

MODELO TRANSACCIONAL DE ENERGÍA

Predicción, Gestión y Optimización de Recursos

Editorial
Universidad de Nariño

êditorial
Universidad de **Nariño**

MODELO TRANSACCIONAL DE ENERGÍA

Predicción, Gestión y Optimización de Recursos

MTE
Universidad de Nariño

MODELO TRANSACCIONAL DE ENERGÍA

Predicción, Gestión y Optimización de Recursos

Resultados del proyecto de investigación
"Desarrollo de un modelo transaccional de energía no convencional de múltiples agentes para el departamento de Nariño. Pasto"(BPIN 2021000100499)

êditorial
Universidad de Nariño

Modelo transaccional de energía : predicción, gestión y optimización de recursos / Wilson Olmedo Achicanoy martínez ... [y otros] — 1ª. Ed. -- San Juan de Pasto : Editorial Universidad de Nariño, 2026

204 páginas : ilustraciones, fotografías, gráficas, tablas

Incluye Referencias bibliográficas al final de cada capitulo y reseña de los autores p. 199 - 202
ISBN: 978-628-7933-25-5 Impreso
ISBN: 978-628-7933-26-2 Digital

1. Energía eléctrica 2. Energía eléctrica—Fuentes no convencionales 3. Demanda eléctrica—San Juan de Pasto (Nariño, Colombia) 4. Red eléctrica—San Juan de Pasto (Nariño, Colombia) 5. Demanda de energía--Pronóstico 6. Planta de energía virtual 7. Redes de distribución inteligentes 8. Comunidad energética 9. Replicadores dinámicos 10. Microrredes interconectadas. I. Achicanoy Martínez, Wilson Olmedo II. Fajardo Barco, Edgar Sebastián III. López Méndez, Brayan Stiven IV. Medina, Cristian E. V. Revelo Fuelagán, Javier VI. Chacón, Sofía VII. Guerrero, Katerine VIII. Obando, Germán IX. Pantoja, Andrés X. Melo, Sara XI. Benavides, Edinson.

333.7932 M689 – SCDD -Ed. 22

SECCIÓN DE BIBLIOTECA

MODELO TRANSACCIONAL DE ENERGÍA - Predicción, Gestión y Optimización de Recursos

© Editorial Universidad de Nariño
© Capítulo 1: Wilson Olmedo Achicanoy-Martinez, Edgar Sebastián Fajardo-Barco y Brayan Stiven López-Méndez
Capítulo 2: Cristhian E. Medina y Javier Revelo Fuelagán
Capítulo 3: Sofía Chacón, Katerine Guerrero, Germán Obando y Andrés Pantoja
Capítulo 4: Sara Melo, Germán Obando y Andrés Pantoja
Capítulo 5: Edinson Benavides, Andrés Pantoja y Germán Obando

ISBN Digital: 978-628-7933-26-2
ISBN Impreso: 978-628-7933-25-5
DOI: https://doi.org/10.22267/lib.udn.088
Primera Edición

Corrección de estilo: Christian Benavides Martínez
Diseño de portada: Angie Gabriela Ordoñez
Las fotografías utilizadas en la portada hacen parte del repositorio de imágenes recopilado por los colaboradores del proyecto MTE, como parte de su programa de comunicaciones. El mapa que acompaña la composición fue elaborado mediante herramientas de inteligencia artificial, utilizando ChatGPT de OpenAI como apoyo para su generación.

Fecha de publicación: Noviembre 2026
San Juan de Pasto - Nariño - Colombia

Prohibida la reproducción total o parcial, por cualquier medio o cualquier propósito, sin la autorización escrita de sus Autores o de la Editorial Universidad de Nariño

Agradecimientos

Los autores expresamos nuestro agradecimiento por la realización de este libro de investigación al proyecto titulado “Desarrollo de un modelo transaccional de energía no convencional de múltiples agentes para el departamento de Nariño, Pasto”, identificado con el código BPIN 2021000100499. Este proyecto fue financiado por la Asignación para la Ciencia, Tecnología e Innovación (CTeI) del Sistema General de Regalías (SGR) de Colombia, en el marco de la convocatoria n.° 18, denominada “Convocatoria de la asignación para la CTeI-ambiental del SGR para la conformación de un listado de propuestas de proyecto elegibles de investigación, desarrollo e innovación para el ambiente y el desarrollo sostenible del país - Mecanismo de participación 1” del Ministerio de Ciencias (Minciencias). Además, queremos expresar nuestro agradecimiento a la Universidad de Nariño en calidad de entidad ejecutora del proyecto, con la participación del Grupo de Investigación en Ingeniería Eléctrica y Electrónica (GIIEE).

CONTENIDO

Prólogo 11

1 Análisis y predicción espacio-temporal de la demanda energética como base para mercados locales transaccionales 14

1.1 Introducción 15

1.2 Territorio, transición energética y por qué el pronóstico importa 17

1.3 Análisis de demanda eléctrica con enfoque hacia la gestión del mercado. Caso de estudio de la ciudad de San Juan de Pasto . 20

1.3.1 De la serie temporal al activo de mercado: datos, territorio y trazabilidad 20

1.3.2 Segmentación del consumo para identificar perfiles o posibles agentes energéticos 24

1.3.3 Indicadores de demanda útiles para la gestión del mercado energético 29

1.4 Biblioteca de modelos de pronóstico de demanda 30

1.4.1 Modelo temporal de línea base 30

1.4.2 Modelos espacio-temporales para usuarios basados en grafos de proximidad 33

1.4.3 Modelos para circuitos urbanos con grafos estáticos y estrategia frente a datos faltantes 38

1.4.4 Grafos adaptativos a partir de optimización con algoritmo genético 41

1.5 Operatividad de la biblioteca de modelos para mercados locales transaccionales 46

1.5.1 Línea metodológica a seguir 46
1.5.2 De pronósticos a decisiones transaccionales 47
1.5.3 Ejemplos de casos de uso para el mercado 48
1.6 Conclusiones 49
Referencias 51

2 Diseño de estrategias de gestión energética para una planta de energía virtual (VPP) con integración de fuentes no convencionales 55
2.1 Introducción 56
2.2 Plantas de energía virtual 57
2.2.1 Modelos de optimización VPP 59
2.2.2 Pronóstico en entornos VPP 61
2.3 Estrategia de gestión de energía para una VPP 63
2.3.1 Función objetivo 64
2.3.2 Restricciones de la demanda 65
2.3.3 Restricciones de una planta de energía convencional . . 66
2.3.4 Restricciones de las unidades de generación de energía renovable 66
2.3.5 Restricciones de las unidades de almacenamiento de energía 67
2.3.6 Restricciones de la red eléctrica 68
2.4 Resultados y discusiones 69
2.4.1 Red de 5 nodos que integra modelos de pronóstico . . . 70
2.4.2 Gestión de energía de la VPP en una red IEEE 33 nodos 76
2.5 Conclusiones 82
Referencias 84

3 Sistema de gestión de recursos con juegos evolutivos para comunidades energéticas: un modelo de bienestar y respuesta de la demanda 88
3.1 Introducción 89
3.2 Arquitectura de la comunidad energética 95

3.3 Modelo para la gestión óptima de recursos en el mercado P2P . 96
3.3.1 Programa de respuesta de la demanda 96
3.3.2 Clasificación de un prosumidor como vendedor o comprador 99
3.3.3 Gestión del recurso energético del lado de los vendedores 102
3.3.4 Gestión económica del lado de los compradores 108
3.3.5 Interacción entre vendedores y consumidores 112
3.4 Análisis y resultados 113
3.5 Conclusiones 118
Referencias 120

4 Optimización del despacho de potencia activa en microrredes interconectadas: un enfoque basado en replicadores dinámicos 125
4.1 Introducción 126
4.2 Formulación del DEPAC 128
4.3 RD para el DEPAC 129
4.3.1 Modelo de RD 130
4.3.2 Analogía entre el DEPAC y los RD 131
4.3.3 Algoritmo RD con funciones de barrera para el DEPAC 132
4.4 Propiedades del algoritmo RD-DEPAC 134
4.5 Casos de estudio 137
4.5.1 Caso de estudio I (CE1) 137
4.5.2 Caso de estudio II (CE2) 139
4.5.3 Caso de estudio III (CE3) 140
4.5.4 Métricas de desempeño 140
4.6 Resultados y discusión 142
4.6.1 Impacto de las penalizaciones de límites de generación y transmisión, y de la ganancia κ 142
4.6.2 Desempeño dinámico del algoritmo RD-DEPAC 146
4.7 Conclusiones 156
Referencias 157

5 *Blockchain* como herramienta para la optimización de energía transactiva en mercados P2P **160**
5.1 Introducción . . . 161
5.2 *Blockchain* en transacciones de energía de mercados P2P . . . 165
5.2.1 Caso de estudio . . . 165
5.2.2 Selección de la plataforma . . . 167
5.2.3 Selección de herramientas . . . 168
5.2.4 Programación y compilación del contrato inteligente . . 170
5.3 Definición de un problema de optimización en energía transactiva 171
5.4 Integración de *blockchain* en los procesos de optimización distribuida . . . 174
5.4.1 Caso 1 . . . 177
5.4.2 Caso 2 . . . 178
5.4.3 Caso 3 y Caso 4 . . . 180
5.5 Resultados y discusión . . . 180
5.5.1 Prueba de la plataforma *Ethereum* . . . 180
5.5.2 Optimización distribuida con *blockchain* . . . 183
5.6 Automatización de mercados energéticos P2P más complejos 189
5.7 Conclusiones . . . 193
Referencias . . . 194

Sobre los autores 199

PRÓLOGO

La transición energética global plantea retos importantes en materia de sostenibilidad técnica y ambiental. En este contexto, el departamento de Nariño ofrece un escenario propicio para analizar la producción, el consumo y la comercialización de la energía. Ante este panorama, el presente libro que consolida resultados del proyecto "Desarrollo de un modelo transaccional de energía no convencional de múltiples agentes para el departamento de Nariño, Pasto" (MTE, con código BPIN 2021000100499), tiene el objetivo de desarrollar un piloto de mercado energético adaptado al contexto regional.

El avance hacia la inclusión de Fuentes No Convencionales de Energía (FNCE) y la evolución de las redes eléctricas hacia sistemas descentralizados han dado lugar a la figura del *prosumidor*, un usuario capaz de generar y consumir energía. Sin embargo, esta transformación también plantea interrogantes para la infraestructura actual: ¿cómo coordinar múltiples agentes?, ¿cómo garantizar transacciones seguras sin intermediarios excesivos?, ¿cómo predecir una demanda que varía dinámicamente en tiempo y espacio?

Para abordar estos retos, el proyecto MTE implementó una plataforma tecnológica virtual y sistemas de generación fotovoltaica en diversas instituciones públicas y privadas de San Juan de Pasto. Estas entidades conforman un esquema integrado que actúa como caso de estudio para una red transactiva, lo que ha permitido validar algoritmos de optimización distribuida y analizar escenarios reales de operación. A partir de esta base, el libro estructura los resultados de investigación en tres ejes fundamentales, cada uno de los cuales aborda una dimensión clave del problema.

El primer eje se centra en el **análisis y predicción espacio-temporal de la demanda energética como base para mercados locales transaccionales**. A diferencia de los pronósticos clásicos, se presenta un enfoque basado en modelos de aprendizaje profundo sobre redes neuronales temporales de grafos adaptativos, que capturan las interdependencias topológicas de

la red eléctrica de San Juan de Pasto. Esta aproximación permite anticipar el comportamiento de la demanda no solo en el tiempo, sino en su ubicación espacial, lo que constituye una capacidad crítica para definir precios dinámicos y generar señales de mercado confiables.

Sobre la base de estos pronósticos, el segundo eje aborda el **diseño de estrategias de gestión energética para una planta de energía virtual con integración de fuentes no convencionales**. En concreto, se explora cómo la generación distribuida (renovable, almacenamiento y demandas flexibles) puede coordinarse para operar como una sola entidad ante el operador de red. Esta agregación busca mitigar la incertidumbre inherente a las fuentes renovables, de modo que los recursos distribuidos se comporten de manera predecible y despachable, mejorando así la confiabilidad del sistema eléctrico regional.

El tercer eje se concentra en la **optimización y confianza del mercado**, y reúne tres contribuciones complementarias sobre la gestión de transacciones y recursos:

- En primer lugar, se expone el **sistema de gestión de recursos con juegos evolutivos para comunidades energéticas: un modelo de bienestar y respuesta de la demanda**, que integra un programa de respuesta de la demanda con un mercado *peer-to-peer* (P2P), mediante dinámicas de replicadores, con el fin de encontrar equilibrios que optimicen el bienestar del sistema. Este enfoque modela la interacción entre agentes como un juego de Stackelberg, en el que los vendedores actúan como líderes que fijan estrategias de despacho, y los compradores responden como seguidores al ajustar sus precios. La formulación incorpora explícitamente la aversión al riesgo de los compradores a través de funciones de utilidad logarítmicas.
- En segundo lugar, se presenta la **optimización del despacho de potencia activa en microrredes interconectadas: un enfoque basado en replicadores dinámicos**, que propone un algoritmo distribuido basado en dinámicas poblacionales para resolver el problema de despacho económico en sistemas de microrredes interconectadas. El algoritmo incorpora funciones de barrera que garantizan la factibilidad estricta de las restricciones físicas

de la red (límites de generación y capacidades de transmisión), así como la operación segura sin requerir un control centralizado.

- Finalmente, se presenta a la ***blockchain* como herramienta para la optimización de energía transactiva en mercados P2P**, donde se desarrolla una metodología de arquitectura de dos capas para integrar algoritmos de optimización distribuida con la cadena de bloques de *Ethereum*. Mediante esta arquitectura (optimización *off-chain* y registro *on-chain* en *Ethereum/Polygon*), se resuelven problemas de latencia y costos de transacción.

En conjunto, estos ejes demuestran que es posible articular la predicción, la gestión técnica y la confianza transaccional en un modelo energético descentralizado. Se espera que esta obra contribuya al avance del conocimiento en mercados transaccionales de energía y sirva como referencia para investigadores, ingenieros y tomadores de decisiones comprometidos con el desarrollo de sistemas energéticos más sostenibles, eficientes y equitativos para el departamento de Nariño, Colombia y el mundo.

WILSON ACHICANOY-MARTÍNEZ

Investigador principal

Proyecto MTE

Capítulo 1
ANÁLISIS Y PREDICCIÓN ESPACIO-TEMPORAL DE LA DEMANDA ENERGÉTICA COMO BASE PARA MERCADOS LOCALES TRANSACCIONALES

Wilson Olmedo Achicanoy-Martínez, Edgar Sebastián Fajardo-Barco y Brayan S. López-Méndez

*Contacto: Wilson Olmedo Achicanoy-Martínez; wilachic@udenar.edu.co

Resumen: Este capítulo establece una metodología para el análisis y pronóstico espacio-temporal de la demanda eléctrica, planteada como un instrumento crítico para la gestión de riesgos y la operación de mercados locales transaccionales. A partir de un caso de estudio, en la ciudad de San Juan de Pasto, que integra datos de 20 circuitos de distribución y una muestra de 152 usuarios con medición inteligente, se evalúa la transición de modelos puramente temporales (CNNLSTM) hacia arquitecturas basadas en grafos (GCLSTM y MPNNLSTM). La investigación aborda desafíos operativos reales, como la heterogeneidad de perfiles y la presencia de datos faltantes, proponiendo estrategias de completado sintético y optimización topológica mediante algoritmos genéticos. Los resultados empíricos demuestran que, si bien la precisión varía según el horizonte, la optimización adaptativa del grafo logra un coeficiente de determinación R^2 promedio de $0,834$, superando a las topologías estáticas. Más que una solución definitiva a escala de ciudad, dada la cobertura actual de medición del $3\,\%$, este trabajo aporta una biblioteca de modelos validada y un marco metodológico robusto para transformar datos de medición dispersos en señales de mercado confiables.

Palabras clave: Demanda de energía, pronóstico, CNNLSTM, grafo, GCLSTM, MPNNLSTM.

1.1. Introducción

Para ejecutar una planeación energética estratégica, se requiere analizar la geografía del territorio, su sociedad y sus posibles riesgos. Estos últimos entendidos como el conjunto de incertidumbres que pueden afectar la continuidad del servicio, los costos y la toma de decisiones en esquemas de operación y comercialización de energía. Estos riesgos pueden ser físico-ambientales y de infraestructura (eventos climáticos, fallas de red y de medición), así como riesgos de mercado asociados a errores de pronóstico que incrementan desbalances e ineficiencias. Por esto, se debe incorporar trazabilidad de datos, manejo de faltantes y modelos espacio-temporales para producir señales anticipadas con mayor confiabilidad y apoyar una gestión del mercado más robusta.

En el caso del departamento de Nariño, y como se subraya en su Plan de Desarrollo Departamental 2024–2027, "Nariño, región país para el mundo" [1], en la región prevalece la ruralidad (56 % de la población reside en centros poblados y zonas rurales), en donde se acentúa la pobreza multidimensional y afectaciones históricas del conflicto colombiano. Por su parte, la ciudad de San Juan de Pasto, capital del departamento, destaca en su Plan de Desarrollo Territorial 2024–2027, "Pasto Competitivo, Sostenible y Seguro"[2], la necesidad de estrategias para la gestión del cambio climático, reconociendo el "Plan Integral de Gestión de Cambio Climático Territorial (PIGCCT) de Nariño" [3] como instrumento local para orientar medidas de mitigación y adaptación.

En este contexto de territorio que abarca ruralidad, vulnerabilidad y acción climática, el diseño de esquemas modernos de gestión energética no puede basarse únicamente en promedios agregados, sino en herramientas que reconozcan el "cuándo" (dimensión temporal) y el "dónde" (dimensión espacial) del consumo y que permitan anticipar su variabilidad. Con esa necesidad como punto de partida, los resultados de investigación presentados en este capítulo se enfocan en el análisis de demanda con enfoque de mercado, incluyendo el estudio y la obtención de modelos de predicción que se convierten en el centro de análisis que sirve de entrada al mercado energético. Sin un análisis de demanda y sin pronóstico, no hay señales confiables para definir precios, ofertas, agregación de recursos, ni para lograr la coordinación de prosumidores.

La investigación consolidó una base metodológica robusta a escala de usuario final [4] mediante la construcción de un conjunto de datos georreferenciado de consumo eléctrico de la ciudad de San Juan de Pasto. Estos datos son administrados a través de un Sistema de Información Geográfica (SIG) que vincula series temporales con ubicación espacial. Sobre este conjunto de datos, se implementó una línea de base temporal a partir de un modelo híbrido *Convolutional Neural Network - Long Short-Term Memory* (CNNLSTM) [5], y luego se integraron grafos de proximidad (con radios de 250 m, 500 m y 750 m) para alimentar modelos de redes espacio-temporales de tipo *Graph Convolutional Long Short-Term Memory* (GCLSTM) [6] y Message Passing Neural Network LSTM (MPNNLSTM) [7].

Los datos de consumo de usuarios georreferenciados de tipo residencial, comercial y oficial fueron suministrados por la empresa local comercializadora de energía de la ciudad (ASC Ingeniería S.A. E.S.P. [8]). Como resultado de este primer ejercicio de modelación, se concluyó que los modelos basados en grafos (MPNNLSTM y GCLSTM) generalizan de mejor manera las variaciones de demanda que los modelos temporales CNNLSTM. Asimismo, se observó una especialización por horizonte de tiempo de pronóstico (MPNNLSTM en 6, 12 y 24 horas y GCLSTM en 1 y 3 horas).

A partir de las conclusiones del primer resultado, se escala esa misma lógica de pronóstico hacia la red urbana del sistema de distribución local de la ciudad. En [9] se abordó el estudio del pronóstico de demanda por circuito eléctrico en la ciudad, para un total de veinte circuitos distribuidos en las tres subestaciones urbanas denominadas Jamondino, Catambuco y Pasto, con tasas de muestreo de un minuto. Los datos fueron suministrados por la empresa local generadora de energía (CEDENAR S.A. E.S.P. [10]).

La metodología aplicada en esta investigación constó de dos fases: en la primera se entrenaron modelos MPNNLSTM con datos reales para varios horizontes y se generaron datos sintéticos para completar los vacíos detectados, causados principalmente por fallas eléctricas; en la segunda se efectuó un reentrenamiento de modelos por subestación utilizando el conjunto de datos completado y un grafo estático con radio fijo. Se concluye que los modelos temporales funcionan adecuadamente con datos limpios o sintéticos, mientras que

los modelos basados en grafos integran mejor la estructura espacial y mejoran la generalización, además de estabilizar el aprendizaje, siempre y cuando se mantenga una consistencia estructural y estadística.

Finalmente, la investigación confluyó hacia la propuesta de la optimización del pronóstico de la demanda eléctrica a través de la maximización del coeficiente de determinación R^2 de los modelos espacio-temporales [11], lograda mediante la evolución espacial del grafo con un algoritmo genético que se apoya en el agrupamiento de nodos vecinos de tipo *K-Nearest Neighbors* (KNN), reportándose un R^2 promedio de 0,834 y una ganancia absoluta de 4,32 % frente a un modelo MPNNLSTM con grafo estático. Estos resultados abren la puerta a la proposición de grafos adaptativos que puedan incorporarse de manera inteligente al estudio de la demanda.

1.2. Territorio, transición energética y por qué el pronóstico importa

Los resultados de esta investigación sobre la demanda se contextualizan en el departamento de Nariño, caracterizado por una acentuada heterogeneidad urbana y rural, y por desafíos estructurales para la prestación y expansión de servicios esenciales. En [1] se reconoce la prevalencia de la ruralidad y se reporta que, para el año 2024, 957.869 personas (56 % de la población) residen en centros poblados y zonas rurales dispersas, hecho que incrementa los costos de infraestructura, la complejidad logística de operación y las dificultades en la calidad de la medición energética (telemetría). Además, se enfatiza en la necesidad de articular respuestas integrales para la región que vinculen lo social, lo productivo y la sostenibilidad, lo cual es relevante cuando se busca introducir esquemas de energía distribuida y coordinación multiagente en territorios con alta dispersión y diversidad de perfiles de consumo.

Como laboratorio de análisis de la demanda se tiene a la ciudad de San Juan de Pasto, donde se prioriza una transición energética sostenible y justa que articule confiabilidad y seguridad energética con alternativas para mejorar el acceso a la energía y acciones frente al cambio climático [2]. En este

sentido, el territorio constituye un claro ejemplo que demanda instrumentos tecnológicos que permitan decidir, con evidencias, sobre la operación, expansión, integración de energías renovables y gestión de usuarios y prosumidores. Dichos instrumentos, como el del pronóstico de la demanda, dependen necesariamente de una comprensión cabal de la variabilidad temporal y espacial de la demanda en la región.

Bajo este contexto, el pronóstico de demanda (y, paralelamente, el de la generación a partir de fuentes no convencionales de energía) deja de ser un ejercicio netamente académico para convertirse en un instrumento habilitador de la planeación y operación energética de la región. Investigaciones recientes en redes inteligentes muestran que el pronóstico de carga constituye un componente central para lograr una gestión energética confiable y eficiente, y que su importancia crece con la modernización de redes y la integración de fuentes variables, donde entran en juego nuevas variables como patrones temporales, de clima y comportamiento de usuarios [12, 13, 14].

Esta situación es particularmente sensible en contextos urbanos como los del departamento de Nariño, donde el desempeño del pronóstico puede determinar si se requieren medidas correctivas (flexibilidad, gestión de demanda, almacenamiento o compras) y con qué anticipación deben ejecutarse en el mercado energético. De igual manera, el pronóstico resulta ser un instrumento de gestión del riesgo en sentido netamente técnico, ya que reduce la incertidumbre para la toma de decisiones económicas y operativas.

En mercados eléctricos y entornos con negociación intradía y balance, la literatura especializada muestra que los desbalances y sus costos están estrechamente ligados a la calidad de la predicción y a la capacidad de ajustar posturas conforme se actualiza la información [15, 16]. En Colombia, estudios recientes sobre pronóstico asociado a ofertas y comportamiento en el mercado día adelantado muestran cómo la dinámica de precios y ofertas se ve afectada por la demanda, la hidrología y las variables de decisión estratégica que se toman. Esto refuerza la idea de que, sin una base predictiva confiable, la gestión económica del sistema energético se vuelve más costosa y volátil [17].

Es en esta intersección entre territorio, política pública, operación y economía donde se ubica uno de los aportes principales de la investigación, dado que

no parte de supuestos abstractos, sino de datos urbanos reales y de una lectura territorial que reconoce dispersión, heterogeneidad de usuarios y exposición a fallas o vacíos de información.

En la investigación se consolidó una base de datos y un enfoque metodológico que permiten pasar de series temporales aisladas a una representación espacio-temporal construida a través de un SIG y grafos, precisamente porque la localización y la vecindad capturan dependencias que un modelo puramente temporal no es capaz de identificar. De esta manera, se entiende el pronóstico como una señal de mercado que permite anticipar la demanda por zonas, circuitos y horizontes cortos de tiempo de 1, 3, 6, 12 y 24 horas, lo cual contribuye a programar la operación, ajustar compras y ventas, dimensionar flexibilidad y reducir exposición a desbalances, especialmente cuando hay incertidumbre o faltantes de medición que obligan a operar con calidad de datos variables [11]. Esto permite comparar escenarios de operación y comercialización (como agrupación territorial, participación de prosumidores, estrategias intradía con criterios de costo-riesgo) alineados con los instrumentos de planificación local que promueven una transición energética real [2].

En consecuencia, esta investigación deja disponible una biblioteca de modelos de pronóstico organizada por usuario y circuito, horizonte y condiciones de los datos (disponibilidad). En primera instancia, se ha definido una línea base temporal (CNNLSTM) y luego se demuestra la ganancia al incorporar información espacial mediante grafos de proximidad y modelos espacio-temporales (GCLSTM y MPNNLSTM), explorando radios y ponderaciones por distancia. Posteriormente, se escala el análisis a circuitos de subestaciones mediante grafos estáticos y estrategias de robustez ante datos faltantes, incluyendo datos sintéticos, y, finalmente, se propone la optimización de la topología del grafo con un algoritmo genético orientado a maximizar el coeficiente de determinación R^2 [11].

1.3. Análisis de demanda eléctrica con enfoque hacia la gestión del mercado. Caso de estudio de la ciudad de San Juan de Pasto

1.3.1. De la serie temporal al activo de mercado: datos, territorio y trazabilidad

Para que un esquema de transacción opere con criterios de eficiencia, transparencia y confiabilidad, la demanda no puede tratarse como un simple promedio agregado. Por el contrario, debe entenderse como una variable local, dinámica y heterogénea, cuyo comportamiento varía según el tipo de usuario, su ubicación y su relación con el sistema de distribución de energía local. Siguiendo este enfoque, la investigación consolidó un esquema de análisis sustentado en un conjunto de datos espacio-temporal estructurado en un SIG, construido a partir de consumos georreferenciados de usuarios y circuitos de la red de distribución de la ciudad de San Juan de Pasto. Los datos disponibles se agregaron principalmente en las categorías residencial, comercial y oficial, dada la escasa representatividad urbana del sector industrial.

La Figura 1.1 ilustra el diagrama de bloques de la metodología propuesta para analizar la demanda eléctrica en Pasto. En primer lugar, se observa un bloque que representa el conjunto de datos disponible, el cual se construyó a partir de los consumos georreferenciados de usuarios de la empresa comercializadora de energía ASC Ingeniería S.A. E.S.P. [8], de los consumos georreferenciados de los circuitos de la red de distribución local de la empresa de energía CEDENAR S.A. E.S.P. [10] y de los datos georreferenciados de alumbrado público de la empresa de Servicio Público de Alumbrado de Pasto SEPAL S.A. [18]. Además, se contó con información geoespacial de datos vectoriales (puntos, líneas y polígonos) y datos ráster (cuadrículas o celdas que representan zonas y superficies particulares) de la ciudad, suministrados por el Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC) [19], la Infraestructura Colombiana de Datos Espaciales (ICDE) [20] y OpenStreetMap [21]. Para obtener una buena descripción de la zona de estudio, se obtuvieron datos de límites administrativos, edificios, calles, cuerpos de agua, relieve, uso de suelo, etc.

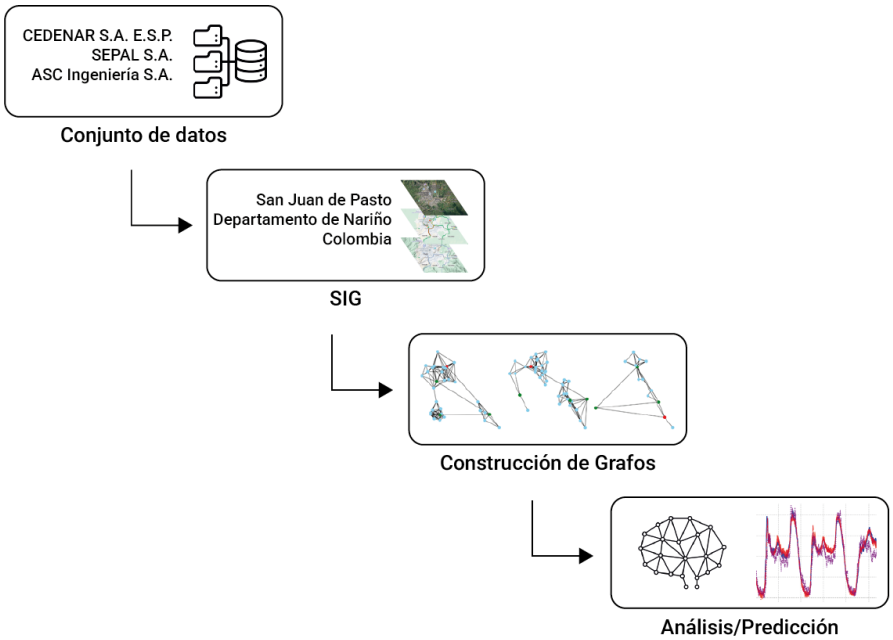


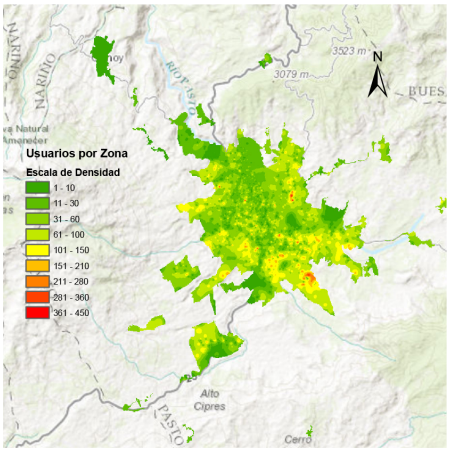
Figura 1.1: Diagrama de bloques de la metodología empleada en el análisis y pronóstico de la demanda

Respecto a la información de la estructura del sistema de distribución local, suministrada por CEDENAR S.A. E.S.P., esta incluye datos de 43 subestaciones, 91 circuitos de 13,8 kV, 23 transformadores de 34,5 kV, 16.807 transformadores de 13,8 kV, y longitudes de red de 7.073 km de media tensión y 10.080 km de baja tensión. Además, SEPAL S.A. E.S.P. aportó información propia georreferenciada de alumbrado público (lámparas y transformadores), mientras que CEDENAR S.A. E.S.P. suministró el consumo medido en 20 circuitos de las 3 subestaciones principales de Pasto: Catambuco (10 circuitos), Jamondino (4 circuitos) y Pasto (6 circuitos), con muestreo de un minuto. Por su parte, ASC Ingeniería S.A. E.S.P. proporcionó los consumos georreferenciados de 152 usuarios (aproximadamente el 3 % de un total de 497.205 usuarios de la ciudad), incluyendo variables de energía activa, energía reactiva inductiva, energía activa negativa (asociada a generación distribuida) y energía reactiva capacitiva.

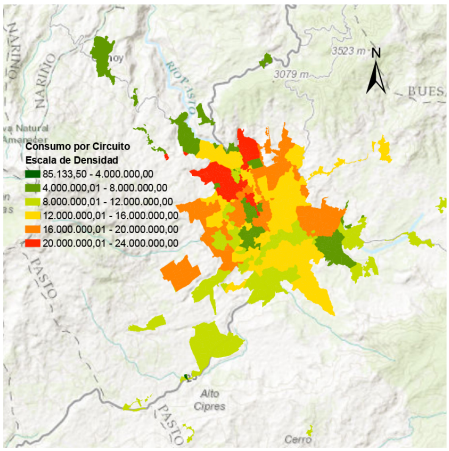
En segundo lugar, el bloque del SIG, que se alimenta del conjunto de datos, permitió organizar y mapear en capas espaciales y energéticas la información que caracteriza a San Juan de Pasto y a sus usuarios eléctricos, lo que lo convierte en una herramienta central para modelar la región a través de grafos (bloque Grafos) sobre los que operan los modelos espacio-temporales de análisis y pronóstico de la demanda (bloque *Machine Learning*). Los grafos permiten diseñar distintas representaciones de nodos (usuarios u otros elementos del sistema de distribución local) y aristas con el fin de capturar relaciones intrínsecas de consumo. La Figura 1.2 ilustra esta caracterización del sistema de distribución local de San Juan de Pasto, ciudad ubicada en la región andina a una altitud promedio de 2.527 msnm, con un área 1.181 km^2.

La Figura 1.2(a) (número de usuarios por transformador) permite concluir que la distribución espacial de usuarios no es homogénea y que, en consecuencia, la demanda se distribuye de forma no concentrada, tal como lo muestra la información de la Figura 1.2(b) (consumo por circuito), donde se aprecia que existen zonas con disponibilidad y otras con sobrecarga de demanda. Además, el mapa de red que se muestra en la Figura 1.2(c) permite observar la longitud y conectividad espacial entre circuitos, transformadores y usuarios, así como identificar nodos con muchas conexiones, los cuales deben estudiarse para entender la topología y brindar recomendaciones para expansiones futuras de manera adecuada. Finalmente, el mapa de medidores inteligentes que se muestra en la Figura 1.2(d) revela la concentración de estos dispositivos en la zona central, que es mayoritariamente comercial.

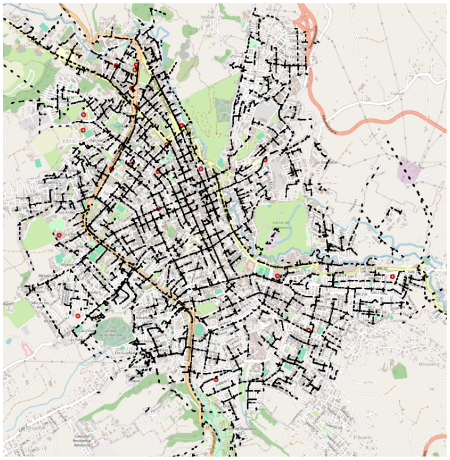
En conclusión, el SIG permite construir grafos donde los nodos representan usuarios y las aristas se definen por relaciones físicas, como la distancia euclidiana o su inverso, lo que evita construcciones manuales *ad hoc* y abre la posibilidad de explorar otras alternativas de relación entre nodos, aplicando algoritmos como los evolutivos, para optimizar la estructura del grafo y mejorar a su vez el pronóstico de demanda. Desde la perspectiva de gestión de mercado, la estructuración de los datos es clave, dado que el SIG posibilita vincular la medición (qué se consume) con el territorio (dónde se consume), lo que permite realizar procesos de auditoría, trazabilidad y análisis espacial de la demanda, que luego se traducen en insumo para la operación, planeación y comercializa-



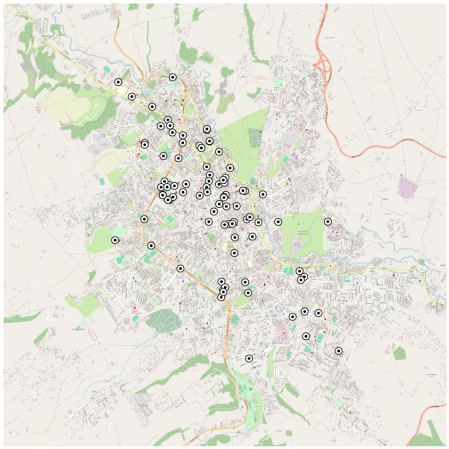
(a) Usuarios por transformador



(b) Consumo por circuito



(c) Red eléctrica



(d) Usuarios con medidor inteligente

Figura 1.2: Mapas del SIG de San Juan de Pasto relacionados con el sistema de distribución local y los usuarios del servicio energético

ción de energía (gestión de riesgos y tarifas). En [11] se establece claramente que el objetivo del modelo de pronóstico es estimar la demanda en diferentes ubicaciones del municipio, con horizontes de 1 a 24 horas y granularidad mínima de 15 minutos, lo cual es consistente con las necesidades operativas típicas de coordinación y programación en mercados y micromercados.

