema de distribución.

Referencias

- [1] M. V. G. González, *Integración de energías renovables en redes eléctricas inteligentes*. PhD thesis, Universitat d'Alacant/Universidad de Alicante, 2013.
- [2] H. Sadeghian, M. H. Athari, and Z. Wang, "Optimized solar photovoltaic generation in a real local distribution network," in *2017 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT)*, pp. 1–5, IEEE, 2017.
- [3] A. F. Nematollahi, H. Shahinzadeh, H. Nafisi, B. Vahidi, Y. Amirat, and M. Benbouzid, "Sizing and siting of ders in active distribution networks incorporating load prevailing uncertainties using probabilistic approaches," *Applied Sciences*, vol. 11, 2021.
- [4] Z. Wu, P. K. Bhat, and B. Chen, "Optimal configuration of extreme fast charging stations integrated with energy storage system and photovoltaic panels in distribution networks," *Energies*, vol. 16, no. 5, p. 2385, 2023.
- [5] L. A. Nguimdo and C. Kum, "Optimization and sizing of a stand-alone photovoltaic system and assessment of random load fluctuation on power supply," *Energy and Power Engineering*, vol. 12, no. 01, pp. 28–43, 2020.
- [6] E. Ramos, "La generación distribuida: El camino hacia la producción descentralizada de electricidad y pautas para su reglamentación," *Forseti. Revista de derecho*, vol. 8, no. 11, pp. 07–35, 2020.
- [7] L. Luo, Z. Wu, W. Gu, H. Huang, S. Gao, and J. Han, "Coordinated allocation of distributed generation resources and electric vehicle charging stations in distribution systems with vehicle-to-grid interaction," *Energy*, vol. 192, p. 116631, 2020.
- [8] R. J. Ferreira, L. M. Miranda, R. E. Araújo, and J. P. Lopes, "A new bi-directional charger for vehicle-to-grid integration," in *2011 2nd IEEE PES International Conference and Exhibition on Innovative Smart Grid Technologies*, pp. 1–5, IEEE, 2011.
- [9] C. Jin, J. Tang, and P. Ghosh, "Optimizing electric vehicle charging: A customer's perspective," *IEEE Transactions on vehicular technology*, vol. 62, no. 7, pp. 2919–2927, 2013.
- [10] A. Kapoor, P. Gangwar, A. Sharma, and A. Mohapatra, "Multi-objective framework for optimal scheduling of electric vehicles," in *2020 21st National Power Systems Conference (NPSC)*, pp. 1–6, IEEE, 2020.
- [11] D. Zhang, G. Shafiullah, C. K. Das, and K. W. Wong, "Optimal allocation of battery energy storage systems to enhance system performance and reliability in unbalanced distribution networks," *Energies*, vol. 16, no. 20, p. 7127, 2023.
- [12] A. Alzahrani, H. Alharthi, and M. Khalid, "Minimization of power losses through optimal battery placement in a distributed network with high penetration of photovoltaics," *Energies*, vol. 13, no. 1, p. 140, 2019.
- [13] L. H. Berrío and C. Zuluaga, "Smart grid y la energía solar fotovoltaica para la generación distribuida: Unarevisión en el contexto energético mundial," *Ingeniería y Desarrollo*, vol. 32, no. 2, pp. 369–396, 2014.

- [14] I. P. Soto, "Celdas fotovoltaicas en generación distribuida," *Santiago de Chile*, vol. 7, 2005.
- [15] J. Radosavljević, M. Jevtić, D. Klimenta, and N. Arsić, "Optimal power flow for distribution networks with distributed generation," *Serbian Journal of Electrical Engineering*, vol. 12, no. 2, pp. 145–170, 2015.
- [16] F. Raeisi *et al.*, "Optimizing dynamic economic dispatch through an enhanced cheetah-inspired algorithm for integrated renewable energy and demand-side management," *Scientific Reports*, vol. 14, p. 2688, 2024.
- [17] K. Sabzevari *et al.*, "Stochastic economic dispatch of a power system with solar farm considering generation flexibility and reliability," *International Journal of Energy Research*, vol. 2024, 2024.
- [18] L. Zhang *et al.*, "Optimizing microgrid performance a multi-objective strategy for integrated energy management with hybrid sources and demand response," *Scientific Reports*, vol. 15, p. 118, 2025.
- [19] K. Ahmed *et al.*, "Multi-objective-based economic and emission dispatch with integration of wind energy sources using different optimization algorithms," *Frontiers in Energy Research*, vol. 12, p. 1421212, 2024.
- [20] M. Johnson *et al.*, "Economic dispatch of offshore renewable energy resources for islanded communities with optimal storage sizing," *Renewable Energy*, vol. 236, 2024.
- [21] I. E. P. SOTO, "Celdas fotovoltaicas en generacion distribuida," 2005.
- [22] J. R. E. Escorcia Hernández, "Configuración de un modelo de gestión de la cadena de suministro para la energía solar fotovoltaica en México," 2022.
- [23] S. de Energía (SENER), "Programa de desarrollo del sistema eléctrico nacional 2024-2038," 2024.
- [24] Comisión Federal de Electricidad (CFE), "Generación distribuida y el futuro solar en México," 2024.
- [25] M. Abuella and C. Hatziaodoniu, "The economic dispatch for integrated wind power systems using particle swarm optimization," 09 2015.
- [26] V. K. B. Ponnamm and K. Swarnasri, "Multi-objective optimal allocation of electric vehicle charging stations and distributed generators in radial distribution systems using metaheuristic optimization algorithms," *Engineering, Technology & Applied Science Research*, vol. 10, 2020.
- [27] X. Xia and A. Elaiw, "Optimal dynamic economic dispatch of generation: A review," *Electric power systems research*, vol. 80, 2010.
- [28] C.-F. Yang, G. G. Lai, C.-H. Lee, C.-T. Su, and G. W. Chang, "Optimal setting of reactive compensation devices with an improved voltage stability index for voltage stability enhancement," 2012.