1.3.2. Segmentación del consumo para identificar perfiles o posibles agentes energéticos

Con el conjunto de datos ya estructurado en el SIG, el análisis de demanda se orientó a extraer rasgos que, en un mercado transaccional, equivalen a los atributos del agente que determinan su regularidad del consumo, horas pico y valle, magnitud de rampas, sensibilidad a cambios operativos y patrones por horizonte. En primer lugar, y según el estudio del comportamiento de los datos de consumo disponibles de 152 usuarios para la ciudad de San Juan de Pasto (los únicos que tienen medidor inteligente en la ciudad), suministrados por la empresa ASC Ingeniería S.A. E.S.P., estos se clasifican en los tipos **Comercial** (74,31 %), **Industrial** (11,11 %), **Oficial** (8,33 %) y **Residencial** (6,25 %). Las series temporales de estos usuarios tienen un muestreo de 15 minutos y van desde enero del 2020 a junio del 2023. De esta manera, se tiene la oportunidad de modelar de manera diferencial cada perfil de consumo y demanda de usuario y asignarlos o relacionarlos a futuro con roles específicos dentro de esquemas multiagente, como consumidor, prosumidor, agregador, nodo crítico, etc.

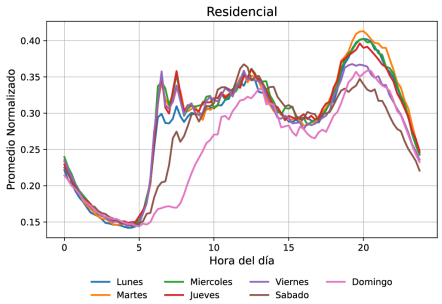
Con respecto al consumo de tipo industrial en San Juan de Pasto, cabe señalar que no está totalmente representado en el conjunto de datos disponible, dado que corresponde al 0,5 % de unidades (16 de 3.200) que se pueden considerar como industrias manufactureras dentro del Registro Público de Comerciantes de la Cámara de Comercio de Pasto (Boletín Estadístico 2020 [22]). Además, por disposición reglamentaria, la poca industria se ubica alrededor de la ciudad y no se dispone de datos de consumo que puedan integrarse en los modelos propuestos de análisis y pronóstico de demanda. Por lo tanto, los perfiles de consumo y demanda abordados en esta investigación son Residencial, Co-

mercial y Oficial. La Figura 1.3 muestra estos perfiles promedio, normalizados y diarios de usuarios en San Juan de Pasto.

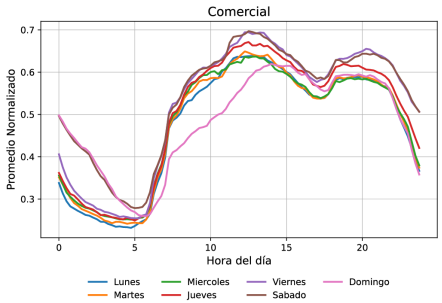
En cuanto a lo observado en la Figura 1.3, se definen tres casos de estudio urbanos en la ciudad que permiten evaluar modelos temporales y espacio-temporales. El primer caso corresponde al perfil Residencial (ver Figura 1.3(a)), que se distingue por presentar en días laborales picos de consumo en las primeras horas de la mañana (06:00 - 07:00), alrededor del mediodía (12:00) y en la noche (19:00 - 22:00); los fines de semana, en cambio, tienen variaciones atípicas, sin picos y reducción del consumo. El segundo caso, que corresponde al perfil Comercial (ver Figura 1.3(b)), mantiene un consumo relativamente más plano y suave dentro de toda la franja diaria de los días laborales, con incrementos no tan pronunciados en periodos del almuerzo (11:00 - 14:00) y la cena (19:00 - 22:00); además, presenta consumos nocturnos prolongados en los fines de semana (23:00 - 03:00). Por último, se define el perfil Oficial (ver Figura 1.3(c)), asociado principalmente a instituciones estatales con actividades laborales y académicas, que concentra incrementos de consumo en franjas horarias de la mañana (08:00 - 12:00) y la tarde (15:00 - 18:00), con reducciones significativas los fines de semana.

En segundo lugar, a partir del estudio del comportamiento de los datos de consumo de los veinte circuitos de las tres subestaciones de la ciudad (Catambuco, Jamondino y Pasto), los cuales fueron suministrados por CEDENAR S.A. E.S.P., se dispone de información suficiente para identificar aquellos circuitos con mayor correlación, susceptibles de formar clústeres, cuya información puede incorporarse a futuro en los modelos de pronóstico. En esta investigación se logró identificar, dentro de cada subestación, un circuito representativo o arquetipo de demanda, el cual sirvió tanto para comparar el desempeño de modelos como para justificar estrategias de completado de datos faltantes. La Figura 1.3 muestra los perfiles promedio, normalizados y diarios de tres arquetipos de circuitos de las tres subestaciones de San Juan de Pasto.

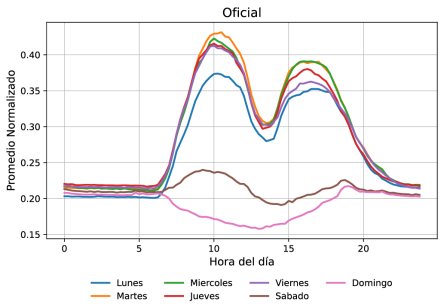
En la Figura 1.4 se identifican los siguientes perfiles. Un primer perfil denominado **Diurno** (ver Figura 1.4(a)), que corresponde al circuito 41CA10 de la subestación Catambuco, con 3.172 usuarios, un consumo promedio mensual de 12.110,04 MWh, el cual contiene 82 transformadores en un área aproximada



(a) Perfil Residencial



(b) Perfil Comercial



(c) Perfil Oficial

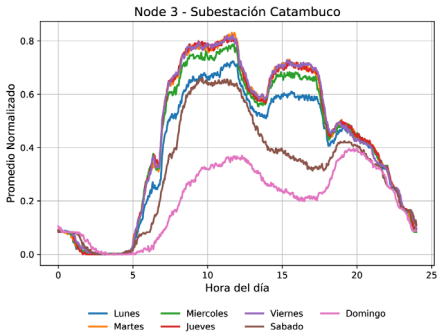
Figura 1.3: Perfiles de consumo promedio, normalizado y diario de usuarios de la ciudad de San Juan de Pasto. De arriba hacia abajo se muestran respectivamente los perfiles de los casos Residencial, Comercial y Oficial

de 0,25 km^2. Este perfil se caracteriza por tener un incremento marcado en la mañana y máximos en horas laborales (típico de zonas con mayor actividad comercial y de servicios).

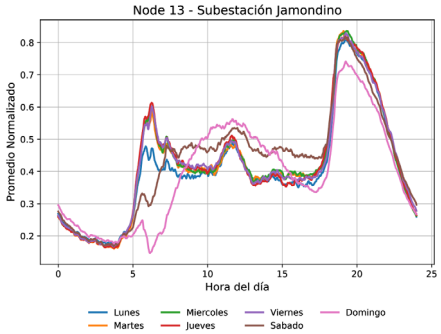
Un segundo perfil denominado **Bimodal** (ver Figura 1.4(b)), que corresponde al circuito 41JA19 de la subestación Jamondino, con 5.625 usuarios, un consumo promedio mensual de 11.027,03 MWh, el cual posee 174 transformadores distribuidos en un área aproximada de 11,25 km^2. Este perfil contiene picos bien definidos en la mañana y noche, y un valle al mediodía (asociado a zonas mezcladas de tipo residencial y comercial).

Por último se identificó un tercer perfil, denominado **de Carga Base Alta** (ver Figura 1.4(c)), que corresponde al circuito 41PA01 de la subestación Pasto, con 6.990 usuarios, un consumo promedio mensual de 19.590,19 MWh, con un total de 200 transformadores en un área aproximada de 0,71 km^2. Este perfil exhibe variaciones más suaves y sostenidas durante el día, que se acercan a consumos constantes o agregaciones con menor ciclicidad.

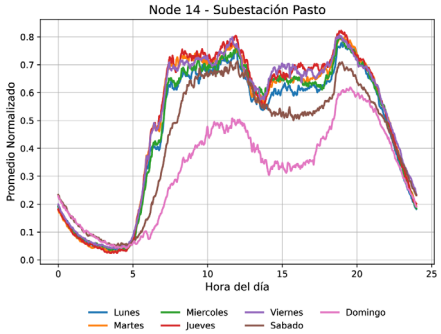
En términos de uso metodológico, los perfiles anteriormente denominados como Residencial, Comercial y Oficial, así como los denominados Diurno, Bimodal y de Carga Base Alta, representan los patrones de demanda más influyentes en la ciudad, y permiten a los tomadores de decisión evaluar su impacto sobre el sistema de distribución local. Además, los tres perfiles asociados a las subestaciones posibilitan diferenciar el comportamiento operativo de los circuitos, entrenar/evaluar modelos preservando la heterogeneidad y, en el caso de que una subestación tenga mediciones incompletas, respaldar la estrategia de aprovechar modelos previamente entrenados para generar registros sintéticos coherentes con el perfil del circuito y así mantener la continuidad de la serie. De esta manera, es posible hacer corresponder dichos perfiles a agentes energéticos que interactúan solos o agrupados en un mercado energético.



(a) Nodo 3 Catambuco



(b) Nodo 13 Jamondino



(c) Nodo 14 Pasto

Figura 1.4: Perfiles de consumo promedio, normalizado y diario de circuitos arquetipos de la ciudad de San Juan de Pasto para cada una de las subestaciones. De arriba hacia abajo se muestran respectivamente los perfiles de un circuito de la subestación Catambuco, Jamondino y Pasto

En [11] se hace explícito el por qué los perfiles y niveles de granularidad importan para el mercado, ya que los pronósticos confiables, por un lado, permiten fortalecer compromisos de despacho e inversiones, y, por otro lado, para los comercializadores y consumidores, habilitan operaciones de gestión de riesgo y diseño tarifario más eficientes. Para los prosumidores, la precisión es fundamental para coordinar inyecciones detrás del medidor y reducir costos por desbalances. En otras palabras, el análisis de la demanda no se limita a un proceso descriptivo; por el contrario, se constituye en la base para la toma de decisiones económicas (ofertas, compras, coordinación y control).

1.3.3. Indicadores de demanda útiles para la gestión del mercado energético

En términos operativos, el análisis de la información espacio-temporal conlleva al cálculo de indicadores que se pueden usar como entradas a los modelos de mercado energético. Estos indicadores se justifican porque, tal como se reporta en [11], los errores de pronóstico degradan ofertas y aumentan pagos por desvíos e ineficiencias, tanto en mercado día adelantado como en mercados locales; y, por el contrario, los modelos modernos e híbridos de pronóstico mejoran la operación, integración de energía renovables y conformación de precios.

En general, con los conjuntos de datos disponibles y los perfiles ya identificados a nivel de usuario (Residencial, Comercial y Oficial) y a nivel de circuito (Diurno, Bimodal y de Carga Base Alta), se pueden calcular cuatro tipos de indicadores según se requieran:

- **Estructura temporal del consumo:** Para cada perfil (ver Figuras 1.3 y 1.4), se puede observar, mediante ventanas o promedios de análisis, hora pico y valle, el patrón diario y semanal, así como la estacionalidad. Esta información permite la simulación de ofertas y necesidades de compra reales.
- **Variabilidad y riesgo:** Asimismo, es posible obtener la desviación y volatilidad por franja horaria y en ciertos días de las semana. Se visualizan, por ejemplo, diferencias notables en las horas de la noche en el perfil Residencial con respecto al perfil Oficial, la carga nocturna en el circuito Jamondino o las reducciones de carga el día domingo. También se pueden identificar eventos

extremos para incorporar bandas de riesgo y penalizaciones por desbalances, ya sea por usuario o circuito.

- **Dinámica de rampas:** Se pueden identificar cambios rápidos (*ramp-up* y *ramp-down*) que afectan la necesidad de flexibilidad en cuanto a la respuesta de demanda, almacenamiento y compras; por ejemplo, en los perfiles Residencial en la mañana o la noche, en el Comercial en la mañana y en el Oficial en el inicio de la jornada en la mañana y la tarde.
- **Aptitud para transacción local:** A partir de las propiedades de las series y los grafos que ayudan a la modelación de la demanda, se puede establecer no solo la estabilidad del perfil en el tiempo, sino su comportamiento según la cercanía territorial con nodos vecinos. De esta manera, se pueden representar relaciones espaciales para tomar decisiones de transacción local, ya sea por subestación, circuito, vecindario energético o usuario individual.

1.4. Biblioteca de modelos de pronóstico de demanda

1.4.1. Modelo temporal de línea base

La investigación desarrolló un conjunto de modelos bajo el principio metodológico de incluir información espacial, a través de grafos, con el fin de mejorar el pronóstico de la demanda con respecto a modelos netamente temporales. En trabajos previos como [4] y [23] se propuso la evaluación de modelos de *Machine Learning* únicamente temporales, tales como *Long Short-Term Memory* (LSTM) [24], *Gated Recurrent Unit* (GRU) [25] y el modelo híbrido *Convolutional Neural Network*-LSTM (CNNLSTM) [5]. En el análisis de desempeño de estos modelos, se exploró la sintonización de diferentes parámetros de entrenamiento y validación (tamaño de muestra, ventana deslizante, número de celdas y épocas), y se concluyó que el CNNLSTM es el modelo temporal más preciso para el conjunto de datos disponible, correspondiente a la información de usuarios de la empresa ASC Ingeniería S.A. E.S.P.

La Tabla 1.1 muestra las métricas de desempeño de los modelos para los horizontes de tiempos de 1, 3, 6, 12 y 24 horas en los casos de estudio Residencial, Comercial y Oficial. En negrita se destaca el modelo con el mayor valor del

coeficiente R^2 obtenido, aunque la precisión, calculada a través del *Mean Squared Error* (MSE) y el *Mean Absolute Error* (MAE), disminuye progresivamente a medida que aumenta el horizonte de predicción, fenómeno que se atribuye principalmente a la disminución de datos disponibles para las ventanas de entrenamiento, validación y prueba de los modelos temporales. En consecuencia, se concluye que el modelo CNNLSTM constituye un excelente candidato de línea base, tras evidenciar que tiene buena capacidad para capturar tendencias y forma de onda diaria de los perfiles identificados en el conjunto de datos de usuarios; no obstante, deben tenerse en cuenta las limitaciones de precisión en horizontes largos.

Tabla 1.1: Métricas de modelos temporales de línea base

Horizonte	**Caso**	**Modelo**	**MSE**	**MAE**	R^2
1 h	Residencial	LSTM	0,0151	0,1012	0,467
		GRU	0,0102	0,0801	0,637
		CNNLSTM	0,0110	0,0740	**0,776**
	Comercial	LSTM	0,0127	0,0898	0,798
		GRU	0,0099	0,0775	0,843
		CNNLSTM	0,0092	0,0727	**0,854**
	Oficial	LSTM	0,0060	0,0510	0,921
		GRU	0,0070	0,0530	0,908
		CNNLSTM	0,0030	0,0360	**0,957**
3 h	Residencial	LSTM	0,0210	0,1194	0,257
		GRU	0,0182	0,1094	0,579
		CNNLSTM	0,0120	0,0880	**0,720**
	Comercial	LSTM	0,0160	0,1002	0,746
		GRU	0,0155	0,0991	0,754
		CNNLSTM	0,0106	0,0788	**0,831**
	Oficial	LSTM	0,0270	0,1080	0,660
		GRU	0,0250	0,1060	0,677
		CNNLSTM	0,0090	0,0630	**0,880**

Horizonte	**Caso**	**Modelo**	**MSE**	**MAE**	R^2
6 h	Residencial	LSTM	0,0211	0,1166	0,255
		GRU	0,0261	0,1307	0,079
		CNNLSTM	0,0150	0,0972	**0,671**
	Comercial	LSTM	0,0204	0,1128	0,676
		GRU	0,0217	0,1153	0,655
		CNNLSTM	0,0140	0,0950	**0,767**
	Oficial	LSTM	0,0270	0,1080	0,660
		GRU	0,0350	0,1260	0,551
		CNNLSTM	0,0140	0,0800	**0,819**
12 h	Residencial	LSTM	0,0125	0,0767	0,550
		GRU	0,0268	0,1363	0,054
		CNNLSTM	0,0140	0,0950	**0,680**
	Comercial	LSTM	0,0264	0,1254	0,581
		GRU	0,2380	0,1267	0,622
		CNNLSTM	0,0110	0,0840	**0,790**
	Oficial	LSTM	0,0380	0,1280	0,516
		GRU	0,0810	0,2080	0,038
		CNNLSTM	0,0230	0,1030	**0,706**
24 h	Residencial	LSTM	0,0307	0,1457	0,070
		GRU	0,0309	0,1460	0,077
		CNNLSTM	0,0180	0,1040	**0,620**
	Comercial	LSTM	0,0268	0,1310	0,575
		GRU	0,0590	0,2120	0,057
		CNNLSTM	0,0180	0,1060	**0,710**
	Oficial	LSTM	0,0450	0,1430	0,431
		GRU	0,0660	0,2040	0,166
		CNNLSTM	0,0230	0,1010	**0,703**

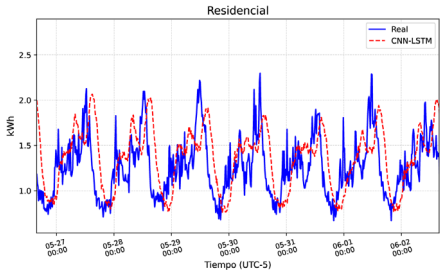
Este modelo representa un punto de partida para el análisis de los perfiles antes mencionados, y a la vez indica la necesidad de incorporar los beneficios reales que aporta la información espacial. La Figura 1.5 ilustra, a modo de ejemplo, la comparación entre señales reales y su pronóstico para los perfiles

Residencial, Comercial y Oficial, en el horizonte de 24 horas (el de menor precisión debido a la reducción del número de ventanas para entrenamiento y validación con el mismo conjunto de datos) y para siete días de la semana (de domingo a sábado). Lo anterior constituye un ejemplo claro de las señales que se encuentran disponibles para el análisis de la demanda y su pronóstico, en el cual se observa que para cada uno de los perfiles, a saber, Residencial (ver Figura 1.5(a)), Comercial (ver Figura 1.5(b)) y Oficial (ver Figura 1.5(c)), el pronóstico sigue la tendencia de las formas de onda reales.

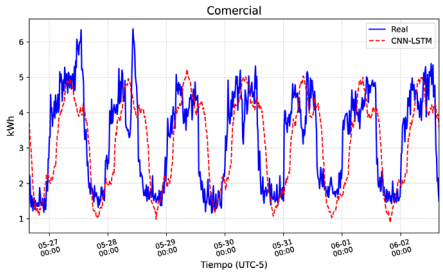
1.4.2. Modelos espacio-temporales para usuarios basados en grafos de proximidad

Establecida la línea base, el núcleo de la biblioteca para la demanda de usuarios se fundamentó en la investigación de modelos espacio-temporales basados en grafos, conocidos como *Temporal Graph Neural Networks* (TGNN) [26]. Se estudiaron particularmente los modelos *Graph Convolution Embedded* LSTM (GCLSTM) [6] y *Message Passing Neural Networks* [7, 27]. Estas arquitecturas integran la modelación de la temporalidad de las series junto con las relaciones espaciales establecidas mediante grafos. En [4] se logró establecer que el coeficiente R^2 obtenido supera al del modelo de línea base temporal en todos los perfiles de demanda y horizontes evaluados. Además, se identificó un patrón útil para la selección de los modelos según el horizonte de pronóstico, el cual evidencia de forma consistente que el modelo MPNNLSTM se desempeña mejor en horizontes de 6, 12 y 24 horas, mientras que el modelo GCLSTM sobresale para los de 1 y 3 horas.

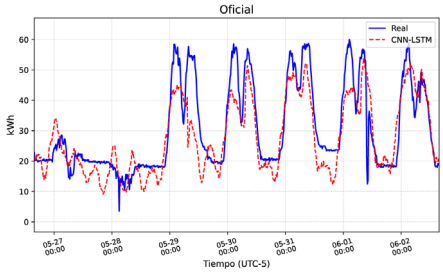
Para cada uno de estos modelos se definió una estrategia para la construcción del grafo de entrada. En [4] y [23] se propuso un mecanismo de agrupamiento manual que evalúa el desempeño de los modelos para grafos estáticos que se forman a partir de los nodos incluidos en un círculo de radio fijo alrededor del nodo principal donde se realiza el pronóstico. Con esto en mente, y dada la extensión de la zona donde se localizan los usuarios en la ciudad, se evaluaron empíricamente radios de 250 m, 500 m y 750 m como parámetros principales de diseño de los grafos. Para cada modelo, tipo de usuario y hori-



(a) Pronóstico Residencial



(b) Pronóstico Comercial



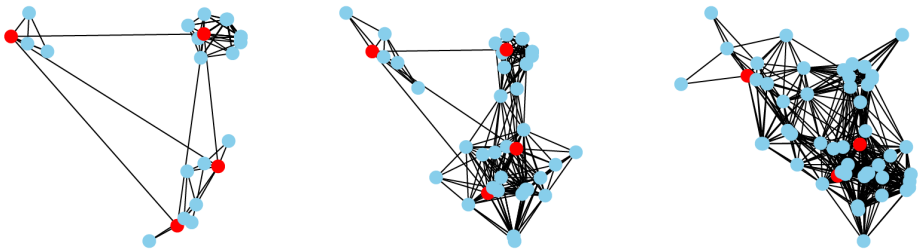
(c) Pronóstico Oficial

Figura 1.5: Comparación de las señales reales y pronosticadas por el modelo CNNLSTM para los perfiles de usuarios de tipo Residencial, Comercial y Oficial, en un horizonte de predicción de 24 horas (el de menor precisión) durante 7 días

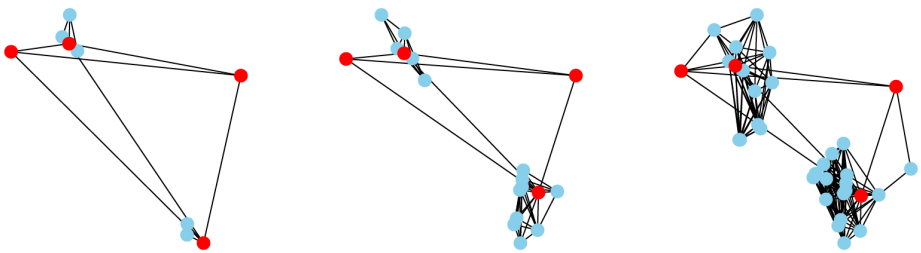
zonte se analizaron el radio, los nodos, la activación de aristas o uniones entre los nodos, así como la definición de sus respectivos pesos (estos últimos, basados en el inverso de la distancia para otorgar mayor importancia a los nodos más cercanos al principal). Finalmente, se seleccionó el modelo que presentó las mejores prestaciones en términos del valor de R^2.

La Figura 1.6 representa la estructura de los grafos en los mejores modelos de pronóstico para los casos de estudio Residencial, Comercial y Oficial. De izquierda a derecha, se aprecia el incremento progresivo de la complejidad del grafo a medida que se amplía el radio (desde el valor mínimo de 250 m hasta el valor máximo de 750 m), lo que permite identificar, además, qué tipo de usuario posee mayor cantidad de vecinos de su misma categoría. En este caso, corresponde al usuario de tipo Residencial (ver Figuras 1.6(a), 1.6(b) y 1.6(c)). Asimismo, de arriba a abajo, se observa que los grafos permiten analizar el nivel de complejidad que se requiere para capturar las variaciones de los tres tipos de usuarios en mención. Debido al contenido de alta frecuencia presente en las series de consumo del tipo Residencial, se observa una complejidad notablemente mayor en la primera fila de los grafos dibujados. En contraste, se observa una complejidad menor tanto en la segunda fila de grafos (ver Figuras 1.6(d), 1.6(e) y 1.6(f)) como en la tercera (ver Figuras 1.6(g), 1.6(h) y 1.6(i)), lo que denota una menor presencia de variaciones de alta frecuencia a capturar en las series de tiempo de los tipos Comercial y Oficial.

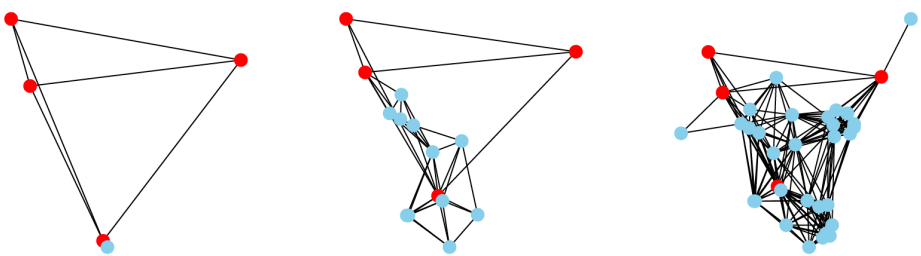
Por su parte, la Tabla 1.2 presenta los resultados de las métricas obtenidas para los modelos GCLSTM y MPNNLSTM, y destaca en negrita los valores más altos del coeficiente R^2 alcanzados en cada horizonte con el valor de radio óptimo. Estos resultados ratifican, de manera consistente, que el modelo MPNNLSTM ofrece un mejor pronóstico en horizontes de 6, 12 y 24 horas, mientras que el modelo GCLSTM resulta más efectivo para los horizontes de 1 y 3 horas. Esta especialización por horizonte constituye un criterio valioso para la selección del modelo más adecuado según las necesidades operativas del sistema.



(a) Grafo Residencial 250 m (b) Grafo Residencial 500 m (c) Grafo Residencial 750 m



(d) Grafo Comercial 250 m (e) Grafo Comercial 500 m (f) Grafo Comercial 750 m



(g) Grafo Oficial 250 m (h) Grafo Oficial 500 m (i) Grafo Oficial 750 m

Figura 1.6: Estructura del grafo utilizado para el pronóstico en cada uno de los tres casos de estudio. De arriba a abajo corresponden a los casos Residencial, Comercial y Oficial. De izquierda a derecha corresponden a radios de 250 m, 500 m y 750 m

Tabla 1.2: Métricas de los modelos GCLSTM y MPNNLSTM

Horizonte	**Caso**	**Modelo**	**Radio**	R^2
1 h	Residencial	GCLSTM	0,5	**0,777**
		MPNNLSTM	0,5	0,679
	Comercial	GCLSTM	0,75	**0,912**
		MPNNLSTM	0,5	0,878
	Oficial	GCLSTM	0,5	**0,971**
		MPNNLSTM	0,5	0,960
3 h	Residencial	GCLSTM	0,5	**0,736**
		MPNNLSTM	0,75	0,670
	Comercial	GCLSTM	0,75	**0,887**
		MPNNLSTM	0,75	0,851
	Oficial	GCLSTM	0,5	**0,931**
		MPNNLSTM	0,75	0,904
6 h	Residencial	GCLSTM	0,5	0,674
		MPNNLSTM	0,25	**0,701**
	Comercial	GCLSTM	0,25	**0,872**
		MPNNLSTM	0,5	0,856
	Oficial	GCLSTM	0,75	0,830
		MPNNLSTM	0,5	**0,842**
12 h	Residencial	GCLSTM	0,25	0,564
		MPNNLSTM	0,25	**0,713**
	Comercial	GCLSTM	0,25	0,811
		MPNNLSTM	0,75	**0,846**
	Oficial	GCLSTM	0,25	0,781
		MPNNLSTM	0,5	**0,803**
24 h	Residencial	GCLSTM	0,25	0,396
		MPNNLSTM	0,25	**0,695**
	Comercial	GCLSTM	0,5	0,731
		MPNNLSTM	0,5	**0,840**
	Oficial	GCLSTM	0,25	0,769
		MPNNLSTM	0,25	**0,822**

Con los anteriores modelos se logra tener la posibilidad de hacer pronósticos más exactos en los puntos geográficos que se requieran, mejorando la precisión a partir del valor de radio seleccionado para incluir nodos vecinos que más contribución realicen, así como asignar o no valores a las aristas del grafo.

1.4.3. Modelos para circuitos urbanos con grafos estáticos y estrategia frente a datos faltantes

En [9] se propuso el escalamiento de la biblioteca de modelos hacia el nivel de circuitos de la ciudad de San Juan de Pasto, aprovechando la disponibilidad de información de consumo de estos elementos en la red de distribución local, que fue suministrada por CEDENAR S.A. E.S.P. Asimismo, se realizó el pronóstico de la demanda en circuitos de las tres subestaciones urbanas (Catambuco, Jamondino y Pasto), a partir de grafos obtenidos desde el SIG, en los que cada nodo representa un circuito a través del centroide de su área geográfica, y se conecta con otros nodos cercanos dentro de un radio fijo, con aristas ponderadas por topología y distancia inversa.

El flujo metodológico se organizó en tres momentos. En el primero, se definió un modelo de línea base puramente temporal de tipo CNNLSTM, el cual se entrenó y ajustó sobre los circuitos con series temporales completas para establecer una referencia de desempeño frente a los enfoques con información espacial. En el segundo, se entrenó únicamente un modelo MPNNLSTM para cada circuito (que mostró mejor desempeño que el modelo GCLSTM en el análisis previos con usuarios, además de presentar ventajas computacionales dada la extensión de los experimentos), utilizando el subconjunto de datos con mediciones consistentes y completas (con registros temporales cada minuto). Con este modelo se generaron datos sintéticos para completar tramos faltantes en aquellos circuitos de subestaciones con fallas o ausencias de medida, con lo cual se obtuvo un conjunto de datos completado para el periodo extendido o faltante. Por último, con este conjunto de datos completado se entrenó y evaluó un modelo MPNNLSTM-C para la subestación con la serie ya corregida o completada. Todo este análisis se realizó sobre tres circuitos representativos o arquetipos de perfil de demanda, que capturan formas típicas de consumo

de los perfiles antes ya definidos (Diurno, Bimodal y de Carga Base Alta), de modo que la comparación de CNNLSTM con MPNNLSTM y MPNNLSTM-C es lo más justa posible frente a perfiles heterogéneos.

La Tabla 1.3 resume la métrica R^2 obtenida para cada modelo y para cada circuito arquetipo. En ella se observa cómo el MPNNLSTM permitió que se completaran los datos faltantes con series sintéticas útiles, lo que a su vez posibilitó que el MPNNLSTM-C se consolide como el modelo con mejor desempeño final tras el completado. En la tabla, el Nodo 3 constituye el arquetipo para la subestación Catambuco; el Nodo 13, para la subestación Jamondino, y el Nodo 14 para la subestación Pasto. Asimismo, el modelo muestra un desempeño superior en todos los horizontes de pronóstico entre 1 y 24 horas, con excepción del Nodo 14. En este caso, la limitada cantidad de nodos disponibles para la construcción del grafo restringe el desempeño del modelo, mientras que el modelo de línea base presenta sobreajuste, dado que los datos completados pertenecen precisamente a esta subestación. Este resultado evidencia la relevancia de completar adecuadamente el conjunto de datos para obtener pronósticos más próximos a la realidad. En esta misma tabla se presentan también los valores de R^2 correspondientes a modelos promedio para cada subestación, los cuales pueden ser de gran utilidad para definir esquemas de mercado y expansión.

El grafo empleado para los modelos es netamente estático, dado que el número de nodos es solo de 20 centroides que representan a los circuitos, con distancias máximas de aristas de hasta 2 km. Al respecto, en [9] se reconoce esta limitación topológica por el tamaño reducido de la red observada, y sugiere que a futuro podrían estudiarse modelos con grafos dinámicos y óptimos por circuito. En este grafo único y estático, por una parte, cada nodo representa a un circuito, que se ubica a través del centroide del área geográfica que lo define. Por otra parte, los pesos de las aristas se ponderan inversamente con la distancia, para así otorgar mayor importancia a los nodos más cercanos. Esta decisión se fundamenta en los estudios de correlación realizados sobre las series de tiempo de los circuitos, que muestran una correlación mayor entre aquellos pertenecientes a una misma subestación. La Figura 1.7 ilustra la estructura del grafo utilizado para el desarrollo de los modelos dentro de la zona

geográfica de la ciudad de San Juan de Pasto. Para la implementación de los modelos por promedio y por subestación, los circuitos fueron agrupados para cada subestación.

Como valor agregado, se destaca que se trabajó con escenarios de datos incompletos debido a fallas de la red de distribución, lo que permitió plantear una estrategia robusta en el pronóstico. Teniendo en cuenta el coeficiente R^2 de modelos entrenados con el subconjunto completo, entre los resultados principales se reporta que el desempeño satisfactorio valida su uso como base para la generación de datos sintéticos. Esto implica que cada modelo que se desee utilizar en el pronóstico debe estar acompañado de una política de datos que defina la estrategia a seguir cuando aparezcan registros faltantes, incluido el re-entrenamiento de modelos con datos sintéticos. Adicionalmente, como se señala en [9], se hace explícita la limitación de estos modelos, ya que el grafo está restringido a los 20 nodos. Aunque los resultados no se generalizan directamente a otros territorios, la metodología sí resulta reproducible para investigaciones futuras en redes expandidas, conectadas o interconectadas.

Tabla 1.3: Resultados de R^2 por arquetipo de circuito y horizonte para los modelos CNNLSTM y MPNNLSTM

Arquetipo	**Modelo**	**1 h**	**3 h**	**6 h**	**12 h**	**24 h**
Nodo 3	CNNLSTM	0,947	0,901	0,852	0,848	0.704
	MPNNLSTM-C	**0,953**	**0,954**	**0,941**	**0,945**	**0,953**
Nodo 13	CNNLSTM	0,925	0,894	0,838	0,729	0,835
	MPNNLSTM-C	**0,927**	**0,932**	**0,938**	**0,942**	**0,942**
Nodo 14	CNNLSTM	**0,999**	**0,999**	**0,999**	**0,999**	**0,999**
	MPNNLSTM-C	0,990	0,991	0,993	0,994	0,987
S. Catambuco	MPNNLSTM-C	0,947	0,957	0,952	0,953	0,956
S. Jamondino	MPNNLSTM-C	0,900	0,949	0,955	0,956	0,958
S. Pasto	MPNNLSTM-C	0,972	0,977	0,985	0,989	0,980

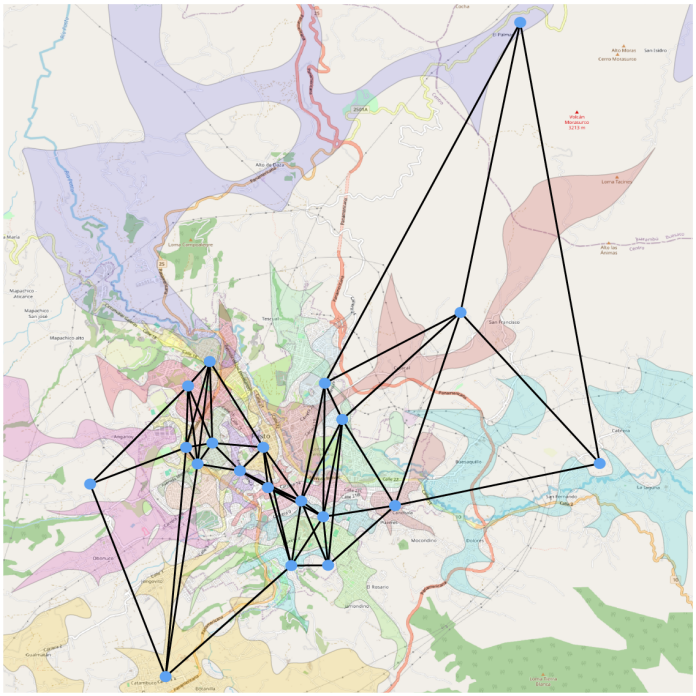


Figura 1.7: Estructura del grafo usado para los modelos espacio-temporales de circuitos. Los nodos están dibujados en color azul y las aristas en color negro

1.4.4. Grafos adaptativos a partir de optimización con algoritmo genético

Ante las limitaciones que se tienen al construir grafos estáticos, la investigación propone, como etapa final, formalizar una evolución natural del modelo espacio-temporal. En este sentido, en [9] se propuso pasar de grafos estáticos a grafos adaptativos, optimizados para maximizar el desempeño de los modelos. En esta investigación se optó por continuar con la integración de la información espacial de usuarios a partir del SIG, usando un modelo MPNNLSTM por sus buenas prestaciones, pero optimizado con respecto al valor del coeficiente R^2 mediante la evolución de grafos con un algoritmo genético (AG) y el agrupamiento no supervisado de nodos vecinos basado en el algoritmo de K-vecinos más cercanos (KNN, *K-Nearest Neighbor*).

El experimento consistió en sintonizar y optimizar el aprendizaje del modelo MPNNLSTM maximizando directamente el coeficiente de determinación R^2, para cada uno de los casos de estudio de usuarios de tipo Residencial, Comercial y Oficial, y para los cinco horizontes de pronóstico de 1, 3, 6, 12 y 24 horas. La idea central de esta propuesta fue evolucionar la construcción del grafo, determinando qué nodos se conectan y bajo qué regla espacial, usando dos mecanismos: (i) agrupamiento no supervisado KNN, controlado por parámetros como el radio r y el número de vecinos, y (ii) aplicación de un algoritmo genético AG (en el que cada individuo representa una configuración específica de grafo), cuya la función de *fitness* se hizo corresponder al R^2 del nodo clave o principal asociado al caso de estudio analizado.

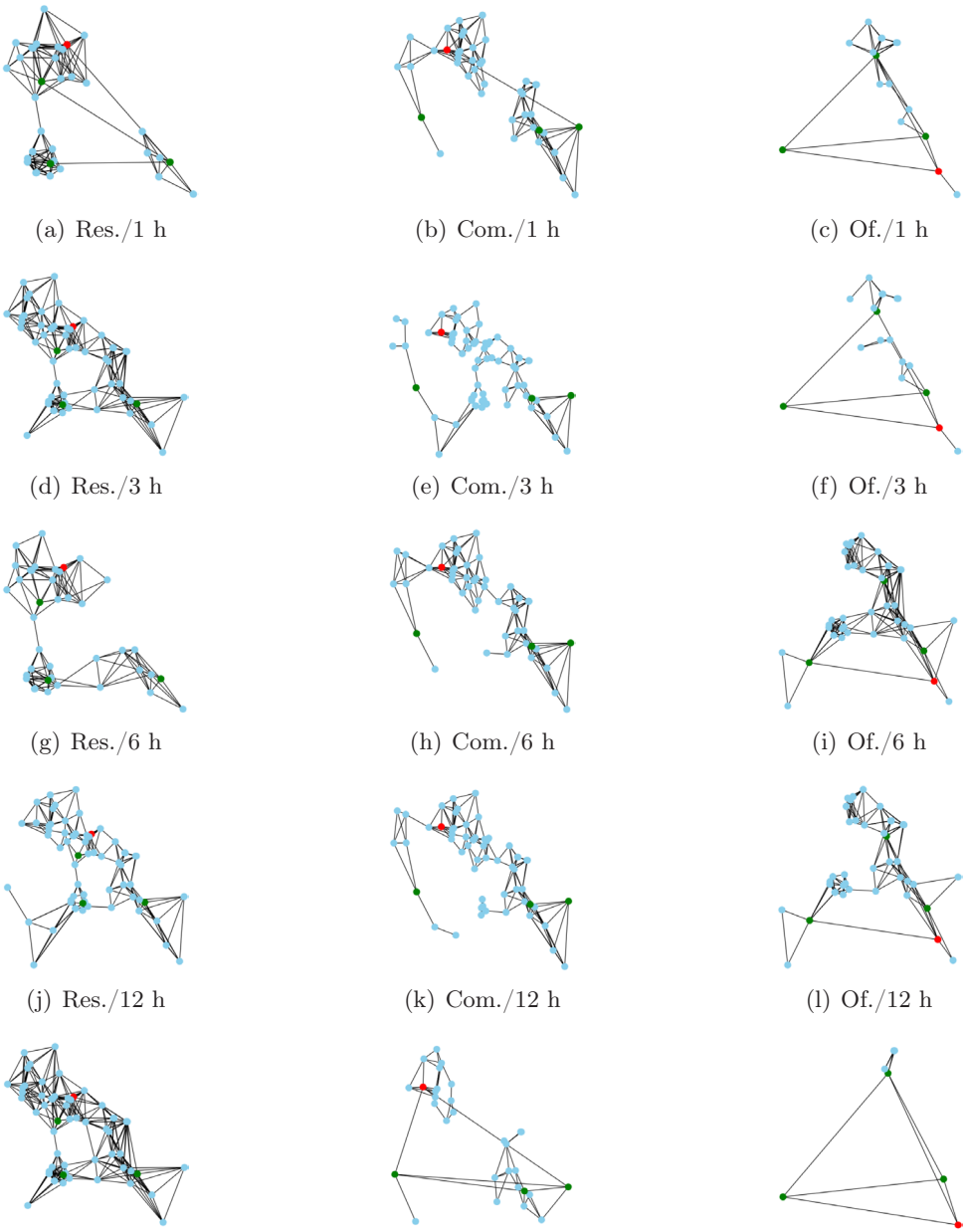
Para ejemplificar los beneficios de la optimización, se calcularon modelos para los nodos clave de tipo Residencial (un edificio de apartamentos), Comercial (un restaurante) y Oficial (la Universidad de Nariño). Para cada horizonte se exploró un espacio discreto de parámetros, por ejemplo r entre 0,1 km y 1,5 km, KNN en 2 hasta 12 vecinos, así como combinaciones de días de entrada y ventanas horarias según el horizonte. El AG se configuró empíricamente y tras varias pruebas con 10 iteraciones, población de 5 individuos, mutación de 0,3, valor de élite de 0,1, cruce uniforme con probabilidad de 0,5 y parada temprana si no producía mejora en 4 generaciones.

Cada instancia de entrenamiento se ejecutó con la siguiente partición del conjunto de datos de usuario: 70 % para entrenamiento, 15 % para validación y 15 % para prueba; se emplearon 250 épocas, un optimizador tipo Adam con $LR = 0,005$, función de pérdida MSE y parada temprana con paciencia de 35 épocas. Como línea base, se compararon los resultados con los obtenidos previmente mediante MPNNLSTM sin sintonización de grafos (grafo estático), reportados en [4] y [23]. La Tabla 1.4 presenta las métricas de los mejores modelos MPNNLSTM obtenidos en la propuesta con sintonización del aprendizaje. En general, MPNNLSTM logra mejorar el valor de R^2 (tercera columna) con respecto al R^2 del modelo MPNNLSTM tomado como línea base (LB en la séptima columna). En conclusión la metodología propuesta logró un R^2 promedio de 0,834 (en todos los casos y horizontes) y reporta una ganancia absoluta global de 4,32 % frente al MPNNLSTM con grafo estático de [11].

Tabla 1.4: Métricas de MPNNLSTM con sintonización de aprendizaje. Fuente: [11]

Horas	**Caso**	**R^2**	**MSE**	**r (km)**	**Vecinos**	**R^2 LB**
24	Residencial	0,742	0,00378	0,95	11	0,695
	Comercial	0,852	0,00602	0,67	3	0,840
	Oficial	0,834	0,00726	0,19	5	0,822
12	Residencial	0,747	0,00370	1,35	6	0,713
	Comercial	0,856	0,00588	1,05	6	0,846
	Oficial	0,869	0,00532	0,75	7	0,803
6	Residencial	0,752	0,00363	0,57	8	0,701
	Comercial	0,862	0,00563	0,91	4	0,856
	Oficial	0,884	0,00460	0,78	10	0,842
3	Residencial	0,755	0,00358	0,97	9	0,670
	Comercial	0,858	0,00579	1,29	3	0,851
	Oficial	0,897	0,00413	0,45	3	0,904
1	Residencial	0,793	0,00303	0,44	10	0,679
	Comercial	0,875	0,00512	0,91	3	0,878
	Oficial	0,937	0,00249	0,38	9	0,960

Como resultado de la investigación, también se obtuvieron conclusiones sobre las propiedades topográficas de los grafos finales que resultan después de la sintonización óptima mediante AG y KNN. La Figura 1.8 muestra, de izquierda a derecha, las estructuras para los casos Residencial, Comercial y Oficial y, de arriba a abajo, para los horizontes de 1, 3, 6, 12 y 24 horas. Se evidencia que la conectividad (tanto número de nodos y aristas como su organización) cambia según el tipo de usuario y el horizonte. En general, los nodos clave (en color rojo) tienden a ubicarse en la periferia del grafo, en coherencia con métricas como *closeness*, *eigenvector* y *PageRank*, mientras que algunos de los demás nodos (en color azul claro) funcionan como *hubs* que conectan regiones de usuarios. En la construcción del grafo se definen, además, los nodos principales (en color verde), que se fijan manualmente y determinan la extensión geográfica del grafo, lo que abre la posibilidad a optimizarlos en trabajos futuros con más datos del sistema de distribución local.



(a) Res./1 h (b) Com./1 h (c) Of./1 h

(d) Res./3 h (e) Com./3 h (f) Of./3 h

(g) Res./6 h (h) Com./6 h (i) Of./6 h

(j) Res./12 h (k) Com./12 h (l) Of./12 h

(m) Res./24 h (n) Com./24 h (ñ) Of./24 h

Figura 1.8: Grafos en la optimización con respecto a R^2. Casos Residencial, Comercial y Oficial (izquierda a derecha). Horizontes 1, 3, 6, 12 y 24 horas (arriba a abajo). Fuente: [11]

En cuanto al *clustering*, este presenta alta variabilidad y puede alcanzar valores muy altos (por ejemplo, igual a 1 en el caso Oficial de 24 horas). Por su parte, el *betweenness* sugiere un posible comportamiento de nodo clave puente, principalmente en el caso Comercial para 1 y 24 horas (ver Figuras 1.8(b) y 1.8(n)), mientras que el *closeness* indica que el nodo clave puede estar relativamente separado de sus vecinos, salvo en el caso Comercial para 24 horas (ver Figura 1.8(n)).

Finalmente, al relacionar visualmente perfiles de consumo y grafos, se concluye que variaciones más rápidas del consumo (caso Residencial) exigen grafos más complejos (ver Figuras 1.8(a), 1.8(d), 1.8(g), 1.8(j) y 1.8(m)), mientras que los casos Comercial (ver Figuras 1.8(b), 1.8(e), 1.8(h), 1.8(k) y 1.8(n)) y Oficial (ver Figuras 1.8(c), 1.8(f), 1.8(i), 1.8(l) y 1.8(ñ)) pueden requerir menor complejidad. Asimismo, se observa que cada horizonte demanda una estructura distinta para capturar las dependencias temporales propias del consumo localizado. La Tabla 1.5 resume las métricas de las propiedades topológicas del nodo clave de cada caso en el grafo final obtenido para cada horizonte de pronóstico, y soporta las anteriores conclusiones acerca de las propiedades de los grafos.

Tabla 1.5: Propiedades topológicas del nodo clave de cada caso en el grafo para cada horizonte. Fuente: [11]

Caso	**Propiedad**	**24 h**	**12 h**	**6 h**	**3 h**	**1 h**
Residencial	*Grade*	12	6	9	11	12
	Clustering	0,6970	0,8000	0,7500	0,6727	0,5909
	Betweenness	0,0270	0,0033	0,0072	0,0434	0,1654
	Closeness	0,3904	0,2636	0,2889	0,3540	0,5075
	Eigenvector	0,1942	0,0115	0,1527	0,2153	0,0632
	Pagerank	0,0174	0,0140	0,0267	0,0186	0,0368
Comercial	*Grade*	7	6	7	4	4
	Clustering	0,3333	0,8000	0,8095	0,8095	0,6071
	Betweenness	0,5182	0,0016	0,0025	0,0019	0,5013
	Closeness	0,3671	0,1804	0,2217	0,2208	0,3909
	Eigenvector	0,3859	0,0240	0,2168	0,0112	0,2323

Caso	Propiedad	24 h	12 h	6 h	3 h	1 h
	Pagerank	0,0501	0,0159	0,0188	0,0132	0,0248
Oficial	*Grade*	3	6	7	4	4
	Clustering	1,0000	0,2667	0,2857	0,3333	0,5000
	Betweenness	0,0000	0,3001	0,1779	0,3235	0,1333
	Closeness	0,6667	0,4211	0,4706	0,3864	0,5769
	Eigenvector	0,3389	0,0412	0,0659	0,1334	0,1157
	Pagerank	0,1271	0,0241	0,0226	0,0687	0,0655

Para la biblioteca, la posibilidad de ejecutar modelos óptimos evidencia una ventaja significativa con respecto a los modelos MPNNLSTM con grafo estático, a través de la exploración de parámetros discretos como radio de agrupamiento, número de vecinos por nodo y parámetros del AG. Esto sugiere un modo avanzado de selección de un modelo, basado en la optimización de la topología bajo un criterio determinado (en este caso, el coeficiente R^2 u otro que se proponga), para un segmento de usuarios o para un circuito objetivo.

1.5. Operatividad de la biblioteca de modelos para mercados locales transaccionales

1.5.1. Línea metodológica a seguir

Teniendo en cuenta los resultados anteriormente descritos y consolidados en la biblioteca de modelos, es posible, en primer lugar, planificar el estudio de la demanda y el pronóstico por agente o unidad territorial, así como relacionarlo con los perfiles de usuario (Residencial, Comercial y Oficial) y con los perfiles de circuitos y subestación (Diurno, Bimodal y de Carga Base Alta). Con respecto a los tiempos de pronóstico, se logra hacerlo en horizontes de muy corto plazo, entre 1 y 24 horas, que se ajustan a los requerimientos de las transacciones de energía en un día. Esto es posible a través de modelos de usuario, de línea base temporal de tipo CNNLSTM/MPNNLSTM y espacio-temporal de tipo GCLSTM/MPNNLSTM, con grafo estático y con grafo adaptativo MPNNLSTM optimizado vía un AG y KNN, y con manejo adecuado de regis-

tros históricos faltantes. Al final, se puede examinar la topología del modelo, visualizar los grafos y evaluar su desempeño por medio de métricas dadas por el valor de R^2, MAE y MSE. Con estas herramientas, tanto investigadores como usuarios académicos y no académicos pueden, a través de pronósticos confiables, gestionar riesgos, diseñar tarifas eficientes y mejorar la operación de los sistemas eléctricos. En el ámbito de los mercados locales, estos pronósticos contribuyen a reducir ineficiencias y pagos por desviaciones, y respaldan estrategias de agregadores y *trading*.

En resumen, la biblioteca opera como un sistema integrado que transforma datos de medición (de demanda y, cuando aplique, de generación) en señales operativas y de mercado. En coherencia con la metodología reportada en [23], su arquitectura se sustenta en tres componentes que actúan como columna vertebral del sistema: un conjunto de datos, un SIG y un módulo de aprendizaje automático. A partir de esta base, se permite al usuario e investigador de mercado (i) preparar y auditar series, (ii) construir grafos y representar relaciones espaciales, (iii) ejecutar una biblioteca de modelos de pronóstico y (iv) traducir los resultados analíticos en herramientas de gestión del mercado.

1.5.2. De pronósticos a decisiones transaccionales

Mediante la operatividad descrita, se materializa la intención de que el pronóstico no se quede únicamente como una salida técnica, sino que se convierta en una señal de mercado para analizar esquemas de operación y comercialización. En [11] se resalta la importancia de realizar pronósticos confiables para fortalecer los compromisos de despacho, respaldar la planificación y la inversión, y apoyar a comercializadores y consumidores, lo que permite gestionar riesgos y establecer tarifas eficientes. Para los prosumidores, se espera que los pronósticos ayuden a coordinar inyecciones detrás del medidor, y así reducir los costos por desequilibrio. Además, como se advierte en el mismo trabajo, en sistemas locales que implementan energías renovables, almacenamiento y cargas flexibles, el pronóstico se convierte en un habilitador del control y despacho, el dimensionamiento de reservas y la mitigación de congestión.

A través de las herramientas tecnológicas desarrolladas, se puede proponer tres tipos de planificación para la gestión: i) Operativa, que permite generar una programación día adelantado o intradía a partir de la demanda esperada por tipo de usuario, zona o circuito, y generar alertas de rampas o picos probables; ii) Comercial, para simular escenarios de compra y venta local, de intercambio y agregación (por subestación, clúster geográfico o categoría de usuario); y finalmente, iii) de Riesgo, mediante la identificación y el reporte de incertidumbres y de calidad de datos. En esta última gestión, por ejemplo, si un nodo está dominado por datos sintéticos, debe señalarse como un riesgo de generalización, de acuerdo con las conclusiones obtenidas en [9] sobre el desempeño inflado cuando predominan datos sintéticos.

De esta manera, se implementa un ciclo completo que incluye el manejo de datos (trazables y auditados), la consolidación de un SIG (para impulsar la organización territorial), la representación de agrupaciones mediante grafos (relaciones espaciales), la generación de un pronóstico por medio de los modelos y la obtención de señales de mercado (para operación/comercialización/riesgo). Estas señales permitirán que el mercado, simulado o de implementación futura, opere con criterios de riesgo, dado que no es lo mismo comprometer intercambios locales con datos completos que hacerlo con ventanas reconstruidas.

1.5.3. Ejemplos de casos de uso para el mercado

De acuerdo con la información de demanda y pronóstico disponible para la ciudad de San Juan de Pasto, pueden plantearse, a modo de ejemplo, los siguientes casos de uso susceptibles de ser incluidos en modelos de mercado transaccional:

- **Caso 1: Comportamiento como agregador urbano por subestación (Catambuco/Jamondino/Pasto)**. Es posible agrupar circuitos por subestación y ejecutar pronósticos de múltiples horizontes (1-24 h), con modelos basados en grafos entrenados por subestación. Como se reportó en [9], para un horizonte de 24 h, el modelo MPNNLSTM-C logró promedios de R^2 de 0,956 (Catambuco), 0,958 (Jamondino) y 0,9804 (Pasto), y se resaltó la eficiencia de que un solo modelo sea capaz de pronosticar múltiples nodos

dentro de cada subestación. Su uso en el mercado reside en que, a partir de dicha demanda agregada por subestación, se pueden simular compras y ventas locales, asignar recursos, evaluar la congestión y gestionar la carga por zona.

- **Caso 2: Comunidad energética por clúster geográfico (vecindarios energéticos)**. A nivel de usuarios, se pueden construir grafos por proximidad e identificar relaciones topológicas útiles para agrupar participantes. En [23] se hace explícito que la capacidad de capturar dinámicas entre distintos tipos de usuarios permite planificar e incluir conceptos de comunidades energéticas y energía transactiva. Su uso en el mercado implica que se pueden evaluar escenarios de intercambio de excedentes, de coordinación de prosumidores y de reparto de beneficios y costos, todo ello respaldado por pronósticos localizados.
- **Caso 3: Operación con datos faltantes (modo contingencia)**. Es posible seguir la metodología propuesta en [9], donde se ejecuta un proceso para afrontar datos faltantes en dos fases: (i) entrenar modelos con datos reales de una subestación que tiene registros completos, a fin de generar datos sintéticos que permitan llenar vacíos por fallas, y (ii) reentrenar los modelos con el conjunto de datos ya completado para obtener un pronóstico robusto. En el mercado, esta estrategia resulta útil cuando, si bien el estado del dato es incompleto, se requiere continuar con el pronóstico, siempre que se etiquete el riesgo asociado y se ajusten las reglas de decisión. Cabe mencionar que los modelos temporales rinden bien con datos limpios o sintéticos, pero su desempeño se deteriora ante la variabilidad real; en cambio, los modelos basados en grafos integran lo espacial y mejoran la predicción. El uso de conjuntos de datos de mayor tamaño (incluyendo datos sintéticos) robustece el entrenamiento, especialmente en horizontes largos.

1.6. Conclusiones

Los resultados de la investigación consolidan la idea fundamental de que la demanda eléctrica en ciudades, como el caso de San Juan de Pasto, no debe

modelarse únicamente como una serie histórica, ya que su variabilidad y dependencia espacial contienen información crítica para operar y comercializar energía en esquemas modernos. Se destaca el aporte principal, de tipo científico y técnico, que consistió en integrar el conjunto de datos disponible, estructurado en un SIG, para producir grafos que alimentan modelos de pronóstico del *Machine Learning*. De esta manera, tal como se muestra en [4], se permite predecir la demanda en múltiples ubicaciones y habilitar un análisis más preciso, orientado a una toma de decisiones más fundamentada. Esta base, consolidada en la investigación sobre la demanda mediante modelos espacio-temporales, es compatible con los objetivos que se persiguen en la transición energética y con el diseño futuro de comunidades energéticas y esquemas de energía transactiva. En cuanto a la incorporación de grafos en el pronóstico de la demanda, se concluye que, al incluir pesos de aristas asociados a la distancia, se obtienen modelos más precisos en todos los horizontes de tiempo. Además, los modelos MPNNLSTM y GCLSTM explican mejor las variaciones del conjunto de datos en comparación con el modelo de línea base CNNLSTM.

Asimismo, a nivel de red urbana y ante fallas en la medición, se logró abordar la predicción por circuitos y subestaciones, así como el uso controlado de datos sintéticos para completar conjuntos de datos que permiten sostener la operación incluso en presencia de discontinuidades, siempre que se mantenga la consistencia estructural y estadística. Por otra parte, el uso de grafos adaptativos, cuya topología se optimiza con respecto al coeficiente R^2 a través de una evolución automática mediante el algoritmo genético GA y KNN, permite mejorar el pronóstico, logrando en promedio un valor de R^2 de 0,834 y ganancia frente al grafo de tipo estático.

Finalmente, se aclara que el alcance de los resultados obtenidos está sujeto a la cantidad de datos de consumo disponibles para el caso de estudio del área urbana de San Juan de Pasto, a saber, la información de 20 circuitos de las tres subestaciones de la ciudad, que cuentan únicamente con 152 medidores inteligentes de usuarios, lo que representa aproximadamente el 3 % de usuarios urbanos. No obstante, esta limitación no restringe la aplicabilidad de los modelos en otros escenarios con mayor disponibilidad de datos o en futuras expansiones en la medición inteligente de la ciudad.

Referencias

[1] Gobernación de Nariño, "Plan de Desarrollo Departamental 2024-2027: Nariño, región país para el mundo." https://plandedesarrollo.narino.gov.co/wp-content/uploads/2025/06/plan_de_desarrollo_narino_region_pais_ para_el_mundo_204-2027-1.pdf, 2025. Accedido el 2 de enero de 2026.

[2] Alcaldía de Pasto, "Plan de Desarrollo Municipal 2024-2027: Pasto competitivo, sostenible y seguro." https://concejodepasto.gov.co/wp-content/uploads/2024/05/1.-PLAN-MUNICIPAL-DE-DESARROLLO-2024-%E2%80%93-2027-N.pdf, 2025. Accedido el 2 de enero de 2026.

[3] Secretaría de Ambiente y Desarrollo Sostenible - Gobernación de Nariño, "Plan integral de gestión de cambio climático territorial de Nariño (PIGCCT-Nariño)." https://2020-2023.narino.gov.co/wp-content/uploads/Diagramacion_pigcct-Fondo-Accion-y-Gobernacion.pdf, 2019. Accedido el 2 de enero de 2026.

[4] E. S. Fajardo-Barco and W. Achicanoy-Martínez, "Graph neural network method for integrating spatial-temporal data in electricity demand forecasting," in *2024 IEEE URUCON*, pp. 1–5, 2024.

[5] W. Kong, Z. Y. Dong, Y. Jia, D. J. Hill, Y. Xu, and Y. Zhang, "Short-term residential load forecasting based on LSTM recurrent neural network," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 10, no. 1, pp. 841–851, 2019.

[6] J. Chen, X. Wang, and X. Xu, "GC-LSTM: graph convolution embedded LSTM for dynamic network link prediction," *Applied Intelligence*, vol. 52, no. 7, p. 7513–7528, 2022.

[7] J. Gilmer, S. S. Schoenholz, P. F. Riley, O. Vinyals, and G. E. Dahl, "Neural message passing for quantum chemistry," in *International Conference on Machine Learning*, pp. 1263–1272, 2017.

[8] ASC Ingeniería S.A. E.S.P., "ASC INGENIERIA SA ESP - Somos una empresa nariñense." https://ascingenieriasaesp.com/, 2025. Accedido el 2 de enero de 2026.

[9] E. S. Fajardo-Barco and W. O. Achicanoy-Martinez, "Electricity demand forecasting in distribution circuits with incomplete data and differentiated demand profiles using spatiotemporal graph neural networks," in *2025 IEEE 7th Colombian Conference on Automatic Control (CCAC)*, pp. 1–6, 2025.

[10] CEDENAR, "Centrales Eléctrica de Nariño S.A. E.S.P." https://www.cedenar.com.co/, 2024. Accedido el 2 de enero de 2026.

[11] E. S. Fajardo-Barco and W. O. Achicanoy-Martinez, "Redes neuronales de grafos y algoritmos evolutivos aplicados al pronóstico de demanda eléctrica." Enviado para publicación, 2025.

[12] B. Biswal, S. Deb, S. Datta, T. S. Ustun, and U. Cali, "Review on smart grid load forecasting for smart energy management using machine learning and deep learning techniques," *Energy Reports*, vol. 12, pp. 3654–3670, 2024.

[13] R. Hachache, M. Labrahmi, A. Grilo, A. Chaoub, R. Bennani, A. Tamtaoui, and B. Lakssir, "Energy load forecasting techniques in smart grids: A cross-country comparative analysis," *Energies*, vol. 17, no. 10, p. 2251, 2024.

[14] M. Hasan, Z. Mifta, S. J. Papiya, P. Roy, P. Dey, N. A. Salsabil, N.-U.-R. Chowdhury, and O. Farrok, "A state-of-the-art comparative review of load forecasting methods: Characteristics, perspectives, and applications," *Energy Conversion and Management: X*, vol. 26, p. 100922, 2025.

[15] C. Pape, "The impact of intraday markets on the market value of flexibility - decomposing effects on profile and the imbalance costs," *Energy Economics*, vol. 76, pp. 186–201, 2018.

[16] R. Bruneel, M. Schuurmans, and P. Patrinos, "Optimal intraday power trading for single-price balancing markets: An adaptive risk-averse strategy using mixture models," *Applied Energy*, vol. 389, p. 125754, 2025.

[17] L. Herrera-Mejía, C. D. Hoyos, D. L. Rotta, Y. Mejía, and J. Castillo, "Forecasting day-ahead hydropower bids in the colombian electricity market: A two-stage machine learning framework," *Smart Energy*, vol. 21, p. 100221, 2026.

[18] SEPAL, "Empresa de Servicio Público de Alumbrado de Pasto S.A.." https://www.sepal.gov.co/, 2026. Accedido el 2 de enero de 2026.

[19] Gobierno de Colombia, "Instituto Geográfico Agustín Codazzi." https://www.igac.gov.co/, 2021. Accedido el 2 de enero de 2026.

[20] Gobierno de Colombia, "Infraestructura Colombiana de datos espaciales." https://www.icde.gov.co/en, 2021. Accedido el 2 de enero de 2026.

[21] OpenStreetMap, "OpenStreetMap." https://www.openstreetmap.org/, 2026. Accedido el 2 de enero de 2026.

[22] Cámara de Comercio de Pasto, "Boletín estadístico: Movimiento del registro público de la Cámara de Comercio de Pasto, 2020." https://ccpasto.org.co/wp-content/uploads/2022/06/BOLETIN-ESTADISTICO-2020.pdf, 2021. Accedido el 4 de enero de 2026.

[23] E. S. Fajardo-Barco and W. O. Achicanoy-Martinez, "Desarrollo e implementación de un modelo de predicción de demanda de energía eléctrica implementando redes neuronales de grafos basado en datos espaciotemporales," tesis de maestría, Universidad de Nariño, 2025. Manuscrito no publicado.

[24] W. Kong, Z. Y. Dong, D. J. Hill, F. Luo, and Y. Xu, "Short-Term Residential Load Forecasting Based on Resident Behaviour Learning," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 33, no. 1, pp. 1087–1088, 2018.

[25] M. Abumohsen, A. Y. Owda, and M. Owda, "Electrical load forecasting using LSTM, GRU, and RNN algorithms," *Energies*, vol. 16, no. 5, p. 2283, 2023.

[26] A. Longa, V. Lachi, G. Santin, M. Bianchini, B. Lepri, P. Lio, F. Scarselli, and A. Passerini, "Graph neural networks for temporal graphs: State of the art, open challenges, and opportunities," *arXiv preprint arXiv:2302.01018*, pp. 1–21, 2023.

[27] G. Panagopoulos, G. Nikolentzos, and M. Vazirgiannis, "Transfer Graph Neural Networks for Pandemic Forecasting," *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, vol. 35, no. 6, pp. 4838–4845, 2021.

Capítulo 2
DISEÑO DE ESTRATEGIAS DE GESTIÓN ENERGÉTICA PARA UNA PLANTA DE ENERGÍA VIRTUAL (VPP) CON INTEGRACIÓN DE FUENTES NO CONVENCIONALES

Cristhian E. Medina y Javier Revelo Fuelagán

*Contacto: Cristhian E. Medina; cristhianmedina@udenar.edu.co

Resumen: La creciente incorporación de energías renovables no convencionales incrementa la incertidumbre en la operación de los sistemas eléctricos. En este contexto, las plantas de energía virtual (VPP) emergen como una solución para coordinar recursos energéticos distribuidos, optimizando su desempeño técnico y económico y facilitando su participación en los mercados. Este capítulo presenta un modelo de optimización para la gestión de una VPP, que incorpora restricciones técnicas de generación, almacenamiento, demanda y red, junto con un flujo de potencia DC. Para reducir la incertidumbre, se integran pronósticos basados en aprendizaje profundo aplicados a generación renovable, demanda y precios. El modelo se valida en una red de 5 nodos y en la red IEEE de 33 nodos, con horizonte de 24 horas. Los resultados muestran mejoras técnicas y económicas: reducción de pérdidas, optimización de flujos en líneas críticas, mejora de perfiles de tensión y aumento de beneficios económicos. Se concluye que las VPP constituyen una herramienta clave para fortalecer la estabilidad, flexibilidad y rentabilidad de las redes de distribución con alta penetración de energías renovables.

Palabras clave: Planta de energía virtual, recursos energéticos distribuidos, optimización energética, redes de distribución inteligentes, respuesta de la demanda.

2.1. Introducción

En la actualidad, el incremento sostenido en la demanda energética, asociado al crecimiento demográfico global, ha provocado un aumento significativo en las emisiones de gases de efecto invernadero, acelerando así el cambio climático. Esta situación impulsa la necesidad de replantear los paradigmas tradicionales de producción de electricidad y fomenta la integración de fuentes renovables no convencionales, así como de tecnologías de generación distribuida.

La incorporación masiva de recursos como la energía solar y eólica plantea desafíos relevantes debido a su naturaleza intermitente y a la incertidumbre inherente en su predicción. Dichas características dificultan el balance entre generación y demanda, incrementan los costos de operación y comprometen la confiabilidad de los sistemas eléctricos. Frente a este escenario, se requieren estrategias avanzadas de gestión capaces de optimizar el uso de los recursos energéticos disponibles. En este contexto, las comunidades energéticas constituyen un mecanismo que favorece la participación activa de consumidores y prosumidores y el aprovechamiento coordinado de recursos distribuidos. Su implementación requiere esquemas que definan las condiciones para compartir infraestructura de consumo, autoconsumo y almacenamiento [1]. Las plantas de energía virtual (VPP) proporcionan un marco tecnológico para coordinar estos recursos y facilitar su interacción con la red y el mercado eléctrico [2].

Las VPP se han consolidado como una solución innovadora para coordinar y gestionar unidades de generación distribuida, sistemas de almacenamiento y cargas flexibles, que operan de forma conjunta como una entidad integrada. De esta manera, una VPP no solo optimiza la operación técnica de la red, sino que también puede participar en los mercados de electricidad como un agente comercial, gracias a sus aportes de flexibilidad, resiliencia y valor económico al sistema. Aunque son varias las investigaciones internacionales que evidencian el potencial de las VPP para mejorar la integración de fuentes renovables, incrementar la eficiencia operativa y ofrecer servicios auxiliares a la red [3, 4, 5], aún persisten desafíos vinculados con la variabilidad de la generación, incertidumbre en la demanda y volatilidad de los precios del mercado. Tales

retos exigen desarrollar modelos de predicción y estrategias de optimización más robustas que fortalezcan su gestión.

En este capítulo se presentan los resultados del diseño de una estrategia de gestión energética para una VPP que integra generación distribuida a partir de fuentes renovables no convencionales, e incorpora recursos de almacenamiento y mecanismos de respuesta de la demanda. El modelo considera tanto aspectos técnicos como económicos, así como las incertidumbres asociadas a la operación de la VPP, con el objetivo de maximizar su eficiencia y confiabilidad. El resto del capítulo se organiza de la siguiente manera: la Sección 2.2 presenta el concepto y los desarrollos de VPP; la Sección 2.3 describe la estrategia de gestión de la VPP; la Sección 2.4 expone los resultados y su discusión; finalmente, la Sección 2.5 recoge las conclusiones y sugiere líneas futuras de investigación.

2.2. Plantas de energía virtual

Las VPP se han convertido en una estrategia para integrar recursos energéticos distribuidos, sistemas de almacenamiento y mecanismos de respuesta de la demanda en un esquema coordinado. La literatura especializada ha abordado el concepto de VPP desde múltiples perspectivas, incluyendo sus definiciones y arquitecturas, técnicas de pronóstico, manejo de la incertidumbre y modelos de optimización para su operación. En [3] se define la VPP como la agregación de generación distribuida, sistemas de almacenamiento y cargas controlables, coordinados y optimizados para operar como una unidad despachable en el sistema eléctrico y como un agente activo en los mercados de energía. De manera complementaria, en [4, 5] se recopilan múltiples definiciones que resaltan la capacidad de las VPP para integrar recursos heterogéneos y ofrecer beneficios tanto técnicos como económicos. En la Figura 2.1 se presenta el esquema general de una VPP, con sus principales componentes.

El objetivo central de una VPP es optimizar y gestionar la energía de los sistemas de generación, almacenamiento y demanda eléctrica. Para lograrlo, se busca minimizar pérdidas y costos de operación, maximizar los beneficios económicos y garantizar el cumplimiento de la demanda. El desarrollo de estos

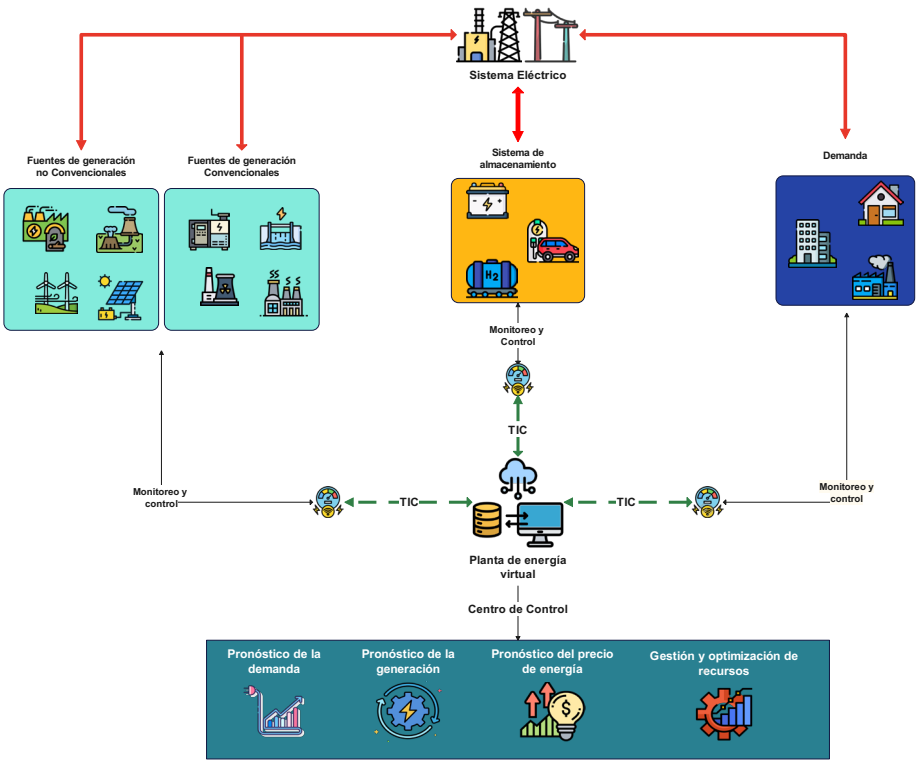


Figura 2.1: Esquema general de un modelo de VPP

modelos de gestión se fundamenta en problemas de despacho de energía, tanto técnicos como económicos, bajo diferentes estructuras de mercado. Asimismo, se orienta a reducir los errores de la predicción en la generación, así como las penalizaciones económicas derivadas de dichas desviaciones. Una característica distintiva de las VPP es su capacidad de participar directamente en los mercados eléctricos, ya que actúa como un agente competitivo capaz de proporcionar servicios de flexibilidad y soporte [6, 7].