- [29] V. Janamala and col., "A pathfinder algorithm for optimal i-pv system configuration using average voltage deviation index (avdi)," *Journal XXX*, 2021. Define y utiliza AVDI para evaluar perfil de voltaje con I-PV.
- [30] K. K. Madhavan, "Metaheuristic algorithm for optimal allocation of electric ...," *EEI (o similar)*, 2025. Descripción del AVDI como medida de desviación respecto a 1 p.u. en RDS.
- [31] D. M. Teferra, "Optimizing radial distribution network performance ...," *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2025. AVDI como indicador de calidad de voltaje del proveedor al cliente.
- [32] Z. Wang and H. Zhang, "Review on ev charging infrastructure and energy integration," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2022.
- [33] C. N. para el Uso Eficiente de la Energía, "Energía hoy México," 2023.
- [34] Z. Asimiyu, "Electric vehicle and renewable energy integration in power grids: A focus on vehicle-to-grid solutions," 10 2024.
- [35] A. Garcés-Ruiz *et al.*, "Flujo de potencia en redes de distribución eléctrica trifásicas no equilibradas utilizando matlab: Teoría, análisis y simulación cuasi-dinámica," *Ingeniería*, vol. 27, 2022.
- [36] A. Traoré, H. Elgothamy, and M. Zohdy, "Optimal sizing of solar/wind hybrid off-grid microgrids using an enhanced genetic algorithm," *Journal of Power and Energy Engineering*, vol. 06, pp. 64–77, 01 2018.
- [37] M. E. Baran and F. F. Wu, "Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 4, no. 2, p. 1401–1407, 1989.
- [38] H. Wu, M. Shahidehpour, and A. Alabdulwahab, "Thermal generation flexibility with ramping costs and hourly demand response in stochastic security-constrained scheduling of variable energy sources," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 30, no. 6, p. 2955–2964, 2014.
- [39] S. S. Reddy and P. Bijwe, "Real time economic dispatch considering renewable energy resources," *Renewable Energy*, vol. 83, pp. 1215–1226, 2015.

A. Anexos

Tabla 9: **Datos IEEE 33 Bus**

Branch	From Bus	To Bus	Resistance (Ω)	Distance (km)
1	1	2	0.0922	1
2	2	3	0.493	5.35
3	3	4	0.366	3.97
4	4	5	0.3811	4.13
5	5	6	0.819	8.88
6	6	7	0.1872	2.03
7	7	8	1.7114	18.56
8	8	9	1.03	11.17
9	9	10	1.04	11.28
10	10	11	0.1966	2.13
11	11	12	0.3744	4.06
12	12	13	1.468	15.92
13	13	14	0.5416	5.87
14	14	15	0.591	6.41
15	15	16	0.7463	8.09
16	16	17	1.289	13.98
17	17	18	0.732	7.94
18	2	19	0.164	1.78
19	19	20	1.5042	16.31
20	20	21	0.4095	4.44
21	21	22	0.7089	7.69
22	3	23	0.4512	4.89
23	23	24	0.898	9.74
24	24	25	0.896	9.72
25	6	26	0.203	2.2
26	26	27	0.2842	3.08
27	27	28	1.059	11.49
28	28	29	0.8042	8.72
29	29	30	0.5075	5.5
30	30	31	0.9744	10.57
31	31	32	0.3105	3.37
32	32	33	0.341	3.7