El potencial de las VPP que integran recursos energéticos distribuidos (DER) se evidencia en múltiples proyectos implementados en diferentes regiones del mundo. En [3, 4, 5] se revisan experiencias prácticas que muestran cómo las VPP representan una alternativa viable para integrar los DER al

sistema eléctrico y contribuyen a los procesos de transición energética, específicamente, prestan servicios de flexibilidad y mejoran la estabilidad de la red. Al respecto, la Tabla 2.1 presenta algunas de las iniciativas más relevantes a nivel internacional sobre VPP.

2.2.1. Modelos de optimización VPP

En la literatura se observa un creciente interés en el desarrollo de modelos matemáticos de optimización aplicados a las VPP. Estos modelos han adoptado distintas formulaciones, como programación lineal entera mixta (MILP), programación estocástica, optimización robusta y enfoques multiobjetivo. De acuerdo con [8], el enfoque MILP ha demostrado ser eficaz para mejorar la confiabilidad y reducir los costos de operación tanto en escenarios conectados a red como en operación aislada.

Por su parte, los modelos estocásticos han sido propuestos para abordar de manera explícita la incertidumbre en la generación renovable, la demanda y los precios de la energía. En [9] se presenta un esquema de programación adaptativa que considera incertidumbres exógenas (como la generación eólica) y endógenas (como la asignación de reservas en tiempo real), logrando formular estrategias de participación más resilientes en mercados eléctricos. De manera similar, [10] introduce un enfoque estocástico para cuantificar la flexibilidad de la VPP bajo escenarios de variabilidad en los recursos distribuidos.

Ahora bien, los modelos de múltiples etapas permiten integrar decisiones a diferentes horizontes, como el despacho día anterior, intradía y en tiempo real. En [11] se propone un modelo de optimización en tres etapas con integración de almacenamiento, que reduce las desviaciones entre las ofertas programadas y la operación real, mejorando así la fiabilidad y los ingresos de la VPP. Otros autores, como [12], plantean estrategias que maximizan los beneficios de la VPP al considerar simultáneamente las restricciones técnicas y las condiciones dinámicas del mercado de energía.

Tabla 2.1: Proyectos VPP desarrollados a nivel mundial

Entidad	**País**	**Año**	**Tipo de DER**	**Características**
FENIX	Reino Unido, Francia, España	2005–2009	μCHP, PV, Energía eólica	▪ Integración de los DER y maximización de su aporte al sistema eléctrico. ▪ Implementación de una VPP y gestión descentralizada. ▪ Pruebas realizadas en redes de distribución reales en España y Reino Unido.
Edison Project	Isla de Bornholm, Dinamarca	2009–2012	Vehículos eléctricos	▪ Evaluación del impacto de la gestión inteligente en la descarga de vehículos eléctricos. ▪ Evaluación en un sistema con alta penetración de energía eólica. ▪ Gestión de los DER a través de una VPP.
PowerShift Atlantic	Canadá	2010–2015	Energía eólica	▪ Implantación de una VPP para integrar de forma efectiva la energía eólica. ▪ Determinación del control de la demanda como alternativa económica y eficaz de servicio complementario. ▪ Operación con 1400 clientes interconectados y demandas del orden de 17,3 MW.
WEB2 ENERGY	Alemania	2010–2015	CHP, PV, Energía eólica, Energía de biogás, Energía hidroeléctrica	▪ Implementación y prueba de los tres pilares de la "Distribución Inteligente": medición inteligente, gestión inteligente de energía y automatización. ▪ Demostración de la compensación de desviaciones de las energías renovables mediante la incorporación de generadores convencionales y almacenamiento.
Smartpool	Alemania	2015	–	▪ Desarrollo de una VPP por la empresa Next Kraftwerke, que combina la flexibilidad de productores y consumidores de energía. ▪ Utilización de la potencia adicional para equilibrar las fluctuaciones de la red. ▪ "Next Pool VPP" gestiona más de 2900 unidades de producción y consumo de mediana y pequeña escala (1,9 GW).
Shanghai Huangpu District VPP project	China	2016	Energía eólica, PV, Sistema de almacenamiento en baterías	▪ Implantación de una VPP para la gestión inteligente de la energía en edificios comerciales. ▪ Gestión de sistemas de almacenamiento de energía en coordinación con la red de distribución.

La literatura también ha explorado la integración de la respuesta de la demanda mediante formulaciones basadas en teoría de juegos. Por ejemplo, en [13] se presenta un modelo de optimización rodante sustentado en un juego de Stackelberg, que incorpora elasticidad de la demanda y permite a la VPP equilibrar de forma dinámica sus ingresos y costos. Estos enfoques enriquecen el marco de operación de las VPP al incluir no solo el lado de la oferta, sino también la interacción activa de los consumidores.

2.2.2. Pronóstico en entornos VPP

El sistema eléctrico debe garantizar un suministro continuo, seguro y confiable, capaz de adaptarse a las variaciones de la demanda. Dado que su respuesta no es instantánea, se requieren estimaciones precisas que permitan planificar acciones adecuadas para asegurar la prestación eficiente del servicio.

El pronóstico de la demanda, la generación y los precios de la energía constituye un insumo fundamental en los procesos de gestión y optimización de las VPP. La precisión de estas predicciones determina en gran medida la calidad de las soluciones, por lo que la incertidumbre debe ser considerada de manera explícita en la formulación de los problemas de optimización [14]. En particular, la generación de una VPP se encuentra condicionada por la variabilidad de las fuentes renovables, como la solar y la eólica, cuya producción depende de condiciones meteorológicas caracterizadas por un alto grado de incertidumbre. La demanda, por su parte, sigue patrones complejos influenciados por el comportamiento de los usuarios, la estacionalidad, el clima y factores económicos. Finalmente, los precios de la energía en los mercados son altamente dinámicos y reflejan la interacción entre la oferta y la demanda, así como los costos de producción. Esta variabilidad introduce riesgos que afectan la rentabilidad de la VPP y condicionan las decisiones estratégicas sobre cuándo y cómo utilizar los recursos energéticos. Por lo tanto, se hace indispensable mejorar la calidad de los modelos y las técnicas de predicción con el fin de mitigar el efecto de estos parámetros inciertos en la optimización.

La predicción energética se ha desarrollado a través de múltiples enfoques, cuyo desempeño depende tanto del recurso energético como del horizonte tem-

poral [15]. En la literatura se distinguen cuatro categorías principales: muy corto plazo, corto plazo, mediano plazo y largo plazo [16, 17]. Cada horizonte cumple un propósito específico, que va desde la operación en tiempo real hasta la planificación estratégica de largo alcance. En este sentido, [18] presenta resultados relacionados con el procesamiento de datos en una VPP, que incluyen la detección de valores atípicos y faltantes, así como un pronóstico a corto plazo en la generación fotovoltaica. Del mismo modo, la expansión de los medidores inteligentes ha permitido un seguimiento más detallado del consumo de los usuarios mediante la integración de pronósticos a corto plazo. En esta línea, [19] propone un modelo de predicción a corto plazo en una VPP basado en redes neuronales artificiales, con lo cual presenta mejoras en la precisión frente a modelos tradicionales.

Los modelos estadísticos han sido ampliamente utilizados en la predicción energética, ya que proporcionan una representación matemática estructurada de los procesos de generación de datos. No obstante, presentan limitaciones para capturar patrones no lineales, lo que en ocasiones deriva en tiempos de procesamiento elevados y resultados de menor precisión. Al respecto, en [20] se plantean diferentes modelos de pronóstico aplicados a combustibles fósiles, los cuales consideran diversas fuentes de energía. En el ámbito de la predicción eólica, [21] y [22] desarrollan modelos basados en técnicas de Media Móvil Integrada Autorregresiva (ARIMA), aplicadas a horizontes ultracortos, cortos, medianos y largos. Aunque estos enfoques han mostrado un desempeño aceptable en escenarios estables, su aplicabilidad se ve reducida en contextos caracterizados por alta variabilidad e incertidumbre.

Como alternativa, las técnicas de aprendizaje automático e inteligencia artificial han mostrado una mayor capacidad de adaptación a la complejidad de los sistemas eléctricos modernos. Métodos como las redes neuronales recurrentes (RNN), las redes convolucionales (CNN) y los modelos híbridos CNN-LSTM se han aplicado con éxito en la predicción energética, destacándose especialmente en pronósticos de corto plazo. En particular, las arquitecturas basadas en LSTM han demostrado ser efectivas para capturar dependencias temporales en las series de datos [23]. Asimismo, [24] propone un modelo híbrido CNN-LSTM aplicado a la generación fotovoltaica, con el cual muestra que la combinación

de patrones espaciales y temporales mejora la precisión frente a modelos convencionales. En [14] se presenta un análisis de modelos de predicción basados en redes neuronales con memoria a corto plazo, confirmando su relevancia en la operación de las VPP.

La estrategia desarrollada en este capítulo toma como punto de partida el modelo de gestión energética para una VPP presentado previamente en [2]. A partir de dicha formulación, se amplía el alcance del problema mediante la incorporación de nuevos recursos y condiciones de operación, incluyendo generación convencional, respuesta de la demanda y el uso de pronósticos para representar la variabilidad de la generación renovable, la demanda y el precio de la energía. Asimismo, se consideran las restricciones técnicas de la red eléctrica y se extiende el análisis a escenarios de mayor complejidad, con el propósito de evaluar el desempeño técnico y económico de la VPP.

2.3. Estrategia de gestión de energía para una VPP

La gestión energética de una VPP requiere coordinar recursos con características técnicas y económicas diferentes, respetando simultáneamente las restricciones impuestas por la red de distribución. A esta complejidad se añade la incertidumbre asociada a variables como la disponibilidad de las fuentes renovables, el comportamiento de la demanda y la evolución de los precios del mercado. En la estrategia propuesta, estas variables se incorporan mediante información pronosticada, a partir de la cual se determina la programación de los recursos y los intercambios de energía con el mercado, buscando maximizar el beneficio económico sin comprometer las condiciones técnicas de operación.

Para implementar la estrategia de gestión, cada recurso de la VPP se representa mediante un conjunto de variables y restricciones que describen su comportamiento durante el horizonte de operación. La formulación parte del esquema desarrollado previamente en [2] y se amplía en este capítulo para incorporar los diferentes componentes considerados en el problema. La Figura 2.2 resume el procedimiento propuesto, desde la incorporación de los datos de entrada y los pronósticos hasta la optimización y obtención de las variables

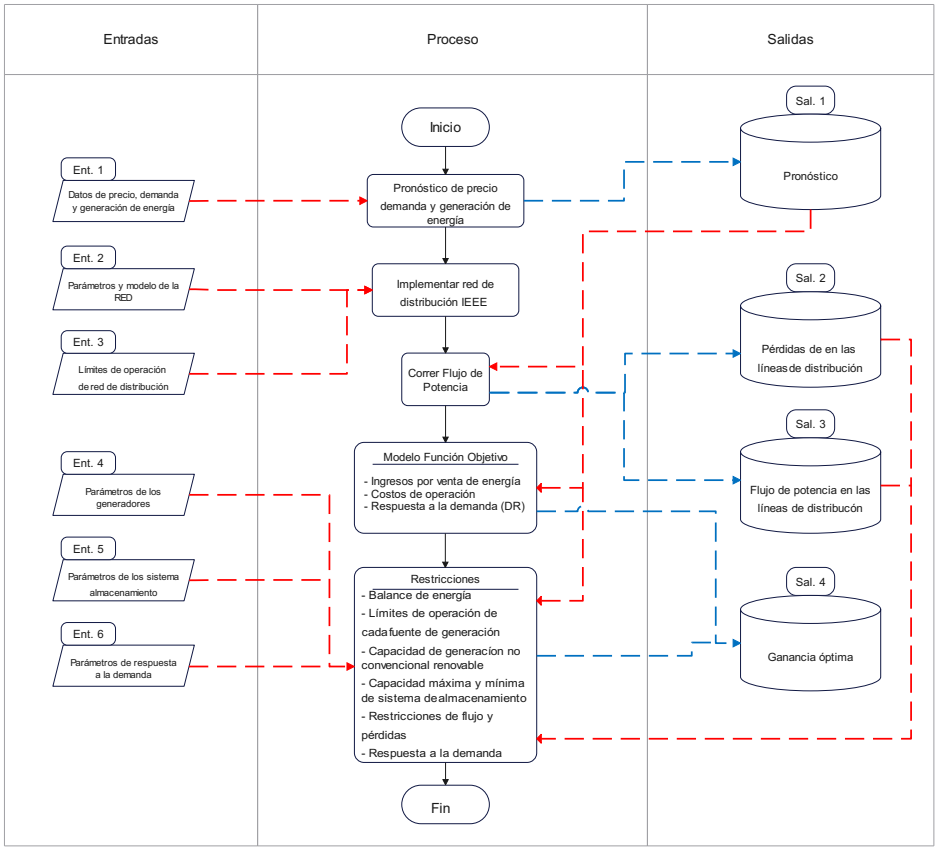


Figura 2.2: Diagrama de flujo de la estrategia de gestión

de salida. A continuación, se presentan la función objetivo y las restricciones asociadas a la generación, la demanda, el almacenamiento y la operación de la red eléctrica.

2.3.1. Función objetivo

La formulación económica de la VPP se orienta a determinar la programación de los recursos que produce el mayor beneficio durante el horizonte de operación. Para ello se consideran los intercambios de energía con el mercado

y la atención de la demanda, de acuerdo con la estructura de optimización presentada previamente por los autores en [2]. En el presente capítulo esta formulación se integra con las restricciones y componentes adicionales descritos en las siguientes subsecciones. La función objetivo se expresa como:

$$\max_{\phi} \sum_{t\in\Omega^T} \left[\lambda_t^M P_t^M \Delta t + \sum_{d\in\Omega^D} U_{dt}^D P_{dt}^D \Delta t \right], \tag{2.1}$$

$$\underline{P}^M \leq P_t^M \leq \overline{P}^M. \tag{2.2}$$

2.3.2. Restricciones de la demanda

La demanda se representa como un recurso con capacidad de modificar temporalmente parte de su consumo dentro de determinados límites operativos. Esta flexibilidad permite redistribuir energía entre periodos de acuerdo con las condiciones técnicas de la VPP y las señales económicas del mercado. La representación adoptada se basa en el modelo descrito en [25] y utilizado previamente por los autores en [2], considerando límites de potencia, restricciones de variación entre periodos y un requerimiento mínimo de energía. Un modelo para demandas flexibles comprende las siguientes expresiones matemáticas:

$$\underline{P}_{dt}^D \leq P_{dt}^D \leq \overline{P}_{dt}^D, \tag{2.3}$$

$$P_{dt}^D - P_{d(t-1)}^D \leq R_d^{D,U} \Delta t, \tag{2.4}$$

$$P_{d(t-1)}^D - P_{dt}^D \leq R_d^{D,D} \Delta t, \tag{2.5}$$

$$\sum_{t\in\Omega^T} P_{dt}^D \Delta t \geq \underline{E}_d^D, \tag{2.6}$$

$$\forall d \in \Omega^D \quad , \quad \forall d \in \Omega^D.$$

La restricción (2.3) establece el intervalo de potencia permitido para cada demanda. Las expresiones (2.4) y (2.5) controlan los incrementos y reducciones del consumo entre periodos consecutivos, mientras que (2.6) garantiza que la energía suministrada a cada demanda durante el horizonte de planificación cumpla con el requerimiento mínimo establecido.

2.3.3. Restricciones de una planta de energía convencional

Las centrales eléctricas convencionales, como las turbinas de gas de ciclo combinado (CCGT), las plantas nucleares o las centrales a carbón, también pueden integrarse en las VPP [25, 26]. A continuación, se presenta el modelo correspondiente para este tipo de unidades de generación convencional:

$$u_{ct}^{C} - u_{c(t-1)}^{C} = v_{ct}^{C,SU} - v_{ct}^{C,SD}, \tag{2.7}$$

$$v_{ct}^{C,SU} + v_{ct}^{C,SD} \leq 1, \tag{2.8}$$

$$\underline{P}_{c}^{C} u_{ct}^{C} \leq P_{c}^{C} \leq \overline{P}_{c}^{C} u_{ct}^{C}, \tag{2.9}$$

$$P_{ct}^{C} - P_{c(t-1)}^{C} \leq (R_{c}^{C,U} u_{c(t-1)}^{C} + R_{c}^{C,SU} v_{ct}^{C,SU})\Delta t, \tag{2.10}$$

$$P_{c(t-1)}^{C} - P_{ct}^{C} \leq (R_{c}^{C,D} u_{ct}^{C} + R_{c}^{C,SD} v_{ct}^{C,SD})\Delta t, \tag{2.11}$$

$$u_{ct}^{C}, v_{ct}^{C,SD}, v_{ct}^{C,SU} \in \{0,1\} \quad , \quad \forall c \in \Omega^{C} \quad , \quad \forall t \in \Omega^{T}.$$

Las ecuaciones (2.7) y (2.8) son utilizadas para representar los estados de generación (ON/OFF), el apagado y el encendido de plantas eléctricas convencionales en un horizonte de planificación determinado, respectivamente. Las ecuaciones (2.9) imponen límites a la producción de energía de las centrales eléctricas convencionales. Finalmente, las ecuaciones (2.10) y (2.11) limitan la variación en la producción de energía de las plantas eléctricas convencionales en dos periodos de tiempo consecutivos en función de sus capacidades de aumento y disminución, respectivamente.

2.3.4. Restricciones de las unidades de generación de energía renovable

En las VPP también pueden participar sistemas de generación de energía renovable que tienen un comportamiento estocástico, como las unidades de energía solar y eólica [25, 26]. El comportamiento de estas unidades de generación se representa mediante la siguiente formulación matemática:

$$
\begin{aligned}
&0 \leq P_{rt}^{R} \leq \overline{P}_{rt}^{R}, \\
&\forall r \in \Omega^{R} \quad , \quad \forall t \in \Omega^{T}.
\end{aligned}
\tag{2.12}
$$

La ecuación (2.12) define los límites de generación de las unidades renovables estocásticas. A diferencia de las plantas convencionales (ecuación (2.9)), su producción está condicionada por la disponibilidad del recurso, que fluctúa temporalmente según variables meteorológicas como la irradiación solar y la velocidad del viento.

2.3.5. Restricciones de las unidades de almacenamiento de energía

Los sistemas de almacenamiento proporcionan flexibilidad temporal a la VPP, ya que permiten desacoplar el momento en que la energía se encuentra disponible del momento en que resulta conveniente utilizarla. Su operación se representa mediante variables de carga y descarga, un balance energético temporal y límites asociados a la capacidad del dispositivo. La formulación se fundamenta en [25] y corresponde a una extensión del esquema utilizado previamente en [2]. El modelo se define mediante las siguientes expresiones matemáticas:

$$0 \leq P_{st}^{S,C} \leq \overline{P}_{st}^{S,C} u_{st}^{S}, \tag{2.13}$$

$$0 \leq P_{st}^{S,D} \leq \overline{P}_{st}^{S,D} (1 - u_{st}^{S}), \tag{2.14}$$

$$e_{st}^{S} = e_{s(t-1)}^{S} + P_{st}^{S,C} \eta_{s}^{S,C} \Delta t - \frac{P_{st}^{S,D} \Delta t}{\eta_{s}^{S,D}}, \tag{2.15}$$

$$
\begin{aligned}
&\underline{E}_{st}^{S} \leq e_{st}^{S} \leq \overline{E}_{st}^{S}, \\
&u_{st}^{S} \in \{0,1\} \quad , \quad \forall s \in \Omega^{S} \quad , \quad \forall t \in \Omega^{T}.
\end{aligned}
\tag{2.16}
$$

Las restricciones (2.13) y (2.14) delimitan las potencias admisibles durante los procesos de carga y descarga. La ecuación (2.15) actualiza el estado energético del almacenamiento entre periodos consecutivos, incorporando las

eficiencias correspondientes a cada modo de operación. Por su parte, (2.16) mantiene la energía almacenada dentro de sus valores permitidos. Finalmente, la variable binaria define el modo de operación de la unidad de almacenamiento y evita que los procesos de carga y descarga ocurran simultáneamente.

2.3.6. Restricciones de la red eléctrica

La coordinación de los recursos de la VPP debe realizarse respetando las condiciones físicas de la red en la que se encuentran conectados. Para incorporar estas condiciones al problema de optimización se utiliza una aproximación DC del flujo de potencia, basada en [26] y empleada como parte de la formulación desarrollada previamente en [2]. Las restricciones de red se expresan como:

$$\sum_{g\in\Omega_n^G} P_{gt}^G - \sum_{l|s(l)=n} P_{lt}^L + \sum_{l|r(l)=n} P_{lt}^L = \sum_{d\in\Omega_n^D} P_{dt}^D, \tag{2.17}$$

$$P_{lt}^L = \frac{1}{X_l}(\delta_{s(l)t} - \delta_{r(l)t}), \tag{2.18}$$

$$\underline{P}_l^L \leq P_{lt}^L \leq \overline{P}_l^L, \tag{2.19}$$

$$\delta_{nt} = 0 \quad , \quad n : ref, \tag{2.20}$$

$$P_{gt}^G \in \psi_{gt}^G \quad , \quad P_{dt}^D \in \psi_{dt}^D, \tag{2.21}$$

$$\forall n \in \Omega^N \quad , \quad \forall t \in \Omega^T \quad , \quad \forall l \in \Omega^L,$$

$$\forall g \in \Omega^G \quad , \quad \forall d \in \Omega^D.$$

La restricción (2.17) establece el balance de potencia en cada nodo, relacionando las inyecciones de generación, los consumos y los intercambios a través de las líneas conectadas. La expresión (2.18) determina el flujo de potencia a partir de la diferencia angular entre los nodos extremos de cada línea, mientras que (2.19) limita dicho flujo de acuerdo con la capacidad de transmisión disponible. La ecuación (2.20) establece el nodo angular de referencia y (2.21) restringe las variables de generación y demanda a sus respectivos dominios factibles. En esta representación, los sistemas de almacenamiento actúan como fuentes cuando descargan energía y como cargas durante los periodos de carga.

2.4. Resultados y discusiones

En este estudio se emplearon diversas bases de datos para modelar con precisión la generación, la demanda y los precios de la energía. Para la generación de energía, se utilizaron datos de la plataforma Solcast, que proporcionan información de radiación solar con una granularidad de 5 minutos, desde el 1 de julio de 2023 hasta el 31 de diciembre del 2023 [27]. En cuanto a la demanda de energía, se utilizaron dos conjuntos de datos. En primer lugar, se analizaron los registros históricos de demanda activa correspondientes a 120 usuarios de la ciudad de San Juan de Pasto, suministrados por ASC Ingeniería S.A. E.S.P., con un intervalo de muestreo de 15 minutos, comprendidos entre el 1 de enero de 2020 y el 30 de junio de 2023. En segundo lugar, se emplearon datos proporcionados por la empresa CEDENAR S.A. E.S.P., que incluyen información sobre la demanda en transformadores y circuitos de la misma ciudad, con una resolución temporal de un minuto, correspondientes al periodo del 1 de julio de 2024 al 1 de noviembre de 2024. Adicionalmente, se incorporó la base de datos de precios de bolsa del mercado nacional de energía administrado por XM, operador del mercado eléctrico colombiano, la cual comprende una serie histórica desde 1995 hasta 2024, con una resolución temporal horaria. [28]. Considerando el modelo de VPP propuesto en la investigación, todos los datos se transformaron a una resolución horaria, con el fin de facilitar el análisis y la integración de los diferentes perfiles de generación, demanda y precios de energía en el modelo.

Continuando con la integración y el tratamiento horario de las bases de datos descritas, se implementó una arquitectura híbrida CNN-BLSTM para predecir la generación, demanda y precios de energía. Esta arquitectura combina las capacidades de las redes neuronales convolucionales (CNN), orientadas a la extracción automática de características locales, con las redes neuronales recurrentes de memoria a largo plazo bidireccionales (BLSTM), especializadas en el aprendizaje de dependencias temporales en secuencias. El modelo se desarrolló en Python mediante la librería TensorFlow, siguiendo un esquema secuencial que integra capas de convolución unidimensional (Conv1D) y capas BLSTM. La arquitectura inicia con una capa Conv1D compuesta por 100

filtros, seguida de una segunda capa convolucional con 80 filtros, lo que permite identificar patrones relevantes en las series temporales. Posteriormente, se incorpora una capa de *max pooling* para reducir la dimensionalidad de las secuencias y conservar las características más significativas. A continuación, se añade una capa BLSTM con 100 unidades, encargada de capturar dependencias temporales bidireccionales y mejorar la representación de relaciones complejas en los datos secuenciales. Además, se aplica la regularización L2 con el fin de mitigar el sobreajuste y favorecer la capacidad de generalización del modelo. Seguidamente, una capa de aplanado transforma la salida multidimensional en un vector unidimensional, el cual se procesa mediante una capa densa que realiza transformaciones lineales y no lineales sobre las características extraídas, para generar finalmente las predicciones del modelo, como se ilustra en las Figuras 2.3 y 2.4.

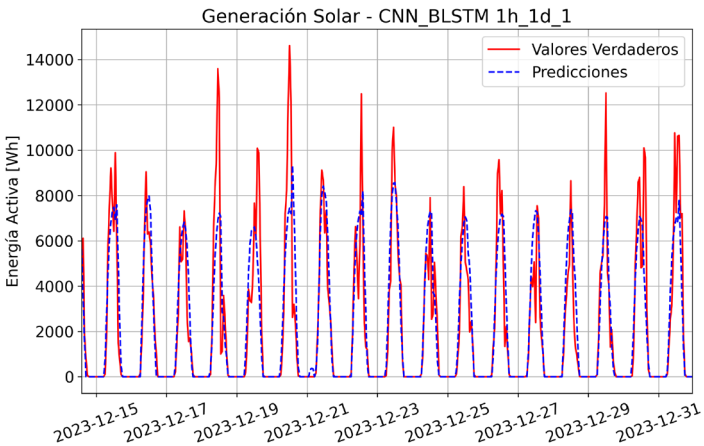


Figura 2.3: Resultado gráfico de pronóstico de generación fotovoltaica

2.4.1. Red de 5 nodos que integra modelos de pronóstico

La estrategia de gestión se evalúa inicialmente mediante una red de prueba de baja dimensión y posteriormente sobre la red IEEE de 33 nodos. El primer escenario corresponde a una ampliación del caso de validación utilizado

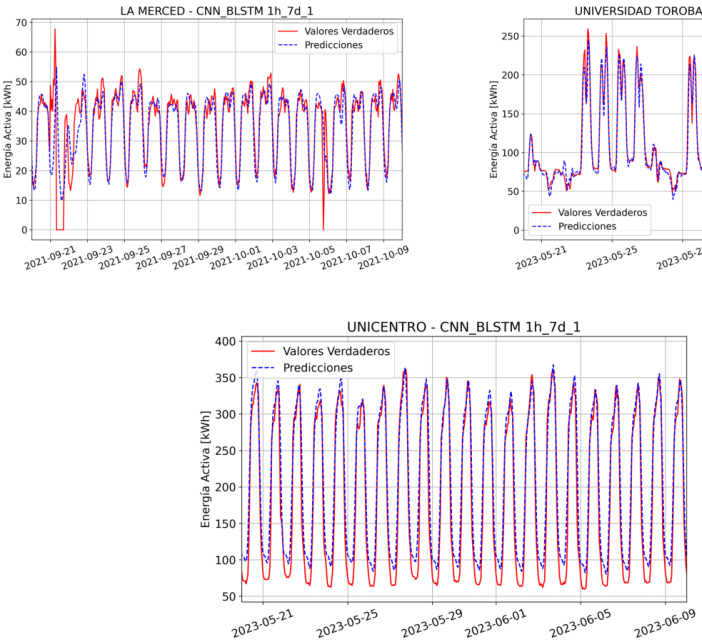


Figura 2.4: Resultados gráficos del pronóstico de demanda de energía: La Merced, UDENAR Torobajo y Unicentro

en el trabajo previo [2]. En la configuración desarrollada para este capítulo se consideran cinco nodos, tres demandas, cuatro unidades de generación renovable estocástica, una unidad convencional y dos sistemas de almacenamiento (ver Figura 2.5). Esta ampliación permite analizar la coordinación simultánea de un mayor número de recursos y estudiar el efecto de una mayor penetración renovable. Para las simulaciones se integran perfiles de precio, generación y demanda con resolución horaria dentro de un horizonte de optimización de 24 horas. Los principales parámetros técnicos utilizados se resumen en la Tabla 2.2.

Además, se incorporaron modelos avanzados de pronóstico para aumentar la precisión en la estimación tanto de la generación renovable como de la demanda de energía eléctrica, incluyendo arquitecturas basadas en LSTM y enfoques híbridos que combinan CNN con LSTM. Estos modelos fueron entre-

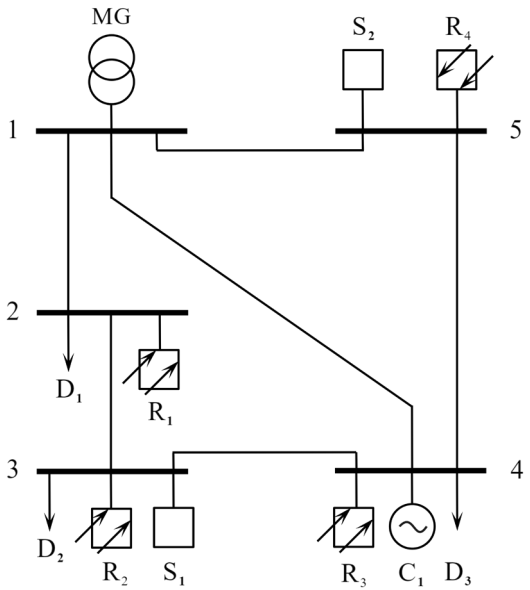


Figura 2.5: Red de 5 nodos para prueba con datos y pronósticos

nados con datos históricos de generación solar y patrones de consumo, lo que permite estimar con mayor exactitud las variaciones esperadas en generación y demanda dentro del horizonte de planificación.

2.4.1.1. Caso 1

En este escenario se estudia el impacto de los límites del mercado en los perfiles óptimos de potencia de los componentes de la VPP. Para este análisis, se estableció un rango mínimo y máximo de potencia de 1 MW para las transacciones comerciales, cuyos resultados se muestran en la Figura 2.6(a). La restricción impuesta conduce a un perfil óptimo del mercado que opera comprando y vendiendo 1 MW, lo cual permite satisfacer la demanda y generar ganancias para la VPP. Ante la imposibilidad de comprar o vender más energía de la requerida, el sistema aprovecha el almacenamiento energético, acumulando energía durante los periodos de precios más bajos, y activa la planta de

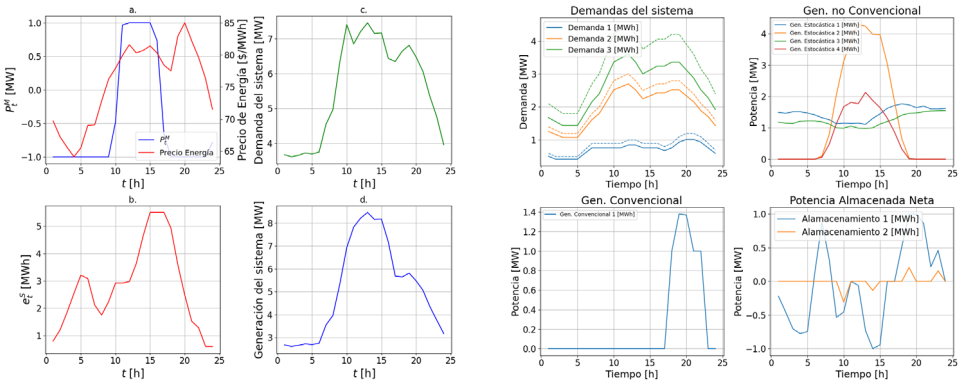
Tabla 2.2: Parámetros para la red de prueba

Parámetros	Unidad	Valores
Susceptancias de las líneas 1, 2, 3, 4, 5 y 6	S	200
Límite de potencia de las líneas 1, 2, 3, 4, 5, y 6	MW	50,
Energía mínima de las demandas 1, 2 y 3	MWh	30, 50 , 40
Límite de rampa de ascenso de las demandas 1, 2 y 3	MW	10, 15, 15
Límite de rampa de descenso de las demandas 1, 2 y 3	MW	10, 15, 15
Capacidad máxima de carga y descarga	MW	10, 10
Límite inferior y superior de la energía almacenada	MWh	5, 50
Energía inicial almacenada	MWh	5
Eficiencia de carga y descarga	–	0.9, 0.9
Potencia máxima y mínima de comercialización	MW	-100, 100
Costo de producción variable	$/MWh	45
Costo de arranque	$	5
Costo de apagado	$	5
Límite máximo de producción de potencia	MW	20
Límite mínimo de producción de potencia	MW	0
Límite de aumento gradual	MW/h	20
Límite de disminución gradual	MW/h	20
Estado inicial	–	0
Producción de energía inicial	MW	0

generación convencional para atender los picos de mayor demanda, como se observa en la Figura 2.6(b). En este escenario, el sistema alcanza una ganancia neta de $3838.8.

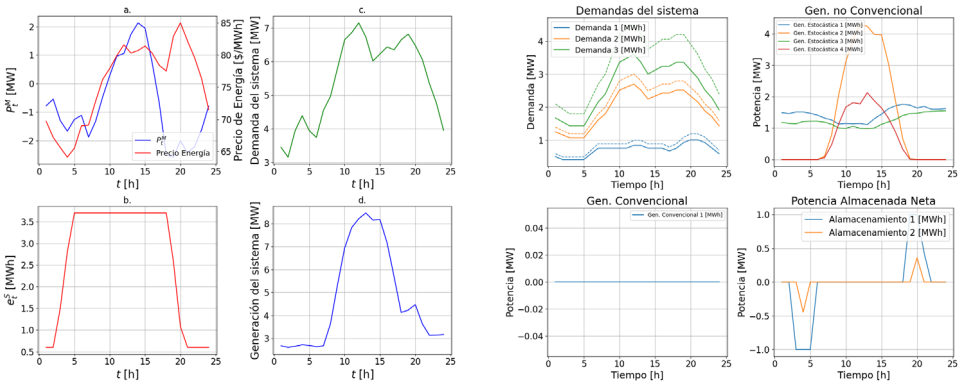
2.4.1.2. Caso 2

En este escenario, se estableció un rango mínimo y máximo de 4 MW para las transacciones comerciales, cuyos resultados se presentan en la Figura 2.7(a). Al contar con una mayor capacidad de compra y venta, el sistema de almacenamiento maximiza su utilidad al almacenar grandes cantidades de energía durante los periodos de precios bajos y descargarla estratégicamente para suplir la demanda cuando las unidades generadoras no son suficientes. Este comportamiento optimizado permite al sistema responder a las variaciones de la demanda sin incurrir en costos adicionales. Además, se observa que la planta de energía convencional no se activa en ningún momento del periodo analizado, lo que elimina sus costos operativos, como se evidencia en la Figura 2.7(b). Esto resalta la eficiencia del modelo al priorizar el uso de fuentes más económicas. En este escenario, el sistema alcanza una ganancia neta de $4263.6, superando la obtenida en el Caso 1.



(a) (b)

Figura 2.6: Perfiles óptimos para la red de 5 nodos en Caso 1: (a) perfiles óptimos de potencia y energía; (b) perfiles óptimos de demandas, unidades estocásticas, unidad de almacenamiento y potencia del mercado de energía

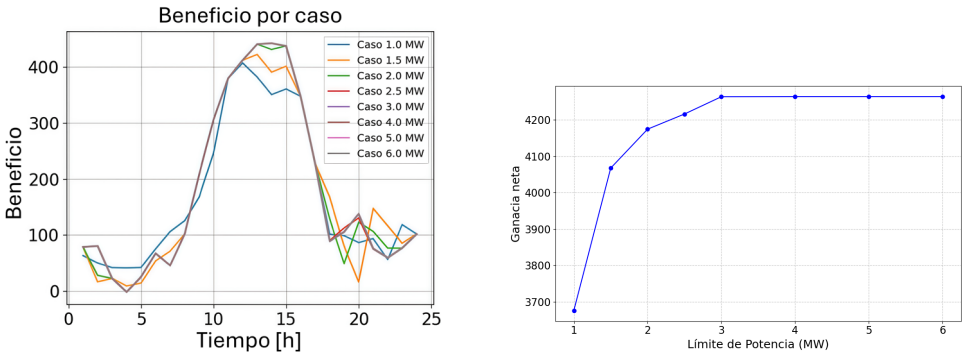


(a) (b)

Figura 2.7: Perfiles óptimos para la red de 5 nodos en el Caso 2: (a) perfiles óptimos de potencia y energía; (b) perfiles óptimos de demandas, unidades estocásticas, unidad de almacenamiento y potencia del mercado de energía

Asimismo, se realizó un análisis iterativo en el que se evaluaron diversos límites de comercialización del sistema, con lo que se obtuvieron las curvas presentadas en la Figura 2.8(a), en las cuales se aprecia las ganancias obtenidas por hora. Se observa que las mayores ganancias se alcanzan durante los periodos de mayor generación renovable, específicamente en las unidades de generación solar durante las horas del día. En este escenario, la VPP aprovecha los excedentes de energía para venderlos al mercado, con lo cual se maximizan las ganancias. Este proceso se complementa con el sistema de almacenamiento, el cual satisface la demanda en periodos de baja producción renovable y alta demanda, optimizando así la operación de la VPP.

En la Figura 2.8(b) se analiza el comportamiento de las ganancias en función de diferentes límites de comercialización de energía. Los resultados muestran que, al aumentar estos límites, las ganancias se incrementan hasta alcanzar un punto de saturación. En particular, cuando los límites de comercialización superan los 4 MW, las ganancias permanecen constantes, sin un crecimiento adicional para valores mayores. Este comportamiento podría estar relacionado con otras restricciones impuestas en el modelo, como los límites técnicos de las líneas de transmisión, lo que descarta la posibilidad de obtener mayores beneficios por encima de estos valores.



(a) (b)

Figura 2.8: Resultados económicos del sistema: (a) ganancias a través del tiempo por caso; (b) ganancia en función del límite de potencia

2.4.2. Gestión de energía de la VPP en una red IEEE 33 nodos

El modelo de optimización propuesto se implementa sobre la red de distribución IEEE de 33 nodos, una topología radial ampliamente utilizada como caso de referencia en estudios de validación de estrategias de operación y planificación de sistemas eléctricos de distribución. Esta red se caracteriza por contar con cargas distribuidas en la mayoría de sus nodos, una única fuente de alimentación en el nodo principal y parámetros eléctricos (resistencias, reactancias y demandas) documentados en la literatura [29, 30], lo que permite la comparación de resultados con otros estudios. Además, se integran distintos recursos energéticos distribuidos propios de una VPP, que incluyen generación estocástica, sistemas de almacenamiento de energía, demanda flexible y generación convencional. Estos recursos se conectan estratégicamente en nodos seleccionados de la red, de acuerdo con criterios técnicos como la ubicación de las cargas críticas, el impacto sobre los perfiles de tensión y el flujo de potencia. Esta configuración permite simular diferentes escenarios de operación y evaluar la capacidad del modelo para optimizar el uso de los recursos distribuidos en términos de reducción de pérdidas, mejora de la estabilidad de tensión y satisfacción de la demanda.

Adicionalmente, se emplea la herramienta de simulación PandaPower, una librería en Python orientada al análisis de sistemas de potencia, para validar los resultados obtenidos con el modelo de optimización. A través de esta validación, se comparan los perfiles de tensión y las pérdidas técnicas calculadas por el modelo con las simulaciones realizadas en un entorno de flujo de carga detallado. En la Figura 2.9 se presenta el esquema unifilar de dicha red, incluyendo la numeración de nodos.

A continuación, se presentan los parámetros técnicos y operativos utilizados para modelar las unidades generadoras convencionales y los sistemas de almacenamiento de energía dentro del esquema de gestión de la VPP. La Tabla 2.3 detalla las características de las unidades generadoras convencionales, entre ellas sus costos variables, capacidades mínimas y máximas, rampas de subida y bajada, así como su estado y potencia inicial. Por su parte, la Tabla 2.4 muestra los parámetros asociados a los sistemas de almacenamiento, como

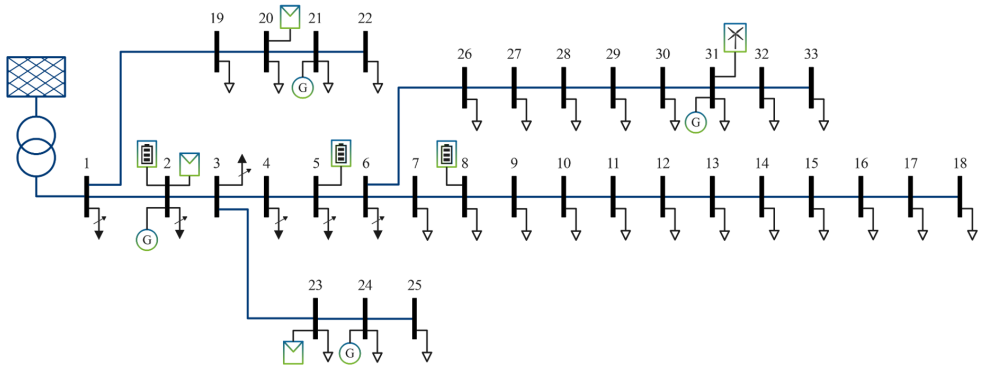


Figura 2.9: Red IEEE 33 nodos

Tabla 2.3: Ubicación y parámetros de las unidades generadoras convencionales

GC	**Bus**	$C_c^{C,V}$ (\$/MWh)	$\overline{C}_c^C$ (\$)	$\underline{C}_c^C$ (\$)	$\underline{P}_c^C$ (MW)	$\overline{P}_c^C$ (MW)	$R_c^{C,U}$ (MW/h)	$R_c^{C,D}$ (MW/h)	U_{c0}^C	P_{c0}^C (MW)
1	2	35	40	30	0.80	0.10	0.20	0.20	0	0.10
2	24	45	60	50	1.00	0.15	0.20	0.20	0	0.20
3	21	75	120	100	0.30	0.05	0.05	0.05	0	0.10
4	32	80	60	50	0.30	0.05	0.02	0.02	1	0.30

las potencias máximas de carga y descarga, los límites de energía almacenada, las eficiencias de los procesos y el nivel de energía inicial. Adicionalmente, en la Tabla 2.5 se presentan la ubicación y las características de las unidades de generación renovable y las demandas flexibles. Cabe resaltar que en todas las tablas se incluye la ubicación de cada recurso dentro de la red de distribución.

El modelo de optimización se resolvió utilizando Gurobi 11.0 mediante Programación Lineal Entera Mixta (MILP), con el fin de determinar la operación óptima de unidades convencionales, almacenamiento, generación renovable y demandas flexibles, en un horizonte de 24 horas con perfiles de generación y demanda previamente definidos. Para evaluar el impacto de las estrategias de gestión de energía en la VPP, se integraron los resultados del modelo MILP en simulaciones horarias de flujo de potencia utilizando la librería PandaPower de Python. Se consideraron los siguientes cuatro escenarios:

- **Caso 1 (base):** Se simula la red de distribución sin la conexión de la VPP. Se ejecuta el flujo de potencia para cada una de las 24 horas utilizando

Tabla 2.4: Ubicación y parámetros de los sistemas de almacenamiento

S	**Bus**	$\overline{P}_{st}^{S,C}$ (MW)	$\overline{P}_{st}^{S,D}$ (MW)	$\underline{E}_{st}^{S}$ (MWh)	$\overline{E}_{st}^{S}$ (MWh)	e_{s0}^{S} (MWh)	$\eta_s^{S,C}$	$\eta_s^{S,D}$
1	2	0.01	0.01	0.03	0.003	0.001	0.95	0.95
2	5	0.05	0.05	0.14	0.014	0.010	0.93	0.93
3	8	0.20	0.12	0.50	0.100	0.050	0.91	0.91

Tabla 2.5: Ubicación y parámetros de unidades de generación renovable y demandas flexibles

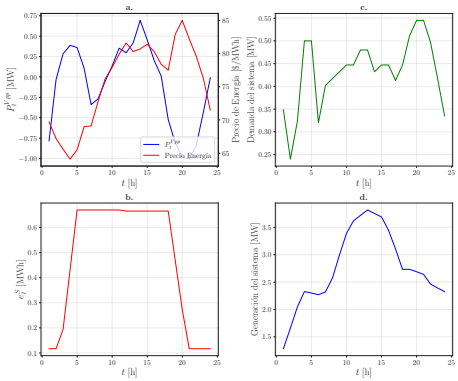
Generación Renovable				**Demandas Flexibles**	
GR	**Bus**	**Tipo**	$\mathbf{GR_{max}}$	**GD**	**Bus**
1	2	Solar	0.45	1	2
2	23	Solar	0.60	2	12
3	20	Solar	0.30	3	17
4	31	Eólico	0.30	4	22
				5	28
				6	32

únicamente la demanda base, con lo que se establece un punto de referencia para comparación.

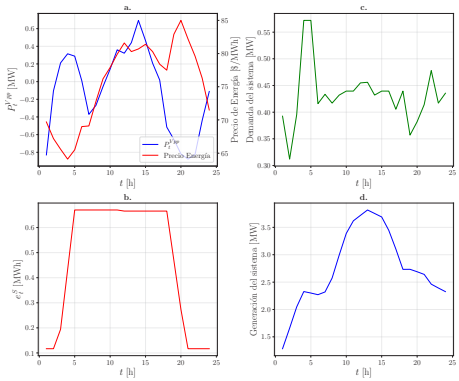
- **Caso 2:** Se integran al modelo eléctrico los resultados optimizados correspondientes a la operación de la VPP sin respuesta de la demanda. Se consideran únicamente generación convencional, almacenamiento y fuentes renovables conectadas en los nodos indicados en las Tablas 2.3, 2.4 y 2.5.
- **Caso 3:** Se incorpora la VPP junto con un programa de respuesta a la demanda. Se conserva el consumo total diario del Caso 1, pero se redistribuye la demanda para aumentar el consumo en horas de menor precio y reducirlo en horas de mayor precio. Las decisiones optimizadas se integran al flujo de potencia por hora, con el fin de evaluar el impacto técnico de esta estrategia.
- **Caso 4:** Se evalúa un escenario con reubicación de unidades de generación distribuida. Los resultados optimizados con esta nueva ubicación se incorporan en las simulaciones horarias, lo que permite analizar su efecto sobre las pérdidas y los niveles de tensión.

En la Figura 2.10 se ilustran los perfiles de horarios resultantes de generación, demanda y comportamiento energético de los sistemas de almace-

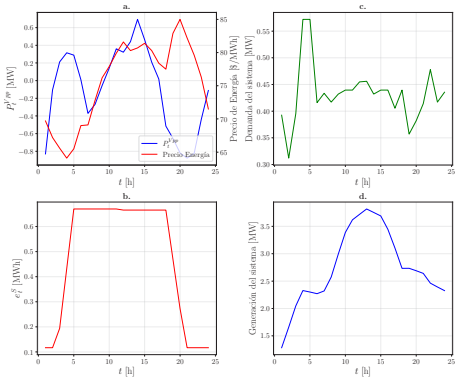
namiento para los Casos 2, 3 y 4. Estos resultados permiten observar cómo varía la operación óptima del sistema bajo diferentes estrategias, y asimismo evidencian el efecto de integrar tanto la respuesta de la demanda como la reubicación de recursos distribuidos sobre el despacho de energía y el uso eficiente del almacenamiento.



(a) Caso 2



(b) Caso 3

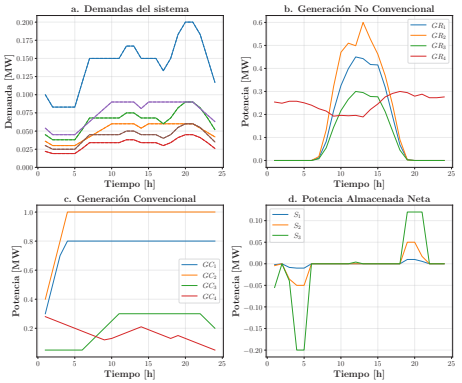


(c) Caso 4

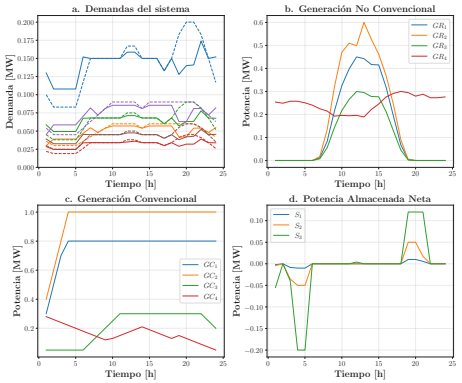
Figura 2.10: Perfiles óptimos del sistema para los distintos casos analizados

Por su parte, la Figura 2.11 presenta los perfiles óptimos de operación de los recursos distribuidos para los Casos 2, 3 y 4, que incluyen generación renovable,

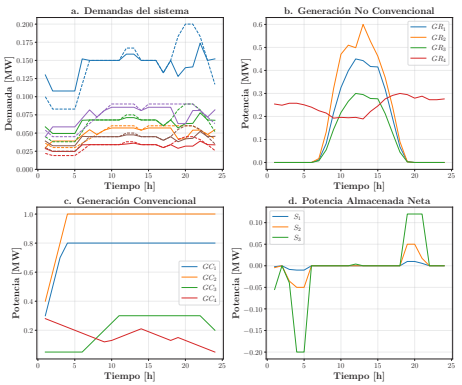
generación convencional, demandas flexibles y sistemas de almacenamiento. Se observa cómo los sistemas de almacenamiento interactúan estratégicamente, al cargarse en horas de menor costo y descargarse en momentos críticos para suplir la demanda, especialmente en periodos con baja generación renovable. Esta dinámica refleja la capacidad de la VPP para gestionar eficientemente los recursos disponibles y mantener el equilibrio entre oferta y demanda ante escenarios con déficit de potencia.



(a) Caso 2



(b) Caso 3



(c) Caso 4

Figura 2.11: Perfiles óptimos de los recursos distribuidos para los casos analizados

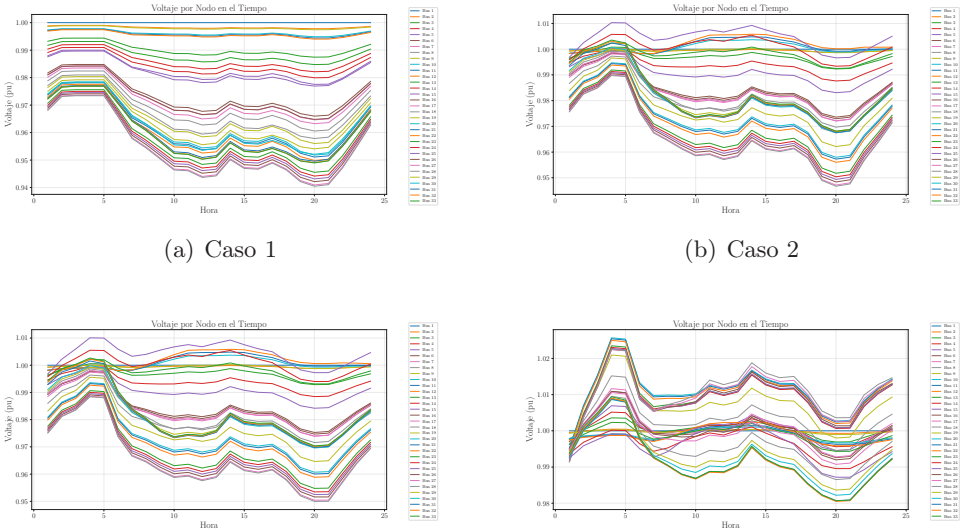
La comparación de los escenarios presentados evidencia el impacto técnico que se obtiene al integrar una VPP y aplicar distintas estrategias operativas. En el Caso 1 (base), varios nodos presentan niveles de tensión fuera del rango permitido (0.95–1.05 pu), lo que afecta la calidad del servicio. En el Caso 2, la incorporación de la VPP mejora los perfiles de tensión y reduce las pérdidas, aunque persisten problemas en horas pico debido a la concentración de generación en los extremos de la red.

El Caso 3, con respuesta de la demanda, logra una mejor distribución del consumo, lo que permite optimizar los perfiles de tensión en los momentos críticos sin sacrificar ganancias. Finalmente, el Caso 4, que distribuye los recursos de manera más equilibrada en toda la red, presenta el mejor desempeño técnico y económico entre los escenarios evaluados. Las pérdidas disminuyen notablemente y todos los niveles de tensión se mantienen dentro del rango aceptable durante todo el día.

La Tabla 2.6 muestra cómo la integración y ubicación adecuada de los recursos en la VPP impactan positivamente la red de distribución. En el Caso 1, sin VPP, se presentan las mayores pérdidas (1.906 MWh/día) y voltajes fuera de los límites permitidos. El Caso 2 reduce significativamente las pérdidas (0.920 MWh/día), aunque persisten desviaciones de tensión en horas pico. Con la respuesta de la demanda del Caso 3, se logra una leve mejoría técnica sin sacrificar ganancias. El Caso 4, por su parte, alcanza los mejores resultados al redistribuir los recursos a lo largo de la red: las pérdidas bajan a 0.411 MWh/día y los voltajes permanecen dentro del rango aceptable (0.95–1.05 pu) durante todo el día, como se observa en la Figura 2.12.

Tabla 2.6: Resultados comparativos de los escenarios analizados

Caso	Ganancias VPP [$]	Pérdidas totales por día [MWh]	Pérdidas promedio [MW]	Energía total de la red por día [MWh]	Potencia promedio de la red [MW]
1	–	1.906	0.079	69.922	2.913
2	1715.89	0.920	0.038	21.417	0.893
3	1728.50	0.902	0.036	21.398	0.889
4	1728.50	0.411	0.017	2.608	0.109



(a) Caso 1

(b) Caso 2

(c) Caso 3

(d) Caso 4

Figura 2.12: Comparación de perfiles de voltaje en los diferentes casos analizados

2.5. Conclusiones

La estrategia de gestión energética desarrollada para la VPP demostró que la integración coordinada de generación convencional, recursos renovables estocásticos, sistemas de almacenamiento y demanda flexible, bajo un esquema de optimización MILP con soporte de pronósticos híbridos CNN-BLSTM, permite maximizar el beneficio económico sin comprometer las restricciones técnicas de la red. La formulación propuesta no solo optimiza el despacho horario en función de los precios del mercado, sino que incorpora explícitamente límites operativos, rampas, capacidades de almacenamiento y restricciones de flujo de potencia, con lo que se garantiza un balance entre la planificación económica y la viabilidad eléctrica del sistema de distribución de energía.

En lugar de limitarse a una topología reducida, el modelo de optimización fue evaluado en dos escenarios de complejidad creciente. En primer lugar, se implementó en una red de 5 nodos que integra modelos avanzados

de pronóstico para generación renovable, demanda y precios de energía, lo que permitió el análisis de la interacción dinámica entre múltiples recursos distribuidos bajo condiciones de incertidumbre. Posteriormente, el modelo se validó en la red de distribución IEEE de 33 nodos, una topología de referencia ampliamente utilizada en estudios de sistemas eléctricos, lo que permitió evaluar su desempeño técnico y económico en una estructura de mayor escala y complejidad operativa.

Los resultados obtenidos en la red de 33 nodos demuestran que la integración de una VPP mejora significativamente el desempeño técnico y económico del sistema de distribución. En el escenario base, la red presenta mayores pérdidas y perfiles de tensión fuera de los límites operativos. La incorporación de la VPP reduce estas pérdidas y mejora los niveles de tensión; no obstante, cuando los recursos están concentrados, persisten desviaciones en horas pico. De este modo, la inclusión de respuesta de la demanda contribuye a una operación más eficiente sin afectar las ganancias. Finalmente, la distribución equilibrada de los recursos energéticos en toda la red de distribución permite alcanzar el mejor desempeño global, con pérdidas mínimas y niveles de tensión dentro del rango permitido durante todo el periodo de análisis.

Es importante resaltar la versatilidad de Gurobi en la formulación y solución de problemas de optimización aplicados a sistemas eléctricos de potencia. Este software es un solucionador de programación matemática de alto desempeño, capaz de abordar modelos de optimización lineal, no lineal y de programación entera mixta. Además, su capacidad para resolver problemas de gran escala y su eficiencia computacional lo convierten en una herramienta adecuada para el análisis, modelado y optimización de redes eléctricas. La utilización de Gurobi permite abordar modelos más complejos y realistas, que incorporan múltiples variables y restricciones sin comprometer la rapidez y precisión en la obtención de soluciones óptimas. Además, su integración con lenguajes de programación como Python, a través de la librería GurobiPy, facilita el desarrollo y la implementación de modelos personalizados, adaptados a las necesidades específicas de cada caso de estudio, lo que permitió obtener los resultados de las estrategias energéticas para una VPP propuesta en esta investigación.

Referencias

[1] J. M. Castro, L. F. Buitagro, S. Téllez, S. Giraldo, and J. Zapata, "Comunidades energéticas: Modelos para el empoderamiento de los usuarios en colombia," *ENERLAC - Revista de Energía de Latinoamérica y El Caribe*, vol. 7, pp. 110–133, 2023.

[2] C. M. Ortega, J. R. Fuelagán, and W. A. Martínez, "Estrategia de gestión de energía para una VPP que integra fuentes no convencionales con el mercado eléctrico," in *2024 IEEE URUCON*, pp. 1–5, 2024.

[3] X. Wang, Z. Liu, H. Zhang, Y. Zhao, J. Shi, and H. Ding, "A review on virtual power plant concept, application and challenges," in *2019 IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT Asia)*, pp. 4328–4333, IEEE, 2019.

[4] M. M. Roozbehani, E. Heydarian-Forushani, S. Hasanzadeh, and S. B. Elghali, "Virtual power plant operational strategies: Models, markets, optimization, challenges, and opportunities," *Sustainability*, vol. 14, p. 12486, 2022.

[5] J. C. Sarmiento-Vintimilla, E. Torres, D. M. Larruskain, and M. J. Pérez-Molina, "Applications, operational architectures and development of virtual power plants as a strategy to facilitate the integration of distributed energy resources," *Energies*, vol. 15, p. 775, 2022.

[6] Y. Liu, M. Li, H. Lian, X. Tang, C. Liu, and C. Jiang, "Optimal dispatch of virtual power plant using interval and deterministic combined optimization," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 102, pp. 235–244, 2018.

[7] M. M. Othman, Y. Hegazy, and A. Y. Abdelaziz, "A review of virtual power plant definitions, components, framework and optimization," *International Electrical Engineering Journal*, vol. 6, no. 9, pp. 2010–2024, 2015.

[8] H. Sharma and A. Imanbayeva, "Designing of multi-objective optimal virtual power plant model for reliability enhancement in radial network: a case study of Indian power sector," *Scientific Reports*, vol. 12, p. 13382, 2022.

[9] Y. Zhang, F. Liu, Z. Wang, Y. Su, W. Wang, and S. Feng, "Robust scheduling of virtual power plant under exogenous and endogenous uncertainties," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 37, pp. 1311–1325, 2022.

[10] S. Wang, W. Wu, Q. Chen, J. Yu, and P. Wang, "Stochastic flexibility evaluation for virtual power plants by aggregating distributed energy resources," *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, vol. 10, no. 3, pp. 988–999, 2024.

[11] Y. Zhou, S. Wu, Y. Deng, M. Jiang, and Y. Fu, "Enhancing virtual power plant efficiency: three-stage optimization with energy storage integration," *Energy Informatics*, vol. 8, p. 23, 2025.

[12] Y. Gao, L. Gao, P. Zhang, and Q. Wang, "Two-stage optimization scheduling of virtual power plants considering a user-virtual power plant-equipment alliance game," *Sustainability*, vol. 15, p. 13960, 2023.

[13] B. Huang, "Rolling optimization method of virtual power plant demand response based on bayesian stackelberg game," *Energy Informatics*, vol. 8, p. 46, 2025.

[14] B. Goia, T. Cioara, and I. Anghel, "Virtual power plant optimization in smart grids: A narrative review," *Future Internet*, vol. 14, p. 128, 2022.

[15] L. Gomes, H. Morais, C. Gonçalves, E. Gomes, L. Pereira, and Z. Vale, "Impact of forecasting models errors in a peer-to-peer energy sharing market," *Energies*, vol. 15, p. 3543, 2022.

[16] M. A. Hammad, B. Jereb, B. Rosi, and D. Dragan, "Methods and models for electric load forecasting: A comprehensive review," *Logistics & Sustainable Transport*, vol. 11, pp. 51–76, 2020.

[17] M. G. Pinheiro, S. C. Madeira, and A. P. Francisco, "Short-term electricity load forecasting—a systematic approach from system level to secondary substations," *Applied Energy*, vol. 332, p. 120493, 2023.

[18] T. Popławski, S. Dudzik, P. Szeląg, and J. Baran, "A case study of a virtual power plant (VPP) as a data acquisition tool for PV energy forecasting," *Energies*, vol. 14, p. 6200, 2021.

[19] L. A. Fernandez-Jimenez, A. Muñoz-Jimenez, A. Falces, M. Mendoza-Villena, E. Garcia-Garrido, P. M. Lara-Santillan, E. Zorzano-Alba, and P. J. Zorzano-Santamaria, "Short-term power forecasting system for photovoltaic plants," *Renewable Energy*, vol. 44, pp. 311–317, 2012.

[20] L. Suganthi and A. A. Samuel, "Energy models for demand forecasting—a review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 16, pp. 1223–1240, 2012.

[21] D. B. de Alencar, C. D. M. Affonso, R. L. de Oliveira, J. M. Rodríguez, J. Leite, and J. R. Filho, "Different models for forecasting wind power generation: Case study," *Energies*, vol. 10, p. 1976, 2017.

[22] L. Xiao, J. Wang, Y. Dong, and J. Wu, "Combined forecasting models for wind energy forecasting: A case study in china," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 44, pp. 271–288, 2015.

[23] F. Shahid, A. Zameer, and M. Muneeb, "A novel genetic LSTM model for wind power forecast," *Energy*, vol. 223, p. 120069, 2021.

[24] A. Gensler, J. Henze, B. Sick, and N. Raabe, "Deep learning for solar power forecasting — an approach using autoencoder and LSTM neural networks," in *2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pp. 002858–002865, IEEE, 2016.

[25] L. Baringo and M. Rahimiyan, *Virtual Power Plants and Electricity Markets: Decision Making Under Uncertainty.* Springer International Publishing, 2020.

[26] A. J. Conejo, L. Baringo, *et al.*, *Power System Operations*, vol. 11. Springer, 2018.

[27] Solcast, "Solar API and weather forecasting tool." https://www.solcast.com/. Accedido el 10 de agosto de 2026.

[28] XM, Administrador del Mercado Eléctrico de Colombia, "Sinergox: Precio promedio de bolsa." https://sinergox.xm.com.co/trpr/Paginas/Informes/PrecioPromedioPB.aspx. Accedido el 10 de agosto de 2026.

[29] 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, pp. 1401–1407, 1989.

[30] M. Kashem, V. Ganapathy, G. Jasmon, and M. Buhari, "A novel method for loss minimization in distribution networks," in *International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies. Proceedings (Cat. No.00EX382)*, pp. 251–256, IEEE, 2000.

Capítulo 3

SISTEMA DE GESTIÓN DE RECURSOS CON JUEGOS EVOLUTIVOS PARA COMUNIDADES ENERGÉTICAS: UN MODELO DE BIENESTAR Y RESPUESTA DE LA DEMANDA

Sofía Chacón, Katerine Guerrero, Germán Obando y Andrés Pantoja

*Contacto: Sofía Chacón; sgchacon@udenar.edu.co

Resumen: Una comunidad energética (CE) permite que prosumidores, consumidores y recursos energéticos distribuidos (REDs) gestionen energía de manera conjunta, coordinada y económicamente eficiente. Este capítulo presenta un sistema de gestión de energía (SGE) para CEs que integra un programa de respuesta de la demanda (RD) con un mercado *peer-to-peer (*P2P). Los compradores fijan los precios según su demanda y aversión al riesgo, mientras que los generadores deciden su oferta en función de las recompensas y costos asociados. Se emplean dinámicas de replicadores (DR) para hallar equilibrios que optimicen el bienestar del sistema, usando la relajación Lagrangiana para manejar las restricciones del modelo. Los modelos de vendedores y compradores se integran mediante un sistema de ecuaciones diferenciales que simula un juego de Stackelberg (JS). La validación del SGE se realiza a través de un estudio de caso mediante el que se demuestra que el enfoque propuesto alcanza una mayor autosuficiencia en comparación con un sistema sin RD, y permite una mejor gestión de los recursos, mayor equidad y distribución más justa de los beneficios frente a un modelo no jerárquico y desacoplado.

Palabras clave: Respuesta de la demanda, comunidad energética, sistema de gestión de energía, mercado P2P, dinámicas de replicadores.

3.1. Introducción

Los sistemas eléctricos convencionales se han diseñado bajo estructuras centralizadas, caracterizadas por flujos de energía unidireccionales desde grandes plantas de generación hacia los consumidores finales. En la actualidad, la implementación de fuentes de energía renovable ha actuado como un factor determinante en la transformación de tales sistemas. Esta transición energética ha permitido el surgimiento de nuevos agentes conocidos como prosumidores, es decir, usuarios capaces de combinar el consumo y la generación mediante el empleo de recursos energéticos distribuidos (REDs).

En este contexto de descentralización, se han adaptado nuevos esquemas de mercado, entre los que destacan los mecanismos de comercio de energía entre pares (*peer-to-peer*, P2P). El mercado P2P busca facilitar la integración activa de los prosumidores y consumidores de energía, maximizando la eficiencia y utilización de los REDs de pequeña escala al permitir el intercambio directo de energía entre agentes [1].

Bajo el enfoque descrito se ha impulsado el desarrollo de las comunidades energéticas (CEs) como entidades locales que agrupan diferentes tipos de agentes, tales como prosumidores, consumidores pasivos y, en algunas estructuras, agregadores, operadores de mercados P2P, entre otros. El objetivo de estos participantes es cooperar en la generación, el consumo y la gestión colectiva de la energía. Los miembros de la CE pueden compartir la energía generada localmente y acceder a tarifas más competitivas del mercado. Estas nuevas arquitecturas contribuyen a optimizar la gestión del recurso energético, promover el uso de energías renovables y fomentar una participación activa de todos los agentes [2, 3].

Sin embargo, los agentes de las CEs suelen enfrentar desafíos en la toma de decisiones racional, en el logro de consensos y en la evaluación precisa de sus preferencias, lo cual puede derivar en resultados subóptimos tanto en la asignación económica como en la distribución energética final. Por lo tanto, el funcionamiento efectivo de una CE depende en gran medida de la implementación de un sistema de gestión de energía (SGE), que asegure una distribución óptima de la energía, y de plataformas de comercio seguras y eficientes [4].

Para las CEs se han propuesto diversas arquitecturas y SGE que integran mercados de comercio de energía P2P. Algunos de los enfoques se resumen en la Tabla 3.1, donde se destacan las principales características de cada modelo, sus objetivos de optimización y las limitaciones identificadas en la literatura. A partir del análisis comparativo, se observa que la toma de decisiones sobre las cantidades de energía intercambiadas no tiene en cuenta consideraciones claves propias de los mercados P2P, tales como los costos de generación, operación, instalación y mantenimiento de los recursos energéticos. En consecuencia, no se diferencia el tipo de recurso utilizado, renovable o no renovable, de cada prosumidor.

Adicionalmente, se observa que varios modelos no priorizan la asignación de los recursos energéticos dentro de la CE a través de las restricciones de despacho, lo que limita la posibilidad de alcanzar mayores niveles de autosuficiencia comunitaria. Incluso, cabe señalar que la mayoría de los estudios no consideran las necesidades especiales de los agentes y solo en algunos de los casos se incorporan mecanismos de penalización por demandas excesivas o programas de respuesta de la demanda (RD) orientados a incentivar patrones de consumo más flexibles.

Dichos programas de RD buscan incluir tanto a los prosumidores como a consumidores puros en la optimización de recursos, por lo que se han formulado con el fin de reducir las pérdidas energéticas mediante el desplazamiento de la curva de demanda. De este modo, contribuyen no solo al equilibrio entre oferta y demanda en el sistema eléctrico, sino que además favorecen la reducción de los costos operativos y de mercado para las empresas de servicios públicos tanto en los mercados mayoristas como en los minoristas [5]. Desde esta perspectiva, los programas RD se fundamentan en funciones de utilidad que capturan las preferencias de los usuarios y describen la toma racional de decisiones respecto al consumo de energía [6].

A pesar de su importancia, la integración de programas de RD en las CEs sigue presentando desafíos, especialmente cuando se busca involucrar a todos los agentes y mejorar la autosuficiencia de la CE mediante la reducción de la dependencia de la red principal. En conjunto, estas observaciones sobre estudios previos resaltan la necesidad de desarrollar modelos que incorporen de manera

Tabla 3.1: Arquitecturas y modelos de SGE con mercado P2P para CEs

Ref.	Arquitectura	Modelo	Limitación
[7]	Basada en prosumidores con plataforma para gestión de oferta y demanda energética P2P.	Bienestar definido por la suma del beneficio de compradores y vendedores; precio ajustado dinámicamente según la energía total transaccionada.	No considera costos de generación, operación o instalación; no prioriza asignación de recursos dentro de la CE.
[8]	On-grid con agentes prosumidores y consumidores puros.	Maximización del bienestar social; busca promover el autoconsumo y minimizar costos de compra externa.	El recurso energético no se distribuye exclusivamente dentro de la CE.
[9]	Prosumidores que participan voluntariamente en el intercambio de energía fotovoltaica.	Optimización basada en bienestar considerando emisiones de carbono y costos asociados a la generación.	Funciones de costo lineales excluyen generadores con comportamientos no lineales; no diferencia tipos de recursos ni costos asociados.
[10]	Marco cooperativo multiagente de dos etapas con operador central que coordina a los agentes de la CE.	Optimización del intercambio de energía renovable con aprendizaje por refuerzo profundo.	Entrenamiento intensivo y escalabilidad limitada.
[11]	CE con agentes prosumidores, consumidores, generadores y almacenadores; conectada a red pública.	Maximización del bienestar social.	Modelo *on-grid*; energía no distribuida exclusivamente entre miembros; no considera costos de generación y operación.

explícita los costos, el tipo de recurso energético, las emisiones asociadas y las características de la demanda de los usuarios, con el fin de propiciar una gestión energética más eficiente, equitativa y sostenible dentro de las CEs.

Típicamente, los modelos de comercio energético P2P adoptan un enfoque *bottom-up*, en el que se definen problemas de optimización de nivel inferior para cada agente y se implementan mecanismos de negociación o coordinación en niveles superiores. Entre las técnicas más utilizadas en la literatura se encuentran los mecanismos de subasta y los modelos basados en teoría de juegos [12, 13, 14, 15]. En este contexto, la teoría de juegos se ha consolidado como una herramienta metodológica útil para el diseño e implementación de SGE en mercados de energía P2P, al proporcionar un marco sólido para modelar interacciones estratégicas entre los agentes y analizar cómo influyen las decisiones individuales en los demás participantes, tanto en escenarios cooperativos como competitivos.

Los enfoques basados en teoría de juegos permiten que el sistema alcance un estado óptimo, como el equilibrio de Nash, en el que los vendedores y compradores alinean sus intereses [1]. Esto resulta particularmente relevante en modelos de optimización del bienestar social, donde los agentes actúan como compradores que buscan minimizar sus pagos por el recurso energético, y también como vendedores a los que les interesa maximizar sus ingresos. Dentro de este marco, los juegos de Stackelberg (JS) permiten capturar la estructura jerárquica de las interacciones, en la que los vendedores actúan como líderes fijando los precios y los compradores responden ajustando su demanda [7, 16].

Se destaca que la mayoría de las implementaciones de JS en SGE para CEs son de naturaleza discreta e iterativa, fundamentadas en algoritmos secuenciales que no capturan por completo las interacciones en tiempo real ni los procesos de decisión continua, característicos de estos entornos dinámicos. Además, estos modelos tienden a mantener un paradigma tradicional de relación comprador-vendedor, en el que el líder (generalmente el productor o el operador) conserva el control sobre la fijación de precios, mientras que los seguidores (consumidores o prosumidores) solo pueden reaccionar ajustando su demanda.

En paralelo, la teoría de juegos evolutivos, particularmente a través de las dinámicas de replicadores (DR), ha sido adoptada para modelar la adaptación y evolución de estrategias de los prosumidores en mercados P2P [17, 18, 19]. Las DR capturan tanto comportamientos competitivos como cooperativos y permiten un modelado descentralizado basado en poblaciones. Trabajos recientes han aplicado las DR a la gestión dinámica de REDs [20] tanto como al comercio de energía bajo racionalidad acotada [21], y demostrado el potencial de estos modelos para el diseño de sistemas de gestión adaptativos. Es de considerar que, a pesar de la versatilidad de las DR, ciertas restricciones del modelo de optimización son difíciles de incorporar, en particular las de desigualdad y del tipo *knapsack*, las cuales continúan representando un desafío abierto de investigación.

A pesar de sus limitaciones, tanto los JS como los enfoques basados en teoría de juegos evolutivos han demostrado tener un potencial considerable para la gestión eficiente y equitativa de las CEs. Esto se obtiene gracias a que permite modelar jerarquías de decisión, incentivos colectivos y dinámicas de adaptación. No obstante estas bondades, persisten desafíos significativos en la implementación práctica de estas metodologías, particularmente con relación a la integración fluida, la escalabilidad computacional y la consideración de la heterogeneidad de los agentes.

De acuerdo con lo expuesto, y en aras de contribuir al análisis de modelos de energía transactiva, en este capítulo:

- Se presenta un SGE para CE basado en un esquema de subasta de sobre cerrado, en el cual son los compradores mismos quienes determinan los precios de acuerdo con sus necesidades y su demanda. Para capturar de manera realista el comportamiento de los compradores, su función de utilidad incorpora explícitamente la aversión al riesgo. Por su parte, los vendedores deciden cuánta energía vender en función de la recompensa obtenida y de los costos asociados, lo que refleja un comportamiento racional en el despacho de energía conforme a la estructura de costos de sus unidades de generación. Asimismo, se integra un mecanismo de RD con el fin de mejorar la autosuficiencia de la CE.

- Se desarrollan metodologías con enfoques de teoría de juegos evolutivos mediante la integración de DR con relajación Lagrangiana para manejar las restricciones de desigualdad de los modelos de bienestar de compradores y vendedores. A diferencia de modelos previos de mercados P2P, que tratan a los compradores y vendedores mediante etapas de negociación estáticas o discretas, la formulación propuesta introduce una dinámica continua y acoplada entre compradores y vendedores, gobernada por un sistema unificado de ecuaciones diferenciales. Además, a diferencia de enfoques previos de SGE basados en juegos evolutivos en los que las DR se aplican a poblaciones de agentes sin imponer restricciones de desigualdad, el modelo propuesto introduce una formulación de replicadores primal-dual que incorpora límites de generación, cotas de demanda y restricciones de factibilidad bilateral.
- Desde un punto de vista práctico, se prioriza de manera conjunta la autosuficiencia, la heterogeneidad de las necesidades de los agentes y la equidad dentro de la comunidad, mientras que trabajos previos se han centrado principalmente en la maximización del bienestar o la minimización de costos. El estudio de caso demuestra que el SGE propuesto mejora la autosuficiencia y conduce a una distribución más equilibrada de los beneficios entre compradores y vendedores.

El resto del presente capítulo se organiza de la siguiente manera: la Sección 3.2 describe la arquitectura de la CE. Luego, en la Sección 3.3 se incluye el modelo del SGE, y se profundiza en el programa de RD (Subsección 3.3.1), en la definición de vendedores y compradores de la CE (Subsección 3.3.2) y en la gestión del recurso energético por parte de los vendedores (Subsección 3.3.3) y de los precios por parte de los compradores (Subsección 3.3.4), indicando la metodología para abordar el problema de optimización. La Sección 3.4 discute resultados del programa de RD y de la implementación de la metodología propuesta basada en JS y DR. Finalmente, la Sección 3.5 presenta las conclusiones y el trabajo futuro.

3.2. Arquitectura de la comunidad energética

La CE se conforma de un conjunto $\mathcal{N} = \{1, 2, \ldots, N\}$ de consumidores puros y prosumidores que generan energía mediante REDs, tales como sistemas fotovoltaicos y aerogeneradores. A lo largo de un horizonte temporal discreto $\mathcal{T} = \{1, 2, \ldots, T\}$, el agente $n \in \mathcal{N}$ presenta un perfil de consumo $\{D_k^n : k \in \mathcal{T}\}$ y un perfil de generación $\{G_k^n : k \in \mathcal{T}\}$. Nótese que si el agente n es un consumidor puro, entonces $G_k^n = 0$ para todo intervalo de tiempo $k \in \mathcal{T}$. Se asume que los prosumidores realizan pronósticos de sus perfiles de generación y demanda [13, 22] (en el Capítulo 1 se presenta la aplicación de modelos para pronóstico).

La CE cuenta con un agente virtual denominado operador del mercado P2P, que actúa como gestor del mercado energético dentro de la comunidad. Este agente puede ser operado mediante una infraestructura centralizada en la nube o coadministrado por una organización autónoma descentralizada utilizando, por ejemplo, tecnología *Blockchain* (como la estudiada en el Capítulo 5), con el fin de garantizar la participación inclusiva de múltiples actores [7].

Desde una perspectiva técnica, los agentes de la comunidad se encuentran interconectados a través de líneas eléctricas y enlaces de comunicación bidireccionales que emplean tecnologías como *WiFi* o *Zigbee* [23]. Cada agente está equipado con medidores inteligentes que registran la energía consumida, producida e intercambiada tanto dentro de la comunidad como con la red externa. Estos dispositivos permiten una supervisión detallada de los flujos de energía y facilitan la participación activa en el mercado P2P. Además, cada sitio dispone de un controlador local que recopila datos de los medidores inteligentes y se integra con una plataforma digital que incorpora algoritmos diseñados para garantizar la eficiencia de las operaciones energéticas [17, 24].

La CE participa activamente en programas de RD, ajustando el consumo energético de acuerdo con las necesidades de cada miembro y su capacidad para desplazar cargas en instantes específicos. Asimismo, el sistema opera bajo una estructura jerárquica que prioriza el despacho de energía entre los miembros de la comunidad antes de realizar intercambios con la red externa. Este enfoque

garantiza que la energía generada localmente sea utilizada de manera óptima dentro de la comunidad.

A lo largo de este capítulo, la implementación de las diferentes etapas del SGE con mercado P2P se aplica a una CE compuesta por seis agentes, de los cuales cuatro son prosumidores. El primer prosumidor opera un generador no renovable con el mayor costo de generación, el segundo gestiona una microrred que combina generación solar y eólica, el tercero dispone únicamente de generación fotovoltaica y el cuarto utiliza exclusivamente generación eólica. La Tabla 3.2, adaptada de [25], presenta los costos asociados a la generación, operación e instalación de los recursos energéticos de cada prosumidor. Por su parte, la Figura 3.1 ilustra los perfiles de generación y demanda considerados en el estudio de caso. En particular, el perfil de demanda 1 corresponde a un edificio, los perfiles 2, 3, 5 y 6 representan usuarios residenciales, y el perfil 4 corresponde a un proceso industrial que opera en el intervalo de 06:00 a 18:00.

3.3. Modelo para la gestión óptima de recursos en el mercado P2P

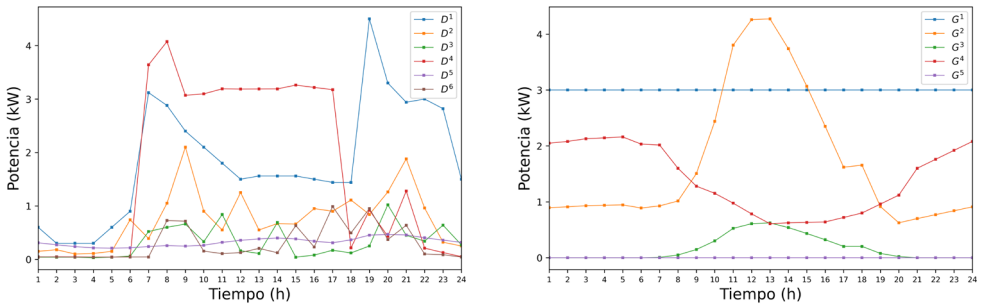
3.3.1. Programa de respuesta de la demanda

Se asume que cada agente $n \in \mathcal{N}$ participa en un programa de RD, lo que implica su disposición a desplazar una fracción de su consumo a lo largo del horizonte temporal discreto $\mathcal{T}$ con el fin de incrementar su bienestar. En este

Tabla 3.2: Parámetros de costo para la CE

Agente, n	a_n (\$/kWh^2)	b_n (\$/kWh)	c_n (\$)
1	2.166	1243.80	4.5
2	0.420	194.76	1.2
3	0.000	286.06	3.5
4	0.000	225.20	10.2

Fuente: Adaptado de [25].



(a) (b)

Figura 3.1: Perfiles energéticos de la comunidad: (a) demanda y (b) generación

contexto, el agente n dispone, en cada intervalo de tiempo k, de una demanda flexible Dv_k^n que puede ser reprogramada hacia otros intervalos de $\mathcal{T}$.

La cantidad de demanda flexible que el agente n decide redistribuir a lo largo del horizonte de análisis se define como una fracción de su demanda total, es decir,

$$\sum_{k\in\mathcal{T}} Dv_k^n = \alpha_n \sum_{k\in\mathcal{T}} D_k^n, \tag{3.1}$$

donde el parámetro $\alpha_n \in [0,1]$ representa el grado de flexibilidad del agente para ajustar su demanda de manera voluntaria. Adicionalmente, la demanda flexible en cada intervalo de tiempo $k \in \mathcal{T}$ se encuentra acotada por

$$Dv_{k_{min}}^n < Dv_k^n \leq Dv_{k_{max}}^n, \tag{3.2}$$

siendo $Dv_{k_{min}}^n$ y $Dv_{k_{max}}^n$ los valores mínimo y máximo permitidos de demanda flexible, respectivamente.

Siguiendo la literatura sobre programas de RD [26, 27], se adopta una función de utilidad logarítmica para representar el bienestar agregado de la CE en cada intervalo de tiempo $k \in \mathcal{T}$, definida como

$$U_k(D_k^1, \ldots, D_k^N) = \ln\left(1 + \sum_{n\in\mathcal{N}} D_k^n\right). \tag{3.3}$$

El objetivo principal de los programas de RD es redistribuir la curva de demanda para maximizar el bienestar de los agentes, el cual se cuantifica mediante funciones de utilidad y los costos o beneficios asociados a la compra y venta de energía. En este marco, el bienestar agregado de la comunidad en el intervalo temporal $k \in \mathcal{T}$ se expresa como

$$W_k = U_k \pi_k \left(\sum_{n \in \mathcal{N}} D_k^n \sum_{n \in \mathcal{N}} G_{k^n} \right), \tag{3.4}$$

donde π_k denota una señal de precio asociada al intervalo de tiempo k.

En general, el precio de la energía varía en el tiempo y suele ser determinado por el operador del mercado P2P a partir de mecanismos de subasta doble. No obstante, como se discute en [28], el uso de una función de bienestar agregada permite que el resultado del programa de RD sea independiente del valor de π_k. En el marco aquí propuesto, esta independencia se interpreta a nivel comunitario: la etapa de RD redistribuye la demanda flexible en el tiempo mediante la maximización del bienestar agregado, sin fijar los precios finales de compra o venta de los agentes individuales. Cabe resaltar que la señal π_k no corresponde al precio de transacción del mercado P2P, el cual se determina posteriormente. En consecuencia, esta etapa no genera impactos financieros directos y cada agente controla su nivel de participación a través del parámetro α_n, lo que garantiza una contribución voluntaria al proceso de maximización del bienestar comunitario.

Dado que el objetivo es maximizar el bienestar agregado de la CE a lo largo del horizonte temporal $\mathcal{T}$, el problema de optimización del programa de RD se formula como

$$\max_{Dv_1^1, \ldots, Dv_T^N} \sum_{k \in \mathcal{T}} W_k, \tag{3.5}$$

sujeto a las restricciones definidas en (3.1) y (3.2).

A continuación, se presenta el análisis de la aplicación del programa de RD en la CE, en el que se consideran diferentes niveles de participación de los agentes, caracterizados por el parámetro de flexibilidad α_n, cuyos valores se resumen en la Tabla 3.3.

Tabla 3.3: Parámetros de flexibilidad α_n para cada agente en los diferentes casos de estudio

Agente, n	**Caso 1**	**Caso 2**	**Caso 3**	**Caso 4**
1, 2, 3, 4	0.25	0.10	0.20	0.30
5, 6	0.35	0.10	0.20	0.30

Nota: El parámetro α_n representa la fracción de la demanda total del agente n que puede ser redistribuida en cada intervalo de tiempo k.

Las Figuras 3.2 y 3.3 ilustran, respectivamente, el desplazamiento de la demanda flexible y de la demanda total de los agentes cuando se aplica el programa de RD para el Caso 1. En este escenario, se observa que los agentes 5 y 6 participan de manera más activa en el programa de RD, ya que corresponden a consumidores puros dentro de la CE. En consecuencia, sus curvas de demanda presentan un mayor grado de desplazamiento en comparación con los agentes 1 a 4, quienes cuentan con recursos de generación local y, por tanto, disponen de menor necesidad o incentivo para modificar su perfil de consumo.

Por su parte, la Figura 3.4 muestra la cantidad de energía que la CE retiene para autoconsumo como resultado de la implementación del programa de RD, así como su evolución frente a distintos niveles de flexibilidad agregada. Cuando todos los agentes participan con un nivel de flexibilidad $\alpha_n = 0{,}10$, la CE reduce en 10.54 kW el intercambio de energía con la red principal. Este valor se incrementa hasta 22.17 kW cuando el nivel de flexibilidad se eleva a $\alpha_n = 0{,}30$ para todos los agentes. En las secciones posteriores se aplica el Caso 1 y se toma su salida $D_k^{n\star}$ como la demanda de los agentes de la CE.

3.3.2. Clasificación de un prosumidor como vendedor o comprador

Después del proceso de RD, la razón generación-demanda (*Generation-to-Demand Ratio*, *GDR*) del agente $n \in \mathcal{N}$ en el intervalo de tiempo $k \in \mathcal{T}$ se calcula como

$$GDR_k^n = \frac{G_k^n}{D_k^{n\star}} \,, \tag{3.6}$$

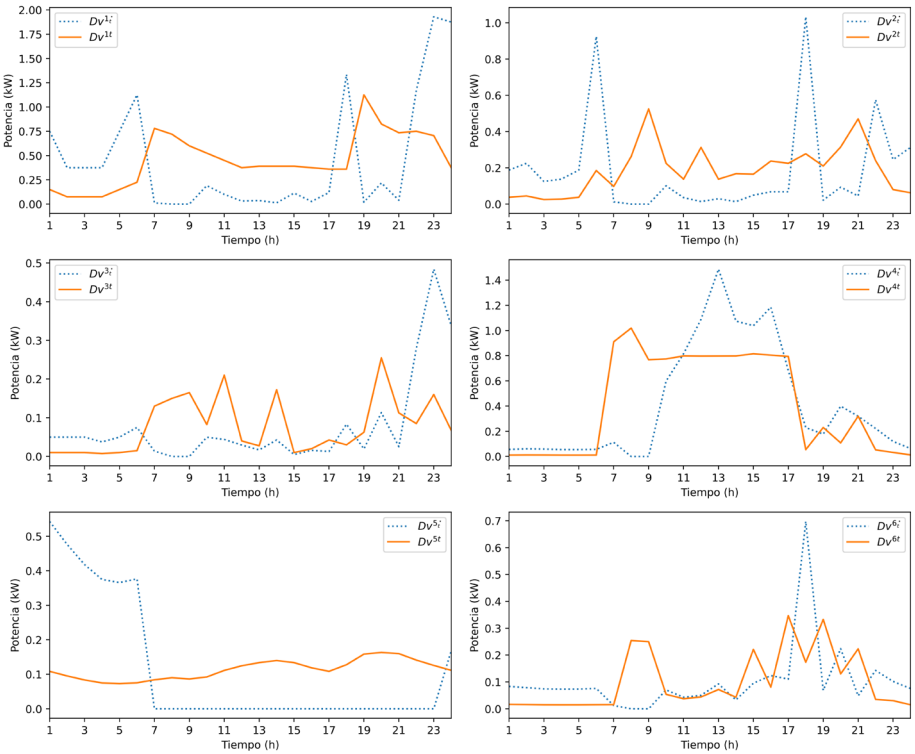


Figura 3.2: Desplazamiento de la demanda flexible de los agentes cuando se aplica el programa de RD para el Caso 1

donde $D_k^{n\star} = (1-\alpha_n)D_k^n + Dv_k^{n\star}$ representa la demanda óptima, y $Dv_k^{n\star}$ denota la demanda flexible óptima obtenida al resolver el programa de RD definido en (3.5).

Ahora bien, el agente n se clasifica como vendedor $n \in \mathcal{J}$ si la energía que demanda es menor que la energía que genera. Si, por el contrario, la energía demandada por el agente n es mayor que la generada, entonces n se clasifica como comprador, $n \in \mathcal{I}$. En consecuencia, para el intervalo de tiempo k, los conjuntos de vendedores y compradores se definen, respectivamente, como se muestra a continuación:

$$\mathcal{J} = \{n \in \mathcal{N} : GDR_k^n > 1\}, \qquad \mathcal{I} = \{n \in \mathcal{N} : GDR_k^n < 1\}. \tag{3.7}$$

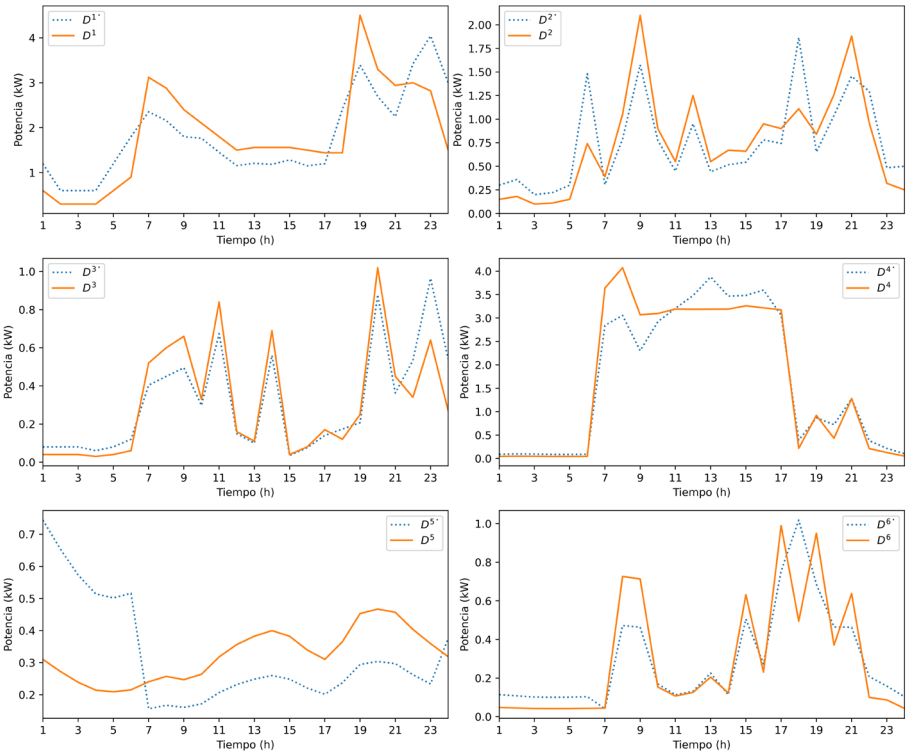


Figura 3.3: Desplazamiento de la demanda total de los agentes cuando se aplica el programa de RD para el Caso 1

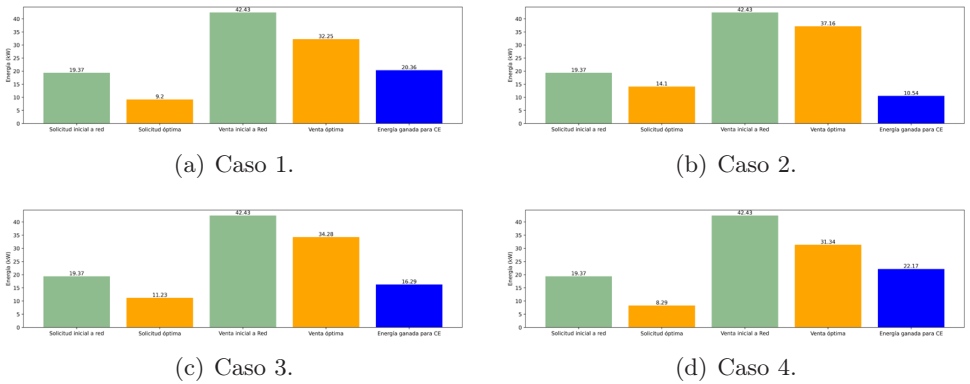
Si un agente satisface completamente su consumo y no dispone de excedentes de energía para vender (i.e., $GDR_k^n = 1$), dicho agente no participa en el mercado P2P.

En el intervalo de tiempo $k \in \mathcal{T}$, la generación neta de un vendedor $j \in \mathcal{J}$ que ingresa al mercado P2P está dada por

$$G_{jk} = G_k^j - D_k^{j\star}. \tag{3.8}$$

Análogamente, la demanda neta de un comprador $i \in \mathcal{I}$ se define como

$$D_{ik} = D_k^{i\star} - G_k^i. \tag{3.9}$$



(a) Caso 1. (b) Caso 2.

(c) Caso 3. (d) Caso 4.

Figura 3.4: Resultados del programa de RD con diferentes parámetros α_n para la CE

En lo que sigue, el subíndice temporal se omite en la notación, al considerar que los procesos descritos deben ejecutarse de forma independiente para cada intervalo de tiempo $k \in \mathcal{T}$.

Con el fin de ilustrar el proceso de clasificación de los prosumidores y la determinación de los excedentes y déficits de energía que participan en el mercado P2P, a continuación se presentan los resultados para el intervalo de tiempo $k = 18$ (18:00). En la Tabla 3.4 se resumen los parámetros iniciales de cada agente, incluyendo la generación disponible G^n, la demanda óptima $D^{n\star}$ (obtenida tras la aplicación del programa de RD) y la razón generación-demanda GDR^n. Asimismo, se reportan los parámetros derivados para la transacción P2P, a partir de los cuales se identifican explícitamente los agentes clasificados como vendedores y compradores, junto con sus respectivas cantidades de generación y demanda netas que ingresan al mercado.

3.3.3. Gestión del recurso energético del lado de los vendedores

3.3.3.1. Bienestar del vendedor

El bienestar de un vendedor $j \in \mathcal{J}$ se define como

$$W_j = R_j - H_j, \tag{3.10}$$

Tabla 3.4: Parámetros del caso de estudio 18:00 ($k = 18$)

Agente, n	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**
Parámetros iniciales						
G^n	2.844	1.655	0.203	0.8	0.000	0.000
$D^{n\star}$	2.420	1.879	0.183	0.417	0.255	0.924
GDR^n	1.175	0.880	1.107	1.915	0.000	0.000
Parámetros del mercado P2P						
G_j	0.424	–	0.019	0.382	–	–
D_i	–	0.224	–	–	0.255	0.924

donde R_j corresponde a la recompensa recibida por la energía suministrada y H_j denota los costos asociados a la generación de energía.

Tanto R_j como H_j dependen de la cantidad de energía P_{ji} que el generador $j \in \mathcal{J}$ decide vender al comprador $i \in \mathcal{I}$. Ahora bien, la recompensa se define como

$$R_j = \sum_{i \in \mathcal{I}} P_{ji} \pi_i, \tag{3.11}$$

donde π_i es el precio que el comprador i está dispuesto a pagar para satisfacer su demanda. Dicho precio debe encontrarse dentro del rango de precios de la red principal, es decir,

$$\pi_{gb} \leq \pi_i \leq \pi_{gs}, \tag{3.12}$$

donde π_{gb} y π_{gs} representan los precios de compra y venta de la red principal, respectivamente.

Los costos asociados a la unidad de generación están dados por [29, 30]

$$H_j = a_j \left(\sum_{i \in \mathcal{I}} P_{ji} \right)^2 + b_j \sum_{i \in \mathcal{I}} P_{ji} + c_j. \tag{3.13}$$

Ahora bien, cada vendedor dispone de un rango limitado de potencia para realizar transacciones en el mercado P2P. En consecuencia, la potencia despa-

chada por el vendedor $j \in \mathcal{J}$ hacia el conjunto de compradores debe ser no negativa y menor que o igual a su generación neta, esto es,

$$0 \leq \sum_{i \in \mathcal{I}} P_{ji} \leq G_j. \tag{3.14}$$

Adicionalmente, la potencia total despachada por todos los vendedores hacia el comprador $i \in \mathcal{I}$ debe ser no negativa y menor que o igual a la demanda neta del comprador, es decir,

$$0 \leq \sum_{j \in \mathcal{J}} P_{ji} \leq D_i. \tag{3.15}$$

Siguiendo la formulación presentada en [7], se consideran dos escenarios:

i) Si la demanda neta de la CE es menor que o igual a la generación neta, entonces la demanda se satisface completamente con la generación de la comunidad que participa en el mercado P2P. Es decir, si

$$\sum_{i \in \mathcal{I}} D_i \leq \sum_{j \in \mathcal{J}} G_j, \tag{3.16}$$

entonces

$$\sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{j \in \mathcal{J}} P_{ji} = \sum_{i \in \mathcal{I}} D_i. \tag{3.17}$$

ii) Si la demanda neta de la CE es mayor que la generación neta, entonces toda la energía disponible de la comunidad que participa en el mercado P2P es utilizada y no se tienen excedentes. Esto implica que, si

$$\sum_{i \in \mathcal{I}} D_i > \sum_{j \in \mathcal{J}} G_j, \tag{3.18}$$

entonces

$$\sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{j \in \mathcal{J}} P_{ji} = \sum_{j \in \mathcal{J}} G_j. \tag{3.19}$$

Con base en las consideraciones anteriores, el problema de optimización que busca maximizar el bienestar agregado de los vendedores se formula como

$$\max_{P_{ji}} \sum_{j \in \mathcal{J}} W_j, \tag{3.20}$$

sujeto a las restricciones (3.14)–(3.19).

3.3.3.2. Metodología para abordar el problema de bienestar del vendedor

La asignación eficiente de energía en comunidades requiere mecanismos de toma de decisiones dinámicos que respondan a los cambios tanto en las condiciones ambientales como en las necesidades de los usuarios. En este contexto, un enfoque basado en juegos evolutivos resulta ser una herramienta valiosa para lograr una asignación óptima de recursos (potencia y dinero) entre vendedores y compradores. Cada individuo obtiene el máximo beneficio posible y, posteriormente, la población evoluciona para maximizar el bienestar social [23]. Uno de los modelos de juegos evolutivos es el de DR que se inspira en los principios de la ecología del comportamiento, donde los individuos adaptan sus estrategias a lo largo del tiempo para maximizar su beneficio. De manera análoga, los vendedores y compradores de energía toman sus decisiones con el objetivo de incrementar el bienestar colectivo [31, 17, 20].

La ecuación de DR modela la evolución de una población cuyos individuos pueden elegir entre un conjunto de estrategias. La evolución de la fracción de la población que juega la estrategia i, denotada por x_i, está dada por

$$\dot{x}_i = x_i \left(f_i(x) - \bar{f}(x) \right),$$

donde $f_i(x)$ es la aptitud (o pago) de la estrategia x_i, y $\bar{f}(x) = \sum_{i=1}^{n} x_i f_i(x)$ es la aptitud promedio entre todas las estrategias.

En el modelo de vendedores, la dinámica evolutiva permite que cada agente ajuste sus estrategias, P_{ji}, en respuesta a los costos y a las señales de pago recibidas por parte de los compradores. Cada vendedor $j \in \mathcal{J}$ decide cuánta energía suministrar a cada comprador $i \in \mathcal{I}$, obteniendo como recompensa una función de aptitud relacionada con la función de bienestar presentada en (3.10).

Para ello, se emplean las DR como una herramienta para capturar la evolución de las decisiones de los vendedores, con el fin de aprovechar las propiedades intrínsecas de las DR, tales como la positividad de las estrategias, $P_{ji} \geq 0$, y el cumplimiento de la condición de simplex, $\sum_{i\in\mathcal{I}} \sum_{j\in\mathcal{J}} P_{ji} = P$ [32], para abordar algunas de las restricciones del modelo de bienestar. Además, para tratar restricciones que no están garantizadas por estas propiedades, se emplean ideas similares a las presentadas en [33, 34] para implementar un enfoque primal-dual que las integra de manera efectiva en el modelo.

Las restricciones especificadas en (3.17) y (3.19) se incorporan mediante el simplex, es decir,

$$\Delta := \left\{ P_{ji} \geq 0 : i \in \mathcal{I}, j \in \mathcal{J}, \sum_{i\in\mathcal{I}} \sum_{j\in\mathcal{J}} P_{ji} = P \right\}.$$

Asimismo, $P = \text{mín}\left\{\sum_{i\in\mathcal{I}} D_i, \sum_{j\in\mathcal{J}} G_j\right\}$ representa la generación agregada durante un déficit y la demanda agregada durante un superávit de energía.

Por otro lado, las restricciones (3.14) y (3.15) se reformulan para ser incorporadas. Dado que la suma de valores de potencia no negativos $\sum_{j\in\mathcal{J}} P_{ji} \geq 0$ ya está incluida en la formulación de las DR, únicamente es necesario garantizar que la potencia sea menor o igual a la generación neta o a la demanda neta. Es decir, para cada vendedor $j \in \mathcal{J}$:

$$\sum_{i\in\mathcal{I}} P_{ji} - G_j \leq 0, \tag{3.21}$$

y para cada comprador $i \in \mathcal{I}$:

$$\sum_{j\in\mathcal{J}} P_{ji} - D_i \leq 0. \tag{3.22}$$

Ahora bien, para satisfacer las restricciones (3.21) y (3.22), se formula la siguiente función Lagrangiana:

$$\mathcal{L}W_j(P_{ji}, \xi_j, \Omega_i) = -\left[\sum_{j\in\mathcal{J}} W_j + \xi_j\left(\sum_{i\in\mathcal{I}} P_{ji} - G_j\right) + \Omega_i\left(\sum_{j\in\mathcal{J}} P_{ji} - D_i\right)\right],$$

donde ξ_j y Ω_i son los multiplicadores de Lagrange y el problema primal-dual se expresa como

$$\min_{P_{ji}} \mathcal{L}W_j(P_{ji}, \xi_j, \Omega_i),$$

$$\max_{\xi_j, \Omega_i} \mathcal{L}W_j(P_{ji}, \xi_j, \Omega_i).$$

Posteriormente, las funciones de aptitud se definen como las derivadas parciales negativas de la función Lagrangiana [20]:

$$F_{P_{ji}} = -\frac{\partial \mathcal{L}W_j}{\partial P_{ji}}.$$

Entonces, la formulación de las DR se establece como

$$\dot{P}_{ji}(t) = P_{ji}\left(F_{P_{ji}}(t) - \bar{F}_{P_{ji}}(t)\right), \tag{3.23}$$

donde si (3.16), entonces

$$\bar{F}_{P_{ji}}(t) = \frac{\sum_{i\in\mathcal{I}}\sum_{j\in\mathcal{J}} P_{ji}F_{P_{ji}}}{\sum_{i\in\mathcal{I}} D_i},$$

y si (3.18), entonces

$$\bar{F}_{P_{ji}}(t) = \frac{\sum_{i\in\mathcal{I}}\sum_{j\in\mathcal{J}} P_{ji}F_{P_{ji}}}{\sum_{j\in\mathcal{J}} G_j}.$$

Es decir,

$$\bar{F}_{P_{ji}}(t) = \frac{\sum_{i\in\mathcal{I}}\sum_{j\in\mathcal{J}} P_{ji}F_{P_{ji}}}{\min\left\{\sum_{i\in\mathcal{I}} D_i, \sum_{j\in\mathcal{J}} G_j\right\}}.$$

Finalmente, se propone resolver el problema dual utilizando un método de ascenso por gradiente proyectado para ξ_j y Ω_i. Las funciones gradiente

correspondientes se definen como $F_{\xi_j} = \frac{\partial \mathcal{L}W_j}{\partial \xi_j}$ y $F_{\Omega_i} = \frac{\partial \mathcal{L}W_j}{\partial \Omega_i}$, y las dinámicas de maximización están dadas por

$$\dot{\xi}_j = \xi_j F_{\xi_j}, \tag{3.24}$$

$$\dot{\Omega}_i = \Omega_i F_{\Omega_i}, \tag{3.25}$$

donde los multiplicadores ξ_j y Ω_i escalan el gradiente para garantizar su positividad. Al resolver el sistema de ecuaciones diferenciales acopladas (3.23) - (3.25), se aborda el juego evolutivo respetando todas las restricciones formuladas, con el objetivo de maximizar el bienestar de los vendedores y de la comunidad.

3.3.4. Gestión económica del lado de los compradores

3.3.4.1. Bienestar del comprador

El bienestar de un comprador $i \in \mathcal{I}$ se define como

$$W_i = \pi_{gb} \sum_{j \in \mathcal{J}} P_{ji} \ln\left(\frac{1}{\pi_i + 1}\right) - \beta_i \sum_{\ell \neq i} \pi_\ell \sum_{j \in \mathcal{J}} P_{j\ell}. \tag{3.26}$$

El primer término de (3.26) corresponde a una utilidad asociada a los pagos realizados al adquirir una determinada cantidad de energía. En [7, 17, 35, 36], dichos pagos se modelan de forma lineal; no obstante, el modelo propuesto captura la percepción de satisfacción derivada de pagar un precio adecuado para asegurar el acceso al recurso, e incorpora simultáneamente la aversión al riesgo al emplear una función logarítmica en la que la utilidad decrece a medida que el precio aumenta. Además, de acuerdo con la definición de aversión relativa al riesgo presentada en [37, 38], este enfoque refleja que el riesgo del agente de no satisfacer su demanda neta también disminuye.

En el segundo término de (3.26) se tiene en cuenta la competencia por los recursos con otros compradores, donde β_i caracteriza el nivel de urgencia del comprador para adquirir la energía demandada. Además, π_i representa el precio que cada comprador racional fija con el objetivo de maximizar su bienestar, garantizando al mismo tiempo la satisfacción de sus necesidades energéticas.

Adicionalmente, dado que el comprador decide el precio y puede, de manera racional, proponer el valor mínimo posible, es necesario imponer la siguiente restricción para cada vendedor $j \in \mathcal{J}$:

$$H_j \leq \sum_{i \in \mathcal{I}} \pi_i P_{ji}, \tag{3.27}$$

la cual garantiza que los costos de generación estén, al menos, cubiertos por los ingresos obtenidos a partir de la energía vendida a todos los compradores.

Para los compradores, el problema de optimización tiene como objetivo maximizar su bienestar como función del precio de pago y se formula como

$$\max_{\pi_i} \sum_{i \in \mathcal{I}} W_i, \tag{3.28}$$

sujeto a la restricción (3.12) y a (3.27). La restricción (3.12) garantiza que el precio fijado por cada comprador para el intercambio de energía con los vendedores se encuentre dentro de los límites establecidos por la red principal. Esta condición asegura que el intercambio energético sea beneficioso tanto para vendedores como para compradores y contribuye a mantener la energía de los prosumidores dentro de la comunidad. Por su parte, la restricción (3.27) garantiza que los ingresos totales de los vendedores cubran los costos asociados a la producción de energía.

3.3.4.2. Metodología para abordar el problema de bienestar del comprador

El comportamiento de los compradores se modela utilizando un juego evolutivo similar al empleado para los vendedores. En este caso, la estrategia consiste en determinar el precio π_i que el comprador i está dispuesto a ofrecer para adquirir el recurso energético. Los vendedores envían las potencias que han decidido asignar a cada comprador $i \in \mathcal{I}$, lo cual influye en que el agente ajuste su oferta. Asimismo, la función de bienestar del modelo (3.28) busca minimizar los costos de los compradores, garantizando al mismo tiempo su acceso al recurso.

El modelo considera las restricciones (3.12) y (3.27). Para abordar la restricción (3.27), se sigue la misma formulación primal-dual descrita en la Sección 3.3.3.2. En este caso, la función Lagrangiana se define como

$$\mathcal{L}_{W_i}(\pi_i, \sigma_j) = -\left(\sum_{i\in\mathcal{I}} W_i + \sigma_j \left(H_j - \sum_{i\in\mathcal{I}} \pi_i P_{ji}\right)\right),$$

donde σ_j es la variable de relajación y su gradiente asociado está dado por $F_{\sigma_j} = \frac{\partial \mathcal{L}_{W_i}}{\partial \sigma_j}$. En consecuencia, la dinámica asociada a los multiplicadores de Lagrange se expresa como

$$\dot{\sigma_j} = \sigma_j F_{\sigma_j}. \tag{3.29}$$

Adicionalmente, es necesario modificar la formulación de las DR. En este caso, para satisfacer la condición $\sum_{i\in\mathcal{I}} \pi_i \leq |\mathcal{I}|\pi_{gs}$, (es decir, que la suma de los precios ofrecidos por los compradores sea menor o igual al precio de la red multiplicado por el número de compradores), se asume inicialmente que el tamaño de la población es igual a $|\mathcal{I}|\pi_{gs}$, el cual corresponde al límite superior de la suma de precios en la comunidad energética. Por lo tanto, como se mencionó previamente, las DR poseen la propiedad de permanecer dentro de un *simplex*

$$\Delta := \left\{\pi_i \geq 0 : i \in \mathcal{I}, \sum_{i\in\mathcal{I}} \pi_i = |\mathcal{I}|\pi_{gs}\right\}.$$

Sin embargo, a diferencia de otros casos, los precios no están restringidos a sumar un valor fijo, sino que deben ubicarse dentro del rango $[|\mathcal{I}|\pi_{gb}, |\mathcal{I}|\pi_{gs}]$ con el fin de maximizar el bienestar.

Por consiguiente, para garantizar la viabilidad de los precios, se adopta el enfoque propuesto en [31, 39], al cual se introduce un jugador virtual p que asigna un precio ficticio y actúa como una variable de excedente. Con esta modificación, se preserva la propiedad del *simplex*, es decir,

$$\sum_{i\in\mathcal{H}} \pi_i = |\mathcal{I}|\pi_{gs},$$

donde $\mathcal{H} = \mathcal{I} \cup \{p\}$. En consecuencia, se garantiza que $\sum_{i\in\mathcal{I}} \pi_i \leq |\mathcal{I}|\pi_{gs}$.

La selección de la función de aptitud para el jugador virtual p debe realizarse cuidadosamente para evitar perturbar el equilibrio de la solución o alterar la evolución de las aptitudes. En este trabajo, se asigna al jugador virtual la siguiente función de aptitud:

$$F_{\pi_p} = |\mathcal{I}|\pi_{gs} - \pi_p.$$

Esta función es proporcional a la diferencia entre el precio de venta de la red principal y el precio asignado al jugador virtual, π_p. En particular, π_p representa el excedente agregado entre el precio de la red y los precios decididos por los compradores $i \in \mathcal{I}$; es decir, corresponde a la porción del precio máximo de la red que no ha sido asumida por los compradores. De esta forma, al alinear π_p con el comportamiento colectivo de fijación de precios, la influencia del jugador virtual promueve el equilibrio entre las estrategias de precios de los compradores, sin distorsionar la dinámica evolutiva. Por su parte, las funciones de aptitud para los jugadores no virtuales $i \in \mathcal{I}$ están dadas por

$$F_{\pi_i} = -\frac{\partial \mathcal{L}_{W_i}}{\partial \pi_i}. \tag{3.30}$$

Finalmente, para incorporar la restricción del precio de la red (3.12), se introduce una modificación en el cálculo de la aptitud promedio. Esta modificación se aplica primero a $\pi_i(t)$, definiendo

$$\hat{\pi}_i(t) = (\pi_{gs} - \pi_i)(\pi_i - \pi_{gb})$$

para cada $i \in \mathcal{H}$. Adicionalmente, la aptitud promedio se calcula como [40]

$$\bar{F}_\pi = \frac{1}{\sum_{i\in\mathcal{H}} \hat{\pi}_i(t)} \sum_{i\in\mathcal{H}} F_{\pi_i} \hat{\pi}_i(t). \tag{3.31}$$

Con esta modificación, las DR se formulan como

$$\dot{\pi}_i = \hat{\pi}_i(t)(F_{\pi_i} - \bar{F}_\pi). \tag{3.32}$$

Por consiguiente, al resolver este sistema de ecuaciones se da por abordada la asignación óptima de los precios de los compradores de la CE.

3.3.5. Interacción entre vendedores y consumidores

La interacción entre los agentes del sistema se asemeja a la estructura de un JS, en el que los vendedores actúan como líderes y los compradores como seguidores. En este marco, las estrategias óptimas determinadas por los líderes se incorporan explícitamente en el problema de optimización de los seguidores, quienes responden ajustando sus propias estrategias con el fin de maximizar su bienestar.

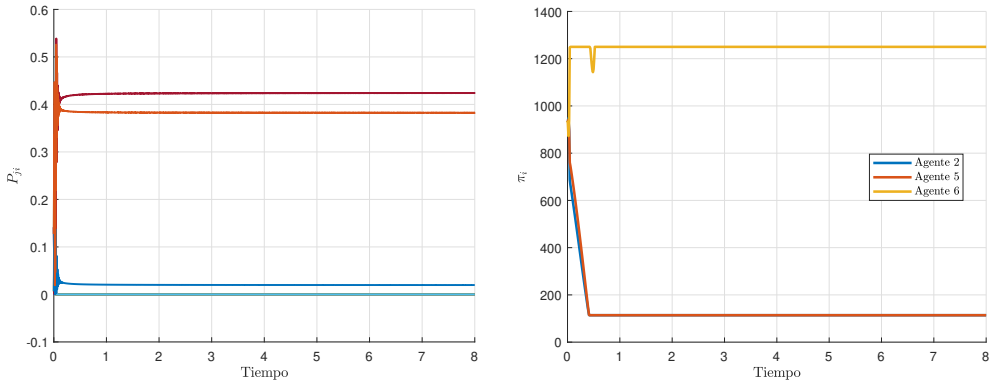
Gracias al uso de las DR, este proceso estratégico puede modelarse de forma continua mediante sistemas de ecuaciones diferenciales. En particular, al acoplar las ecuaciones presentadas en (3.23)–(3.25) y (3.32), se obtiene un sistema dinámico de mayor dimensión que describe simultáneamente la evolución de las estrategias de asignación de potencia P_{ji} y de fijación de precios π_i. Dichas estrategias se retroalimentan de manera continua a través de las señales intercambiadas entre vendedores y compradores. Esto permite capturar la adaptación mutua de los agentes y conduce al sistema hacia un equilibrio estable que corresponde al equilibrio de Stackelberg; es decir, se satisface que, para todo π_i y P_{ji}, se cumpla

$$W_i(\pi_i^\star, P_{ji}^\star) \geq W_i(\pi_i, P_{ji}^\star)$$

y

$$W_j(\pi_i^\star, P_{ji}^\star) \geq W_j(\pi_i^\star, P_{ji}).$$

A continuación, se presentan los resultados obtenidos del caso específico de las 18:00, franja horaria en la que la CE presenta un déficit de energía. Los valores de demanda, generación, *GDR* y energía excedente asignada al mercado P2P se resumen en la Tabla 3.4. En este escenario, tras la aplicación del mecanismo *GDR*, los agentes 1, 3 y 4 participan como vendedores, mientras que los agentes 2, 5 y 6 actúan como compradores. La Figura 3.5a ilustra la



(a) (b)

Figura 3.5: Evolución de las potencias (a) y de los precios (b) de los agentes de la CE

dinámica de las potencias, en tanto que la Figura 3.5b muestra la evolución del intercambio de precios.

Los resultados indican que el modelo propuesto determina un despacho completo de todos los vendedores. En este caso, solo las transacciones $P_{16} = 0{,}424$, $P_{36} = 0{,}02$ y $P_{46} = 0{,}382$ tienen asignado el recurso energético, mientras que las otras potencias son nulas. Además, cabe anotar que se verifica el cumplimiento de las restricciones de despacho: cuando la CE presenta déficit, toda la generación es usada para sí misma. Por su parte, el comprador 6, que registra una mayor demanda, paga un precio más alto.

3.4. Análisis y resultados

Para evaluar el impacto del programa de RD, cuyo objetivo es reducir las transacciones con la red principal y mejorar la autosuficiencia de la CE, se comparan los resultados obtenidos con y sin la implementación del programa de RD. Para este análisis, se emplean dos métricas [41]:

- Autoconsumo de la CE, definido como $SC = \sum_{j\in\mathcal{J}} \left(\frac{\sum_{i\in\mathcal{I}} P_{ji}}{D^n} \right)$, que representa la proporción de la demanda total que la comunidad satisface internamente. La Figura 3.6 muestra que el mayor impacto del programa de RD

se presenta entre las 01:00 y las 06:00, así como entre las 21:00 y las 24:00, intervalos en los que la diferencia entre ambos modelos es más pronunciada.

- Autosuficiencia de la CE, definida como $SS = \sum_{i \in \mathcal{I}} \left(\frac{\sum_{j \in \mathcal{J}} P_{ji}}{G^n} \right)$, que indica la proporción de la energía generada que se mantiene dentro de la comunidad. En la Figura 3.7 se observa una tendencia similar a la de la métrica SC, siendo el programa de RD el que aporta mayores beneficios durante los intervalos comprendidos entre 01:00 y 09:00 y entre 21:00 y 24:00.

Al analizar el horizonte temporal completo de 24 horas, se concluye que la implementación del programa de RD es fundamental para mejorar la autonomía de la CE con respecto a la red principal. La Figura 3.4 presenta las diferencias en las transacciones de energía con la red antes y después de aplicar el programa de RD. Para el caso 1, los resultados evidencian una reducción del 24 % en las ventas de energía a la red y una disminución del 53 % en las compras de energía desde la red, lo que confirma la efectividad del modelo de RD propuesto.

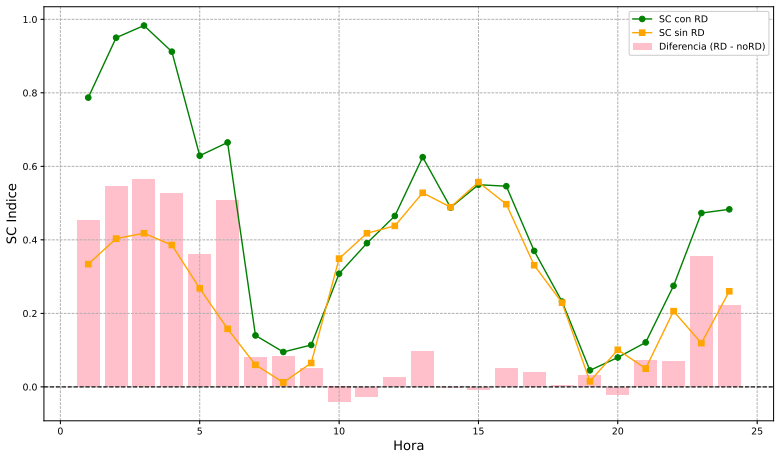


Figura 3.6: Comparación del autoconsumo (SC) a lo largo de 24 horas: diferencia entre los casos con y sin programa de RD

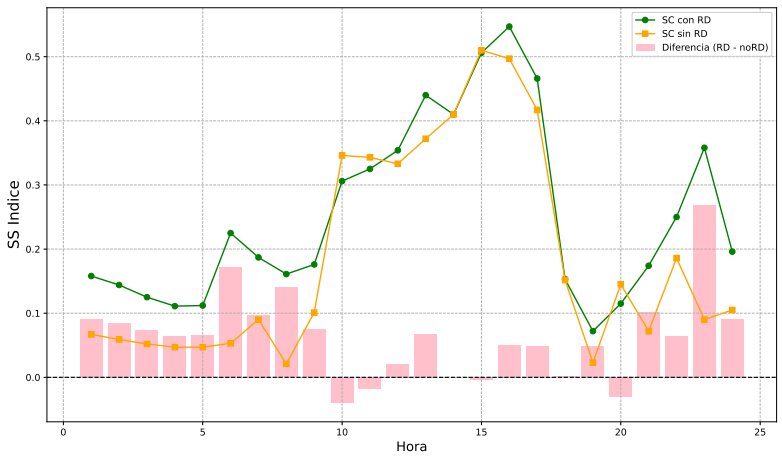


Figura 3.7: Comparación de la autosuficiencia (SS) a lo largo de 24 horas: diferencia entre los casos con y sin programa de RD

Ahora, se realiza un análisis de la implementación de la metodología presentada a lo largo de este capítulo, denominada de forma conjunta como el método DR. Este método incorpora las dinámicas evolutivas y un JS embebido en la evolución de las ecuaciones diferenciales propuestas en (3.23) y (3.32). Adicionalmente, se considera el método SG implementado en [42] y un método acoplado y no jerárquico que optimiza la suma de las funciones de bienestar presentadas en (3.26) y (3.10), el cual se resuelve mediante un método de punto interior (IP) en *Matlab*. Para este último caso, se propone una normalización basada en pesos en la función de bienestar, lo que da a lugar cuatro escenarios de estudio: el escenario base, donde los coeficientes asociados a las funciones son iguales a 1; el escenario $\text{IP}_{70,30}$, donde el coeficiente de (3.26) es 0.7 y el de (3.10) es 0.3; el escenario $\text{IP}_{90,10}$, con coeficientes de 0.9 para (3.26) y 0.1 para (3.10), y el escenario $\text{IP}_{30,70}$, con valores de 0.3 para (3.26) y 0.7 para (3.10).

Para comparar estos métodos, se calcula el error normalizado en el bienestar cuantitativo de los agentes de la comunidad. En el caso de los com-

pradores, este corresponde a los ahorros obtenidos por participar en la CE, definidos como

$$S_i = \pi_{gs} \sum_{j \in \mathcal{J}} P^{\star}_{ji} - \pi^{\star}_i \sum_{j \in \mathcal{J}} P^{\star}_{ji}.$$

Para los vendedores, el error corresponde a la recompensa adicional obtenida por participar en la CE, dada por

$$S_{R_j} = \sum_{i \in \mathcal{I}} \pi^{\star}_i P^{\star}_{ji} - \sum_{i \in \mathcal{I}} \pi_{gb} P^{\star}_{ji}.$$

Para los cuatro casos, la aplicación del método *IP* arroja resultados idénticos en términos de bienestar cuantitativo, definido como la suma de la recompensa adicional S_{R_j} obtenida por los generadores y los ahorros S_i logrados por los compradores que participan en la CE. Este resultado puede explicarse por el hecho de que las variables de decisión π_i (precios) y P_{ji} (potencias) varían entre los distintos casos ponderados, pero su combinación conduce al mismo resultado económico global, dado que los ahorros de los compradores y las ganancias de los vendedores se calculan en términos netos.

Por lo tanto, el error se calcula únicamente entre el método *IP* y los métodos DR y *SG*, ya que permanece invariante bajo los diferentes escenarios de normalización. La Figura 3.8 muestra que el error se mantiene por debajo del 6 %, tomando como referencia teórica el método acoplado y no jerárquico. Se destaca que las diferencias significativas se presentan únicamente en horas específicas del día, lo cual indica que, en términos generales, el método propuesto presenta un desempeño adecuado. Al calcular el error promedio, se obtiene un valor de 0.316 % para el método DR y de 0.410 % para el método *SG*.

Dado que el objetivo es demostrar que un método desacoplado y jerárquico puede ofrecer ventajas en el contexto de una CE, este estudio emplea dos métricas. La primera corresponde al índice global de equidad, definido como

$$IE = \frac{\sum_{i \in \mathcal{I}} S_i - \sum_{j \in \mathcal{J}} S_{R_j}}{\sum_{i \in \mathcal{I}} S_i + \sum_{j \in \mathcal{J}} S_{R_j}},$$

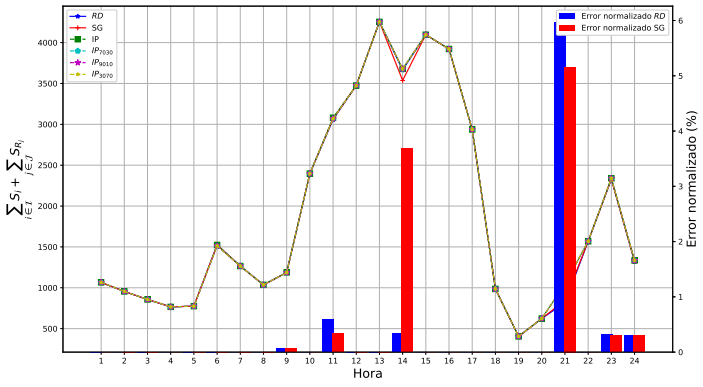


Figura 3.8: Comparación de algoritmos y error normalizado

donde se considera que el modelo promueve una mayor equidad dentro de la CE cuando la métrica se aproxima a cero, mientras que valores cercanos a -1 o 1 indican una mayor desigualdad. Un valor tendiente a -1 representa un modelo que favorece desproporcionadamente a los vendedores y un valor tendiente a 1 indica un modelo que beneficia principalmente a los compradores.

Adicionalmente, se evalúa la distribución del bienestar social con el fin de determinar si el modelo favorece de manera desproporcionada a alguno de los participantes, en particular si beneficia en mayor medida a vendedores o compradores. Para ello, se definen respectivamente las siguientes métricas:

$$PS = \frac{\sum_{i\in\mathcal{I}} S_i}{\sum_{i\in\mathcal{I}} S_i + \sum_{j\in\mathcal{J}} S_{R_j}} 100\,\%,$$

$$PSR = \frac{\sum_{j\in\mathcal{J}} S_{R_j}}{\sum_{i\in\mathcal{I}} S_i + \sum_{j\in\mathcal{J}} S_{R_j}} 100\,\%.$$

La Tabla 3.5 presenta el promedio de las métricas propuestas a lo largo de 24 horas para cada una de las metodologías implementadas. Se observa que los métodos DR y *SG* distribuyen el bienestar de manera más equitativa entre vendedores y compradores, promoviendo así una mayor justicia dentro de la comunidad. En contraste, el modelo acoplado y no jerárquico presenta

Tabla 3.5: Comparación de métricas entre los métodos DR, *SG* e *IP*

Métrica	**DR**	**SG**	**IP**	**IP**$_{70,30}$	**IP**$_{90,10}$	**IP**$_{30,70}$
IE	0.015	0.001	-0.891	-0.527	0.164	-0.988
PS (%)	50.747	50.028	5.436	23.630	58.213	0.589
PSR (%)	49.253	49.972	94.564	76.360	41.787	99.411

Nota: Los valores corresponden al promedio de las métricas evaluadas durante un horizonte de 24 horas para cada metodología implementada.

un índice de inequidad elevado (cercano a -1), junto con un valor de PSR del 94.56 %, lo que indica que este enfoque favorece significativamente a los vendedores en su caso base sin normalización. Para los casos IP$_{70,30}$ e IP$_{90,10}$, los índices de inequidad y distribución comienzan a variar, volviéndose más balanceados cuando la función de bienestar de los compradores se pondera con 0.9 y la de los vendedores con 0.1. Cabe destacar que, el ajuste de los parámetros de ponderación para lograr una equidad y distribución óptimas constituye una tarea compleja, algo que los métodos DR y *SG* logran de forma inherente, sin requerir parámetros adicionales. El efecto contrario se observa en el caso IP$_{30,70}$, donde el índice de inequidad se acentúa y el valor de PSR alcanza el 99.41 %, otorgando una clara ventaja económica a los vendedores. Esta situación podría desincentivar la participación de agentes en la CE.

3.5. Conclusiones

Se propone e implementa un SGE que tiene en cuenta la variabilidad de factores del sistema tales como la demanda, la generación, los precios y las necesidades de los agentes. El modelo integra un programa de RD con un parámetro de potencia flexible asociado a cada uno de los consumidores, lo que permite al sistema ajustar su operación ante necesidades especiales (por ejemplo, cargas vitales como las hospitalarias). Además, se consideran los costos de los diferentes REDs, limitando así el despacho de generadores costosos o ineficientes para prevenir la desestabilización de la CE. Asimismo, el modelo

prioriza el uso de la energía producida dentro de la CE para el autoconsumo de sus miembros.

Desde una perspectiva metodológica, se establece y aplica un SGE basado en teoría de juegos y optimización. Posterior a un modelamiento de los problemas de bienestar del lado del vendedor y comprador, se desarrolla una metodología que incorpora DR con relajación primal-dual para manejar las restricciones de desigualdad. Así, se obtiene un sistema continuo de ecuaciones diferenciales que emulan un JS.

Desde una perspectiva práctica, los resultados evidencian tres hallazgos centrales. Primero, la inclusión del programa de RD incrementa significativamente la autonomía de la comunidad: las ventas de energía a la red disminuyen en un 24 % y las compras de energía se reducen en un 53 %. Segundo, la comparación del bienestar alcanzado mediante los algoritmos *SG*, *IP* y el modelo propuesto muestra resultados equivalentes o superiores. Y tercero, se comparan el índice de equidad y la distribución del bienestar social de los modelos *SG* y DR con los de un enfoque totalmente acoplado y no jerárquico (es decir, el método *IP*). Se observa que los métodos RD y *SG* distribuyen el bienestar de manera más equitativa entre vendedores y compradores, promoviendo así una mayor equidad dentro de la comunidad. La implementación mediante *SG* y RD jerárquicos permite, además, una formulación desacoplada del problema que favorece la escalabilidad futura del sistema.

Como línea futura de investigación, se reconoce la necesidad de extender el modelo de gestión propuesto para considerar explícitamente la congestión de la red y las limitaciones físicas del sistema de distribución. Esto incluye la incorporación de términos de penalización sensibles a la congestión en las funciones de bienestar de los generadores, de manera que el despacho de energía refleje las restricciones de capacidad de las líneas, los cuellos de botella locales y las pérdidas eléctricas. Para ello, resulta viable introducir factores de ponderación basados en la distancia o la impedancia, con el fin de representar cómo la topología de la red afecta los flujos de energía. Asimismo, se considera necesario desarrollar una versión distribuida de los algoritmos propuestos para reforzar la seguridad de los agentes que participan en la CE.

Referencias

[1] K. Singh, R. Gadh, A. Singh, and C. Lal Dewangan, "Design of an optimal P2P energy trading market model using bilevel stochastic optimization," *Applied Energy*, vol. 328, p. 120193, 2022.

[2] E. Barabino, D. Fioriti, E. Guerrazzi, I. Mariuzzo, D. Poli, M. Raugi, E. Razaei, E. Schito, and D. Thomopulos, "Energy communities: A review on trends, energy system modelling, business models, and optimisation objectives," *Sustainable Energy, Grids and Networks*, vol. 36, p. 101187, 2023.

[3] J. Faraji, J. Allard, F. Vallée, and Z. De Grève, "On the limited observability of energy community members: An uncertainty-aware near-optimal bilevel programming approach," *Applied Energy*, vol. 381, p. 125177, 2025.

[4] W. Tushar, T. K. Saha, C. Yuen, D. Smith, and H. V. Poor, "Peer-to-peer trading in electricity networks: An overview," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 11, no. 4, pp. 3185–3200, 2020.

[5] V. K. Saini, R. Kumar, R. C. Bansal, C. Ghenai, M. Bettayeb, V. Terzija, E. Gryazina, P. Vorobev, *et al.*, "Multi agent framework for consumer demand response in electricity market: Applications and recent advancement," *Sustainable Energy, Grids and Networks*, vol. 40, p. 101550, 2024.

[6] A. Niromandfam, A. S. Yazdankhah, and R. Kazemzadeh, "Modeling demand response based on utility function considering wind profit maximization in the day-ahead market," *Journal of Cleaner Production*, vol. 251, p. 119317, 2020.

[7] B. Mao, D. Han, Y. Wang, X. Dong, and Z. Yan, "Pricing mechanism for community prosumers in decentralized electricity market," *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, vol. 9, no. 5, pp. 1905–1917, 2023.

[8] T. Perger, "Fair energy sharing in local communities: Dynamic participation of prosumers," in *2020 17th International Conference on the European Energy Market (EEM)*, pp. 1–6, 2020.

[9] T. Perger and H. Auer, "Dynamic participation in local energy communities with peer-to-peer trading," *Open Research Europe*, vol. 2, pp. 5–20, 2022.

[10] M. A. Amin, A. Suleman, M. Waseem, T. Iqbal, S. Aziz, M. T. Faiz, L. Zulfiqar, and A. M. Saleh, "Renewable energy maximization for Pelagic Islands network of microgrids through battery swapping using deep reinforcement learning," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 86196–86213, 2023.

[11] T. Perger, "Fair energy sharing in local communities: Dynamic participation of prosumers," in *2020 17th International Conference on the European Energy Market (EEM)*, pp. 1–6, IEEE, 2020.

[12] Y. Xia, Q. Xu, S. Li, R. Tang, and P. Du, "Reviewing the peer-to-peer transactive energy market: Trading environment, optimization methodology, and relevant resources," *Journal of Cleaner Production*, vol. 383, p. 135441, 2023.

[13] S. Suthar, S. H. C. Cherukuri, and N. M. Pindoriya, "Peer-to-peer energy trading in smart grid: Frameworks, implementation methodologies, and demonstration projects," *Electric Power Systems Research*, vol. 214, p. 108907, 2023.

[14] A. L. Bukar, M. F. Hamza, S. Ayub, A. K. Abobaker, B. Modu, S. Mohseni, A. C. Brent, C. Ogbonnaya, K. Mustapha, and H. O. Idakwo, "Peer-to-peer electricity trading: A systematic review on current developments and perspectives," *Renewable Energy Focus*, vol. 44, pp. 317–333, 2023.

[15] S. Xuanyue, X. Wang, X. Wu, Y. Wang, Z. Song, B. Wang, and Z. Ma, "Peer-to-peer multi-energy distributed trading for interconnected microgrids: A general Nash bargaining approach," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 138, p. 107892, 2022.

[16] X. Yu, D. Pan, and Y. Zhou, "A Stackelberg game-based peer-to-peer energy trading market with energy management and pricing mechanism: A case study in Guangzhou," *Solar Energy*, vol. 270, p. 112388, 2024.

[17] A. Paudel, K. Chaudhari, C. Long, and H. B. Gooi, "Peer-to-peer energy trading in a prosumer-based community microgrid: A game-theoretic model," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 66, no. 8, pp. 6087–6097, 2019.

[18] W.-P. Lee, D. Han, and D. Won, "Grid-oriented coordination strategy of prosumers using game-theoretic peer-to-peer trading framework in energy community," *Applied Energy*, vol. 326, p. 119980, 2022.

[19] M. Tofighi-Milani, S. Fattaheian-Dehkordi, M. Gholami, M. Fotuhi-Firuzabad, and M. Lehtonen, "A novel distributed paradigm for energy scheduling of islanded multiagent microgrids," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 83636–83649, 2022.

[20] E. Baron-Prada and E. Mojica-Nava, "A population games transactive control for distributed energy resources," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 130, p. 106874, 2021.

[21] B. Gao, C. Chen, Y. Qin, X. Liu, and Z. Zhu, "Evolutionary game-theoretic analysis for residential users considering integrated demand response," *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 9, no. 6, pp. 1500–1509, 2020.

[22] P. Saha, S. Sen, and P. Bera, "Hourly energy sharing model of peer-to-peer PV prosumers for microgrids with price-based demand response," in *2021 National Power Electronics Conference (NPEC)*, pp. 1–6, IEEE, 2021.

[23] E. Fernandez, M. Hossain, S. N. Ali, and V. Sharma, "An efficient P2P energy trading platform based on evolutionary games for prosumers in a community," *Sustainable Energy, Grids and Networks*, vol. 34, p. 101074, 2023.

[24] P. A. Gbadega and Y. Sun, "Centralized peer-to-peer transactive energy market approach in a prosumer-centric residential smart grid environment," *Energy Reports*, vol. 8, pp. 105–116, 2022.

[25] Y. Yang, X. Xu, L. Pan, J. Liu, J. Liu, and W. Hu, "Distributed Prosumer Trading in the Electricity and Carbon Markets Considering User Utility," *Renewable Energy*, vol. 228, p. 120669, 2024.

[26] L. Ma, N. Liu, J. Zhang, W. Tushar, and C. Yuen, "Energy management for joint operation of CHP and PV prosumers inside a grid-connected microgrid: A game theoretic approach," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 12, no. 5, pp. 1930–1942, 2016.

[27] W. Tushar, B. Chai, C. Yuen, D. B. Smith, K. L. Wood, Z. Yang, and H. V. Poor, "Three-party energy management with distributed energy resources in smart grid," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, no. 4, pp. 2487–2498, 2015.

[28] S. Chacón, K. Guerrero, G. Obando, and A. Pantoja, "Evaluating individual and community-based utility functions for energy demand response," in *2024 IEEE URUCON*, pp. 1–5, IEEE, 2024.

[29] L. Wang, Q. Zhou, Z. Xiong, Z. Zhu, C. Jiang, R. Xu, and Z. Li, "Security constrained decentralized peer-to-peer transactive energy trading in distribution systems," *CSEE journal of power and energy systems*, vol. 8, no. 1, pp. 188–197, 2021.

[30] M. H. Ullah, A. Alseyat, and J.-D. Park, "Distributed dynamic pricing in peer-to-peer transactive energy systems in smart grid," in *2020 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM)*, pp. 1–5, IEEE, 2020.

[31] G. D. Obando, N. Quijano, and A. D. Pantoja, "Population dynamics applied to building energy efficiency," in *2011 50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference*, pp. 4777–4782, IEEE, 2011.

[32] W. H. Sandholm, *Population games and evolutionary dynamics*. MIT press, 2010.

[33] J. Martinez-Piazuelo, N. Quijano, and C. Ocampo-Martinez, "Decentralized charging coordination of electric vehicles under feeder capacity cons-

traints," *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, vol. 9, no. 4, pp. 1600–1610, 2022.

[34] S. Chacón, E. Benavides, A. Pantoja, and G. Obando, "Optimization in a multi-microgrid peer-to-peer scenario with replicator dynamics," *Tecno-Lógicas*, vol. 27, no. 60, p. e2992, 2024.

[35] E. Kusatake and N. Shinomiya, "Optimization methods to improve efficiency and fairness in peer-to-peer energy trading," in *2022 37th International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications (ITC-CSCC)*, pp. 1–4, IEEE, 2022.

[36] A. Thomas, M. P. Abraham, and A. M. G, "Analysis of peer-to-peer energy trading in a dynamic environment using Stackelberg game," in *2021 Seventh Indian Control Conference (ICC)*, pp. 412–417, 2021.

[37] M.-C. Andreu, D. W. Michael, and R. G. Jerry, *Microeconomic theory*. Oxford University Press, 1995.

[38] J. W. Pratt, "Risk aversion in the small and in the large," *Econometrica*, vol. 44, no. 2, p. 420, 1976.

[39] A. Pantoja, N. Quijano, and G. Obando, "Biomimetic multizone temperature control," in *Handbook of Biomimetics and Bioinspiration: 2 Electromechanical Systems*, pp. 817–860, World Scientific, 2014.

[40] G. Obando and A. Pantoja, "A robust population dynamics model with carrying capacity constraints for centrally coordinated distributed optimization," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 100861 – 100874, 2025.

[41] M. Eklund, A. Voinov, M. Hossain, and K. Khalilpour, "Evaluating the interplay of community behaviour and microgrid design through optimisation modelling in local energy markets," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 210, p. 115271, 2025.

[42] S. Chacón, K. Guerrero, G. Obando, and A. Pantoja, "Welfare optimization in energy communities with P2P markets," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 23, no. 8, pp. 687–695, 2025.

Capítulo 4
OPTIMIZACIÓN DEL DESPACHO DE POTENCIA ACTIVA EN MICRORREDES INTERCONECTADAS: UN ENFOQUE BASADO EN REPLICADORES DINÁMICOS

Sara Melo, Germán Obando y Andrés Pantoja

*Contacto: Sara Melo; sgmelo@udenar.edu.co

Resumen: La creciente integración de recursos renovables y la complejidad de las microrredes interconectadas (MRI) exigen estrategias eficientes y escalables para el despacho económico de potencia activa (DEPAC). Los métodos centralizados, aunque precisos, implican alto costo computacional y riesgos de privacidad, mientras que los enfoques distribuidos suelen perder precisión en escenarios de gran escala o altamente restringidos. Este trabajo propone un algoritmo basado en dinámicas poblacionales, formulado con replicadores dinámicos (RD), para la resolución del problema de DEPAC en MRIs. El modelo propuesto incorpora funciones de barrera que garantizan factibilidad ante límites de generación y transferencia. Su arquitectura distribuida permite operar con información local y coordinación mínima. Se demuestra formalmente que el enfoque alcanza soluciones cercanas al óptimo global y cumple las restricciones operativas. Frente a técnicas tradicionales como la programación cuadrática (QP), el método propuesto ofrece mejor escalabilidad y reduce significativamente el tiempo computacional en casos de gran escala, posicionándose como alternativa viable para aplicaciones prácticas con restricciones sobre tiempo de ejecución de algoritmos de DEPAC.

Palabras clave: Microrredes interconectadas, despacho económico, optimización distribuida, dinámicas poblacionales, replicadores dinámicos.

4.1. Introducción

La transición hacia sistemas eléctricos sostenibles ha impulsado el desarrollo y la integración de Microrredes (MRs) y Microrredes Interconectadas (MRIs) como componentes clave en la gestión de recursos energéticos distribuidos. Estas arquitecturas ofrecen ventajas en términos de resiliencia, flexibilidad y penetración de energías renovables, al tiempo que introducen nuevos desafíos relacionados con la coordinación, la sostenibilidad y la confiabilidad. En este contexto, el Despacho Económico de Potencia Activa (DEPAC) surge como una tarea fundamental para garantizar la operación eficiente de las MRIs, cuyo objetivo es equilibrar la demanda y la generación del sistema completo al menor costo posible.

El DEPAC en MRIs ha sido ampliamente estudiado mediante enfoques centralizados y descentralizados [1, 2]. Los métodos centralizados proporcionan soluciones precisas; sin embargo, presentan problemas de escalabilidad, altos costos computacionales y la necesidad de disponer de información completa del sistema, lo que genera preocupaciones sobre la privacidad de los operadores locales, además de requerir infraestructuras de comunicación costosas. En contraste, los enfoques descentralizados y distribuidos han ganado relevancia como alternativas más flexibles, ya que permiten que cada generador o área optimice sus recursos de manera independiente con un intercambio de información reducido [3, 4]. En esta línea, se han desarrollado métodos basados en metaheurísticas, trabajos en teoría de juegos y técnicas de consenso [5, 6, 7]. Entre las principales ventajas de las soluciones distribuidas se encuentran la reducción de los costos de implementación y el aumento de la privacidad de los participantes del sistema [2, 8]. No obstante, persisten vacíos importantes en términos de escalabilidad, adaptabilidad en tiempo real y la ausencia de estudios que aborden escenarios interconectados de gran escala.

De manera paralela, la investigación en dinámicas poblacionales ha demostrado un gran potencial para abordar problemas de coordinación y optimización en sistemas multiagente. Originalmente desarrolladas en biología y economía [9, 10], estas técnicas han sido adaptadas al contexto energético para optimizar la gestión de MRs. Por ejemplo, estudios previos han aplicado Repli-

cadores Dinámicos (RD) para mejorar la eficiencia y la robustez del despacho de generadores [11, 12, 13]. Estos enfoques se destacan por su naturaleza distribuida, su capacidad de adaptación y su baja dependencia de infraestructuras de comunicación complejas. Sin embargo, la mayoría de las contribuciones se han centrado en MRs individuales o configuraciones radiales, dejando abierta la exploración de su aplicabilidad en MRIs, donde la complejidad de coordinación y las restricciones técnicas son mayores. En este sentido, resulta necesario explorar las dinámicas poblacionales como una herramienta para la gestión de MRIs, y abordar las problemáticas mencionadas previamente. Esto es, la limitada privacidad, alta carga computacional, falta de escalabilidad y uso de redes de comunicación costosas.

Este trabajo propone un algoritmo basado en dinámicas poblacionales para el problema de DEPAC en MRIs. Las principales contribuciones son: (i) el desarrollo de un modelo de despacho distribuido que incorpora funciones de barrera para garantizar la factibilidad bajo restricciones operativas y la convergencia a una solución cuasi-óptima, (ii) un análisis de desempeño y sensibilidad del modelo respecto a sus parámetros y (iii) la validación del enfoque propuesto en escenarios inspirados en sistemas de prueba estándar, evaluando su escalabilidad y robustez frente a un método convencional como la Programación Cuadrática (QP).

El resto de este trabajo se organiza de la siguiente manera: la Sección 4.2 presenta el planteamiento del problema de DEPAC. La Sección 4.3 describe el algoritmo propuesto basado en dinámicas poblacionales. La Sección 4.4 demuestra formalmente las propiedades del algoritmo, incluyendo el cumplimiento de restricciones y la convergencia a una solución cuasi-óptima. La Sección 4.5 describe los escenarios de simulación diseñados para evaluar el desempeño del algoritmo. Por último, la Sección 4.6 discute los resultados obtenidos. Finalmente, la Sección 4.7 presenta las conclusiones y el trabajo futuro.

4.2. Formulación del DEPAC

El problema de DEPAC en un sistema de MRIs tiene como objetivo minimizar el costo operativo total de las MRs, el cual incluye tanto los costos de generación como los de transmisión asociados a los intercambios de potencia entre MRs.

Considérese un sistema de MRIs conformado por un conjunto de M MRs, $\mathcal{M} = \{1, \ldots, M\}$, donde la i-ésima MR cuenta con un conjunto de G_i generadores, $\mathcal{G}_i = \{1, \ldots, G_i\}$. El problema de DEPAC se formula como [14]:

$$\begin{aligned} \min_{\boldsymbol{g}} J(\boldsymbol{g}) \coloneqq \quad & \min_{\boldsymbol{g}} \sum_{i \in \mathcal{M}} \sum_{k \in \mathcal{G}_i} C_i^{(k)}(g_i^{(k)}) \; + \\ & \sum_{i \in \mathcal{M}} \sum_{j \in \mathcal{M}, i \neq j} S_{ij}(t_{ij}). \end{aligned} \tag{4.1}$$

La función $C_i^{(k)}(g_i^{(k)})$ modela el costo del generador k en la MR i en función de su producción total $g_i^{(k)} = \sum_{j \in \mathcal{M}} g_{ij}^{(k)}$, donde $g_{ij}^{(k)}$ representa la potencia despachada desde el generador k de la MR i hacia la MR j. Por conveniencia notacional, se introduce el vector $\boldsymbol{g}$, el cual se obtiene concatenando todas las variables $g_{ij}^{(k)}$ para todo i, j y k. Asimismo, $S_{ij}(t_{ij})$ corresponde a la función de costo asociada a la transferencia total de potencia $t_{ij} = \sum_{k \in \mathcal{G}_i} g_{ij}^{(k)}$ desde la MR i hacia la MR j.

La mayoría de las restricciones técnicas del problema de despacho están relacionadas con la demanda de la i-ésima MR, denotada por L_i, los límites máximo y mínimo de generación de la unidad k dentro de la MR i, dados por $\overline{g}_i^{(k)}$ y $\underline{g}_i^{(k)}$, respectivamente, y la capacidad de la línea que conecta las MRs i y j, representada por $\overline{t}_{ij}$. En consecuencia, la minimización en (4.1) está sujeta a las siguientes restricciones:

$$\sum_{i \in \mathcal{M}} \sum_{k \in \mathcal{G}_i} g_{ij}^{(k)} = L_j, \quad \forall j \in \mathcal{M} \quad \text{(balance de potencia)} \tag{4.2a}$$

$$g_{ij}^{(k)} \geq 0, \quad \forall i, j \in \mathcal{M}, \forall k \in \mathcal{G}_i \quad \text{(no negatividad)} \tag{4.2b}$$

$$g_i^{(k)} \leq \overline{g}_i^{(k)}, \quad \forall i \in \mathcal{M}, \forall k \in \mathcal{G}_i \quad \text{(lím. máximo de gen.)} \tag{4.2c}$$

$$g_i^{(k)} \geq \underline{g}_i^{(k)}, \quad \forall i \in \mathcal{M}, \forall k \in \mathcal{G}_i \quad \text{(lím. mínimo de gen.)} \tag{4.2d}$$

$$0 \leq t_{ij} \leq \bar{t}_{ij}, \quad \forall i, j \in \mathcal{M}, i \neq j \quad \text{(capacidad de línea).} \tag{4.2e}$$

En esta formulación, las M restricciones dadas en (4.2a) corresponden al requerimiento de balance de potencia, es decir, la demanda que debe ser satisfecha en cada MR. Nótese que la formulación considera la potencia generada dentro de la MR j para autoconsumo cuando $i = j$, así como la potencia generada en la MR i y transmitida a la MR j cuando $i \neq j$. La restricción (4.2b) garantiza que la generación de cada unidad sea no negativa, ya sea para transmisión o autoconsumo.

Las ecuaciones (4.2c) y (4.2d) definen las restricciones de capacidad de generación para la unidad k en la MR i. Asimismo, la restricción en (4.2e) surge de la capacidad de intercambio energético entre MRs.

Adicionalmente, se asume que las funciones de costo $C_i^{(k)}$ y S_{ij} están dadas por [14]:

$$C_i^{(k)}(g_i^{(k)}) \coloneqq \alpha_i^{(k)}(g_i^{(k)})^2 + \beta_i^{(k)} g_i^{(k)} \tag{4.3a}$$

$$S_{ij}(t_{ij}) \coloneqq \begin{cases} \tau_{ij} t_{ij}, & i \neq j \\ 0, & i = j \end{cases}, \tag{4.3b}$$

donde $\alpha_i^{(k)}$ y $\beta_i^{(k)}$ son parámetros asociados a la tecnología de generación y al mantenimiento de la unidad k en la MR i, y τ_{ij} representa el costo de transmisión desde la MR i hacia la MR j. Se asume que $\alpha_i^{(k)}$ es estrictamente positivo, garantizando que las funciones de costo y, en consecuencia, la función objetivo $J(\boldsymbol{g})$ sean estrictamente convexas.

4.3. RD para el DEPAC

El problema de DEPAC descrito en (4.1)–(4.2) puede resolverse mediante un marco inspirado en la teoría de juegos evolutivos. Para ello, el problema de despacho se descompone en M juegos poblacionales interconectados, uno por cada demanda de MR, y se emplean RD para encontrar la solución óptima.

4.3.1. Modelo de RD

El modelo de RD está inspirado en la teoría de juegos evolutivos que describe cómo evolucionan las proporciones de individuos en una población a lo largo del tiempo en función de su desempeño o *fitness*. En este contexto, cada individuo adopta una estrategia mientras la *fitness* mide qué tan favorable es el entorno actual para dicha estrategia. Los modelos de RD simulan un proceso de selección natural en el cual las estrategias con mayor *fitness* tienen mayor probabilidad de ser replicadas dentro de la población [11].

Para introducir formalmente este modelo, considérese una población grande de jugadores, cada uno con acceso a un conjunto de estrategias $\mathcal{S}$. El tamaño total de la población es P, y la proporción de individuos que emplean la estrategia $s \in \mathcal{S}$ en el tiempo $t \geq 0$ se representa por $x_s(t) \geq 0$. La dinámica del modelo de RD está gobernada por la ecuación [15]:

$$\dot{x}_s(t) = \kappa x_s(t) \left(f_s(x) - \bar{f}(x) \right), \quad \forall s \in \mathcal{S}, \tag{4.4}$$

donde $\kappa > 0$ es un parámetro que ajusta la velocidad de evolución de los RD. Además, f_s representa la función de *fitness* de la estrategia s, y $\bar{f}(x)$ es la función de *fitness* promedio de la población, definida como:

$$\bar{f}(x) \coloneqq \frac{1}{P} \sum_{s \in \mathcal{S}} x_s(t) f_s(x). \tag{4.5}$$

La función de *fitness* desempeña un papel central en el modelo de RD. De acuerdo con (4.4), obsérvese que las estrategias con *fitness* superior al promedio incrementan su participación en la población, a diferencia de aquellas con *fitness* inferior que la reducen. Puede demostrarse que este comportamiento conduce al sistema hacia un estado de equilibrio en el cual todas las estrategias que son utilizadas por una fracción positiva de la población (esto es, $\{s \in \mathcal{S} : x_s > 0\}$) presentan el mismo nivel de *fitness*, mientras que las estrategias no utilizadas tienen una *fitness* menor. Esta condición conduce a una distribución poblacional en la cual ningún individuo puede incrementar su beneficio cambiando unilateralmente su estrategia, es decir, un equilibrio de Nash (una demostración formal de esta propiedad puede encontrarse en [16]).

Como se verá en la siguiente sección, bajo una analogía adecuada, el modelo de RD puede utilizarse para resolver el problema de DEPAC.

4.3.2. Analogía entre el DEPAC y los RD

Para cada MR $j \in \mathcal{M}$ se define un modelo de RD independiente cuyo objetivo es satisfacer la demanda L_j. La descripción del modelo es la siguiente:

- *Población:* La población total corresponde a la demanda L_j.
- *Estrategias:* Las estrategias disponibles son los generadores que pueden suministrar potencia a la MR j. Se asume que todas las MRs están interconectadas; por lo tanto, el conjunto de estrategias está formado por todos los generadores del sistema de MRIs, es decir, $\cup_{i\in\mathcal{M}}\mathcal{G}_i$. Para identificar los generadores del sistema, se utiliza el par (k,i) para referirse al generador k de la MR i.
- *Porción de la población jugando cada estrategia:* La fracción de la población que juega la estrategia (k,i) corresponde a la porción de la demanda L_j que es cubierta por el generador (k,i). Por lo tanto, esta variable coincide con la potencia despachada $g_{ij}^{(k)}$.
- *Función de fitness:* En el problema de DEPAC, la demanda debe ser satisfecha al priorizar generadores y transferencias de potencia con menor costo. En consecuencia, la función de *fitness* de la estrategia (k,i) se define como el negativo del costo marginal del generador más el negativo del costo marginal de transferir energía desde la MR i hacia la MR j, es decir,

$$f_{(i,k)} \coloneqq -\left(\frac{\partial C_i^{(k)}}{\partial g_i^{(k)}} + \frac{\partial S_{ij}}{\partial t_{ij}}\right) + B. \tag{4.6}$$

  Adicionalmente, se incluye una constante B que garantiza la positividad de la función de *fitness* (como se discute en [17], la positividad de la *fitness* asegura la robustez numérica de la solución de (4.4)).

4.3.3. Algoritmo RD con funciones de barrera para el DEPAC

Las soluciones del modelo de RD estándar en (4.4) satisfacen de manera inherente las restricciones (4.2a) y (4.2b) del problema de DEPAC (esta propiedad se desprende de los resultados reportados en [18]). Sin embargo, no existe garantía de que dichas soluciones cumplan con las restricciones de capacidad de generación en (4.2c) y (4.2d), ni con los límites de transmisión en (4.2e).

Para abordar esta limitación, se modifica la *fitness* definida en (4.6) incorporando funciones de barrera que generan fuertes desincentivos cuando las trayectorias de los RD se aproximan a las fronteras de las restricciones. En particular, se propone la siguiente función de *fitness* modificada:

$$f_{ij}^{(k)} \coloneqq f_{(i,k)} + R_{ij}^{(k)}, \tag{4.7}$$

donde $f_{(i,k)}$ es la *fitness* original definida en (4.6), y el término $R_{ij}^{(k)}$ corresponde a la suma de funciones de barrera diseñadas para penalizar la cercanía a los límites de las restricciones:

$$R_{ij}^{(k)} \coloneqq \underbrace{-\frac{\epsilon_{ub_i}^{(k)}}{\overline{g}_i^{(k)} - g_i^{(k)}}}_{\text{máximo de generación}} + \underbrace{\frac{\epsilon_{lb_i}^{(k)}}{g_i^{(k)} - \underline{g}_i^{(k)}}}_{\text{mínimo de generación}} \underbrace{-\frac{\epsilon_{tb_{ij}}}{\overline{t}_{ij} - t_{ij}}}_{\text{capacidad de línea, para } i \neq j}. \tag{4.8}$$

donde los parámetros $\epsilon_{ub_i}^{(k)}, \epsilon_{lb_i}^{(k)}, \epsilon_{tb_{ij}} > 0$ son coeficientes de penalización. Se tiene entonces que los valores mayores generan penalizaciones más fuertes a medida que las variables se aproximan a sus límites.

Las funciones de barrera propuestas imponen las restricciones operativas mediante el mecanismo de los RD, el cual compara la *fitness* de cada estrategia con el promedio poblacional. Por ejemplo, observando el primer término de (4.8), cuando la generación $g_i^{(k)}$ se aproxima por izquierda a su límite superior $\overline{g}_i^{(k)}$, las funciones de *fitness* $f_{ij}^{(k)}$ toman valores altamente negativos. Esto

garantiza que dichas funciones sean inferiores al promedio y fuercen la disminución de la potencia despachada $g_i^{(k)}$, alejándose de la frontera. De manera análoga, cuando la generación se aproxima al límite inferior $\underline{g}_i^{(k)}$, las *fitness* asociadas a $g_i^{(k)}$ adquieren valores elevados, superiores al promedio, impulsando un aumento de la generación y alejándola de dicha restricción.

Tal como se estableció en la analogía descrita en la Sección 4.3.2, se propone resolver simultáneamente un conjunto de M modelos de RD, uno por cada demanda del sistema de MRIs. Las ecuaciones del modelo asociado a la demanda L_j, $j \in \mathcal{M}$, están dadas por:

$$\dot{g}_{ij}^{(k)} = \kappa g_{ij}^{(k)} \left(f_{ij}^{(k)} - \hat{f}_j \right), \quad \forall i \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{G}_i, \tag{4.9}$$

donde la *fitness* promedio $\hat{f}_j$ se define como

$$\hat{f}_j \coloneqq \frac{1}{L_j} \sum_{i \in \mathcal{M}} \sum_{k \in \mathcal{G}_i} g_{ij}^{(k)} f_{ij}^{(k)}. \tag{4.10}$$

Esta formulación da lugar a M sistemas dinámicos paralelos. El acoplamiento entre ellos surge debido a que la generación total $g_i^{(k)}$ y su correspondiente función de barrera en el juego j dependen de los despachos $g_{il}^{(k)}$ provenientes de todos los demás juegos $l \in \mathcal{M}$.

Una representación gráfica de la información requerida para implementar el enfoque basado en RD propuesto, denominado en adelante algoritmo de RD para el Despacho Económico de Potencia Activa (RD-DEPAC), se muestra en la Figura 4.1, la cual ilustra un sistema de MRIs con dos MRs, cada una con dos unidades de generación que deben abastecer las demandas L_1 y L_2, respectivamente. Puede observarse que el número de variables del sistema depende del número de áreas y del número de generadores por MR. Cada variable representa la contribución de un generador, ya sea a su propia MR o a otra distinta. Por lo tanto, el cumplimiento de la demanda de cada área involucra las contribuciones de todos los generadores del sistema.

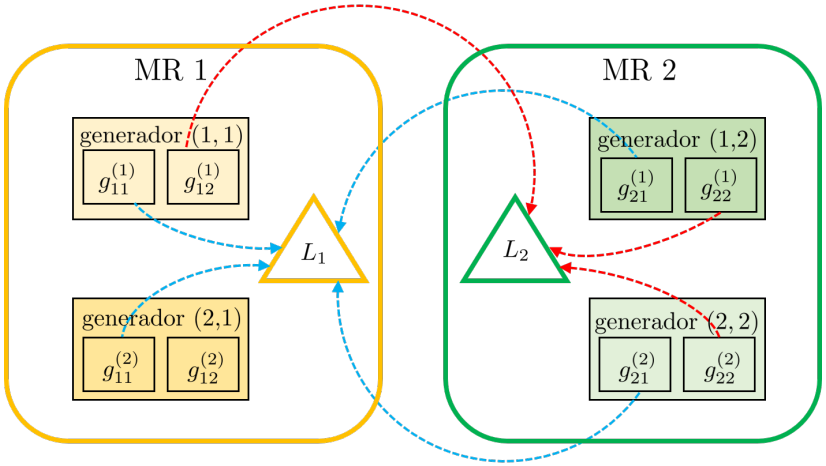


Figura 4.1: Esquema de un problema de DEPAC para un escenario con dos MRs interconectadas. Cada MR tiene dos unidades de generación. El conjunto de generadores debe satisfacer las demandas L_1 y L_2

4.4. Propiedades del algoritmo RD-DEPAC

Los siguientes resultados demuestran que el algoritmo propuesto basado en RD resuelve el problema de DEPAC.

Teorema 4.1 ***(Cumplimiento de restricciones)*****:** El conjunto de soluciones factibles del problema de DEPAC, definido por las restricciones en (4.2), es un conjunto invariante para el algoritmo RD-DEPAC. Es decir, toda trayectoria que inicia en una condición inicial factible permanecerá dentro de la región factible para todo tiempo.

Demostración. La invariancia del conjunto factible se demuestra analizando cada restricción. En primer lugar, se analizan el balance de potencia (4.2a) y la no negatividad (4.2b), con lo cual se aprecia que el modelo de RD satisface estas restricciones de manera inherente. Ahora bien, la derivada temporal de la potencia total suministrada a la MR j está dada por:

$$\frac{d}{dt}\sum_{i,k} g_{ij}^{(k)} = \sum_{i,k} \dot{g}_{ij}^{(k)} = \sum_{i,k} \kappa g_{ij}^{(k)}(f_{ij}^{(k)} - \hat{f}_j)$$
$$= \kappa\left(\sum_{i,k} g_{ij}^{(k)} f_{ij}^{(k)} - \hat{f}_j \sum_{i,k} g_{ij}^{(k)}\right).$$

Por definición en (4.10), se tiene que $\sum_{i,k} g_{ij}^{(k)} f_{ij}^{(k)} = L_j \hat{f}_j$. Si se parte de una condición inicial tal que $\sum_{i,k} g_{ij}^{(k)}(0) = L_j$, la expresión anterior se reduce a $\kappa(L_j\hat{f}_j - \hat{f}_j L_j) = 0$. Por lo tanto, la restricción de balance de potencia (4.2a) se satisface para todo tiempo. Adicionalmente, el término $g_{ij}^{(k)}$ en (4.9) garantiza que si para algún tiempo t, $g_{ij}^{(k)}(t) = 0$, entonces $\dot{g}_{ij}^{(k)}(t) = 0$, lo que impide que la trayectoria viole la restricción de no negatividad (4.2b).

A continuación, se analizan los límites de generación y de transmisión dados por (4.2c)–(4.2e). Estas restricciones de desigualdad son impuestas mediante las funciones de barrera incluidas en $R_{ij}^{(k)}$. Considérese el límite superior de generación (4.2c). Cuando la generación total de una unidad $g_i^{(k)} = \sum_j g_{ij}^{(k)}$ se aproxima a su límite $\overline{g}_i^{(k)}$, el término de barrera $-\epsilon_{ub_i}^{(k)}/(\overline{g}_i^{(k)} - g_i^{(k)})$ tiende a $-\infty$. Esto provoca que la *fitness* $f_{ij}^{(k)}$ de dicha unidad tienda a $-\infty$ para todo j. En consecuencia, $f_{ij}^{(k)} < \hat{f}_j$, lo que hace que $\dot{g}_{ij}^{(k)}$ sea negativo y fuerza a que el despacho $g_{ij}^{(k)}$ disminuya, evitando así la violación de la restricción. Un razonamiento análogo se aplica al límite superior de transmisión (4.2e).

Por el contrario, para el límite inferior de generación (4.2d), cuando $g_i^{(k)}$ se aproxima a su mínimo $\underline{g}_i^{(k)}$, el término de barrera $\epsilon_{lb_i}^{(k)}/(g_i^{(k)} - \underline{g}_i^{(k)})$ tiende a $+\infty$. Esto hace que la *fitness* $f_{ij}^{(k)}$ tienda a $+\infty$, resultando en $f_{ij}^{(k)} > \hat{f}_j$. Debido a ello, $\dot{g}_{ij}^{(k)}$ es positivo, lo que fuerza al despacho $g_{ij}^{(k)}$ a incrementarse y alejarse del límite inferior. Por lo tanto, se garantiza la evolución de las dinámicas dentro de la región factible definida por (4.2). □

Una vez garantizado el cumplimiento de las restricciones, se procede a analizar la optimalidad. Para ello, se reformula el problema de DEPAC como la maximización de una función potencial cóncava. Esta reformulación permite utilizar los resultados presentados en [19, 17] sobre la convergencia de RD a

soluciones óptimas en juegos potenciales. En particular, se incorporan la función de costo en (4.1) y las restricciones (4.2c)–(4.2e) en una función potencial $V(\boldsymbol{g})$ definida como:

$$\begin{aligned} V(\boldsymbol{g}) \coloneqq & - J(\boldsymbol{g}) + \sum_{i \neq j} \epsilon_{tb_{ij}} \ln(\overline{t}_{ij} - t_{ij}) \\ & + \sum_{i,k} \left(\epsilon_{ub_i}^{(k)} \ln(\overline{g}_i^{(k)} - g_i^{(k)}) + \epsilon_{lb_i}^{(k)} \ln(g_i^{(k)} - \underline{g}_i^{(k)}) \right), \end{aligned} \tag{4.11}$$

donde los términos logarítmicos están asociados a las funciones de barrera definidas en (4.8). De forma análoga a los métodos de punto interior, $V(\boldsymbol{g})$ genera un nuevo problema de optimización cuasi no restringido en el interior del conjunto factible. En efecto, el problema de DEPAC es ahora equivalente a maximizar $V(\boldsymbol{g})$ sujeto únicamente a la restricción de balance de potencia (4.2a) y a la no negatividad en (4.2b), las cuales son satisfechas inherentemente por RD (véase la demostración del Teorema 4.1).

Teorema 4.2 ***(Optimalidad)*:** El único maximizador de $V(\boldsymbol{g})$ sujeto a (4.2a) y (4.2b) es asintóticamente estable bajo las dinámicas RD-DEPAC.

Demostración. La demostración se construye mostrando que el problema de DEPAC reformulado es un juego de potencial completo (*full potential game*) cuya función potencial $V(\boldsymbol{g})$ es estrictamente cóncava. Esta propiedad permite aplicar directamente los resultados de convergencia presentados en [17].

Primero, se verifica que la función de *fitness* $f_{ij}^{(k)}$ definida en (4.7) corresponde al gradiente de la función potencial $V(\boldsymbol{g})$ definida en (4.11). En particular,

$$\begin{aligned} \frac{\partial V}{\partial g_{ij}^{(k)}} &= -\frac{\partial J}{\partial g_{ij}^{(k)}} - \frac{\epsilon_{ub_i}^{(k)}}{\overline{g}_i^{(k)} - g_i^{(k)}} + \frac{\epsilon_{lb_i}^{(k)}}{g_i^{(k)} - \underline{g}_i^{(k)}} - \frac{\epsilon_{tb_{ij}}}{\overline{t}_{ij} - t_{ij}} \\ &= -\left(\frac{\partial C_i^{(k)}}{\partial g_i^{(k)}} + \frac{\partial S_{ij}}{\partial t_{ij}} \right) + R_{ij}^{(k)} \\ &= f_{(i,k)} + R_{ij}^{(k)}. \end{aligned}$$

Esta expresión coincide con la *fitness* $f_{ij}^{(k)}$ definida en (4.7). Por lo tanto, el problema corresponde a un juego de potencial completo.

En segundo lugar, se analiza la concavidad de $V(\boldsymbol{g})$. La función de costo original $J(\boldsymbol{g})$ es estrictamente convexa debido a que los coeficientes $\alpha_i^{(k)}$ son positivos. En consecuencia, $-J(\boldsymbol{g})$ es estrictamente cóncava. Además, los términos de barrera logarítmicos son también funciones estrictamente cóncavas. Como suma de funciones estrictamente cóncavas, $V(\boldsymbol{g})$ resulta ser estrictamente cóncava.

Dadas estas dos propiedades, se pueden aplicar los resultados en [17, Proposición 5] y [17, Teorema 1] para garantizar que las trayectorias del algoritmo RD-DEPAC convergen al único maximizador de $V(\boldsymbol{g})$. □

Observación 4.1: Cuando $\epsilon_{ub_i}^{(k)}, \epsilon_{lb_i}^{(k)}, \epsilon_{tb_{ij}} \to 0$, la solución del problema penalizado máx $V(\boldsymbol{g})$ sujeto a (4.2a) y (4.2b) converge a la solución del problema original de DEPAC. Esta propiedad establece la validez del enfoque propuesto.

4.5. Casos de estudio

Para evaluar el desempeño del algoritmo RD-DEPAC, se realizan pruebas en tres escenarios diferentes.

4.5.1. Caso de estudio I (CE1)

El sistema IEEE de 30 nodos es un punto de referencia ampliamente adoptado para la evaluación de algoritmos de optimización, análisis de flujo de potencia y planeación operativa [14]. Para el primer caso de estudio, la configuración del sistema en mención fue modificada (adaptada de [20]) y dividida en tres áreas distintas, cada una con dos unidades de generación y una demanda relativamente baja en comparación con su capacidad de generación. Específicamente, las demandas se fijan como sigue: $L_1 = 16$ MW, $L_2 = 6{,}5$ MW y $L_3 = 2{,}5$ MW. Este escenario representa un sistema con un número reducido de MRIs y un nivel medio de estrés operativo, entendido como la ausencia de múltiples condiciones que empujen las variables de generación o

transmisión hacia sus respectivos límites. Los parámetros detallados de las unidades generadoras, incluyendo sus coeficientes de costo ($\alpha_i^{(k)}$, $\beta_i^{(k)}$) y límites operativos ($\underline{g}_i^{(k)}$, $\overline{g}_i^{(k)}$), se presentan en la Tabla 4.1. Las capacidades de las líneas de transmisión ($\bar{t}_{ij}$) y los costos unitarios de transmisión (τ_{ij}) entre MRs se resumen en la Tabla 4.2. Por su parte, la configuración adaptada se ilustra en la Figura 4.2.

Tabla 4.1: Parámetros de los generadores del CE1

Generador	$\alpha_{\mathbf{i}}^{(\mathbf{k})}$ **(\$/MW²h)**	$\beta_{\mathbf{i}}^{(\mathbf{k})}$ **(\$/MWh)**	$\underline{\mathbf{g}}_{\mathbf{i}}^{(\mathbf{k})}$ **(MW)**	$\overline{\mathbf{g}}_{\mathbf{i}}^{(\mathbf{k})}$ **(MW)**
$g_1^{(1)}$	2.00	2.00	0	8
$g_1^{(2)}$	1.75	1.75	0	8
$g_2^{(1)}$	2.50	2.50	0	4
$g_2^{(2)}$	3.00	3.00	0	3
$g_3^{(1)}$	8.34	3.25	1	5
$g_3^{(2)}$	6.25	1.00	1	5.5

Tabla 4.2: Parámetros de las líneas de transmisión del CE1

Línea (MR i a MR j)	**Capacidad $\bar{t}_{ij}$ (MW)**	**Costo τ_{ij} (\$/MWh)**
$1 \rightarrow 2$	3	2.0
$1 \rightarrow 3$	3	1.0
$2 \rightarrow 1$	3	5.0
$2 \rightarrow 3$	3	1.5
$3 \rightarrow 1$	3	1.0
$3 \rightarrow 2$	3	2.0

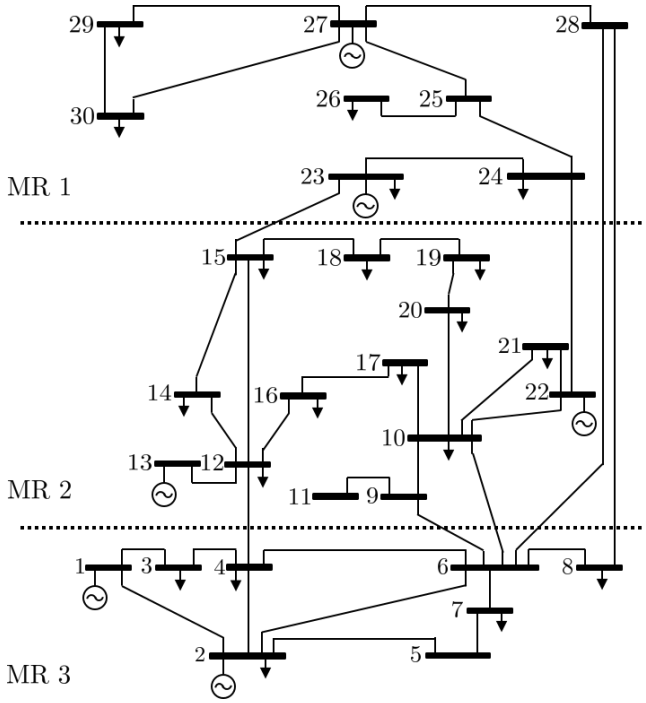


Figura 4.2: Esquema del sistema IEEE de 30 nodos modificado y usado para el CE1 (adaptado de [20])

4.5.2. Caso de estudio II (CE2)

Este caso corresponde a un sistema de mayor escala compuesto por 7 MRIs y 27 unidades generadoras, cuyos parámetros se presentan en la Tabla 4.3. Las demandas del sistema ($L_1 = 2$ MW, $L_2 = 4$ MW, $L_3 = 3{,}5$ MW, $L_4 = 6$ MW, $L_5 = 10$ MW, $L_6 = 29$ MW y $L_7 = 12$ MW) están diseñadas para producir posibles congestiones y operación cercana a los límites. Esto se hace con el fin de evaluar la robustez del algoritmo en la satisfacción de las restricciones del problema. Las capacidades de las líneas de transmisión del CE2, así como los costos de transmisión, se detallan en la Tabla 4.4.

Tabla 4.3: Parámetros de los generadores del CE2

Gen.	$\alpha_i^{(k)}$ **(\$/MW²h)**	$\beta_i^{(k)}$ **(\$/MWh)**	$\underline{g}_i^{(k)}$ **(MW)**	$\overline{g}_i^{(k)}$ **(MW)**	**Gen.**	$\alpha_i^{(k)}$ **(\$/MW²h)**	$\beta_i^{(k)}$ **(\$/MWh)**	$\underline{g}_i^{(k)}$ **(MW)**	$\overline{g}_i^{(k)}$ **(MW)**
$g_1^{(1)}$	1	1	0.2	5	$g_5^{(4)}$	2	5	0.5	3
$g_1^{(2)}$	2	1	0.3	5	$g_5^{(5)}$	3	0	1.5	6
$g_2^{(1)}$	3	1	0.2	5	$g_5^{(6)}$	3	0	1.5	6
$g_2^{(2)}$	4	1	0.3	5	$g_6^{(1)}$	2	1	0.1	5
$g_2^{(3)}$	4	1	0.1	2	$g_6^{(2)}$	4	2	0.22	5
$g_3^{(1)}$	2	1	0.1	5	$g_6^{(3)}$	1	3	0.1	4
$g_3^{(2)}$	4	2	2.0	5	$g_6^{(4)}$	2	5	0.5	3
$g_3^{(3)}$	1	3	0.1	4	$g_6^{(5)}$	3	0	1.5	6
$g_3^{(4)}$	2	5	1.0	3	$g_6^{(6)}$	3	0	1.5	6
$g_4^{(1)}$	3	1	0.1	5	$g_6^{(7)}$	1	0	0.1	2
$g_4^{(2)}$	4	2	0.22	5	$g_7^{(1)}$	3	1	0.2	5
$g_5^{(1)}$	2	1	0.1	5	$g_7^{(2)}$	4	1	0.3	5
$g_5^{(2)}$	4	2	0.22	5	$g_7^{(3)}$	4	1	0.1	2
$g_5^{(3)}$	1	3	0.1	4					

4.5.3. Caso de estudio III (CE3)

Con el fin de evaluar la escalabilidad del algoritmo RD-DEPAC bajo escenarios de MRIs progresivamente más grandes, se realizó una serie de pruebas en las que el número de MRIs varía desde 2 hasta 75. En cada prueba se añade una MR idéntica a una referencia predefinida. Esta MR de referencia incluye tres unidades generadoras y una demanda constante de $L = 6$ MW. Los parámetros y límites operativos de cada unidad se detallan en la Tabla 4.5. Todas las capacidades de las líneas de transmisión se fijan en 2 MW y los costos de transmisión se muestrean aleatoriamente a partir de una distribución uniforme $\mathcal{U}(0{,}2, 2)$ \$/MW.

4.5.4. Métricas de desempeño

Las métricas empleadas para evaluar el desempeño del algoritmo son:

- *Precisión de la solución:* Normas euclidiana e infinita del vector de error entre las soluciones del DEPAC obtenidas mediante el algoritmo RD-DEPAC y un algoritmo estándar de QP [21].
- *Desempeño económico:* Error porcentual en el valor de la función de costo total alcanzado por el algoritmo RD-DEPAC en comparación con QP.

Tabla 4.4: Parámetros de las líneas de transmisión del CE2

Línea $i-j$	**Cap.** $\bar{t}_{ij}$ **(MW)**	**Costo** τ_{ij} **(\$/MWh)**	**Costo** τ_{ji} **(\$/MWh)**	**Línea** $i-j$	**Cap.** $\bar{t}_{ij}$ **(MW)**	**Costo** τ_{ij} **(\$/MWh)**	**Costo** τ_{ji} **(\$/MWh)**
1–2	5	0.5	1.5	3–4	2	1.0	1.0
1–3	3	0.2	1.0	3–5	2	1.0	0.2
1–4	3	1.0	1.0	3–6	3	3.0	1.0
1–5	5	1.0	1.0	3–7	2	2.0	1.0
1–6	3	3.0	1.0	4–5	1	1.0	1.0
1–7	3	2.0	3.0	4–6	3	3.0	3.0
2–3	3	2.5	2.0	4–7	2	2.0	1.0
2–4	2	1.0	2.0	5–6	3	3.0	1.0
2–5	3	1.0	0.5	5–7	3	2.0	3.0
2–6	3	3.0	2.0	6–7	2	2.0	1.0
2–7	2	2.0	2.0				

Tabla 4.5: Parámetros de los generadores de la MR de referencia para el CE3

Generador	$\alpha_i^{(k)}$ **(\$/MW²h)**	$\beta_i^{(k)}$ **(\$/MWh)**	$\underline{g}_i^{(k)}$ **(MW)**	$\overline{g}_i^{(k)}$ **(MW)**
$g_1^{(1)}$	1.00	1.00	0.5	10
$g_1^{(2)}$	2.00	1.00	1	10
$g_1^{(3)}$	4.00	0	2	5

- *Tiempo de convergencia:* Tiempo de ejecución requerido por el algoritmo para alcanzar la solución. Las pruebas se realizaron en MATLAB R2024b en un computador con un procesador Intel Core i7-13700H de 2.40 GHz y 24 GB de RAM, bajo un sistema operativo Windows de 64 bits.
- *Factibilidad:* Verificación de que la solución alcanzada mediante el algoritmo satisface todas las restricciones operativas definidas en (4.2) (balance de potencia, positividad, límites de generación y capacidades de línea).

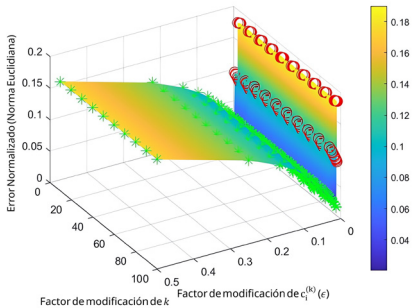
4.6. Resultados y discusión

La primera parte de esta sección analiza cómo la sintonización de los coeficientes de barrera y del parámetro que ajusta la velocidad de la dinámica afecta el comportamiento y la efectividad del algoritmo RD-DEPAC. La segunda parte presenta una comparación con un método QP convencional.

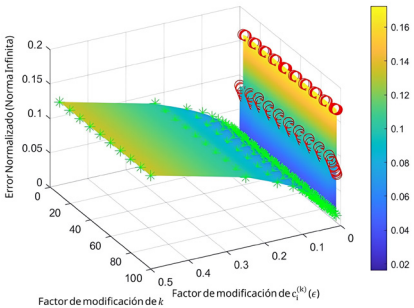
4.6.1. Impacto de las penalizaciones de límites de generación y transmisión, y de la ganancia κ

Las Figuras 4.3 y 4.4 ilustran un análisis de sensibilidad del desempeño del algoritmo RD-DEPAC en relación con cambios en los parámetros κ, $\epsilon_{ub_i}^{(k)}$, $\epsilon_{lb_i}^{(k)}$ y $\epsilon_{tb_{ij}}$, donde la ganancia κ varía entre 0.001 y 1. Para simplificar el análisis, los parámetros de penalización se modifican simultáneamente en cada caso de prueba. Estas penalizaciones asociadas a restricciones de generación se definen como $\epsilon_{lb_i}^{(k)} = \epsilon_{ub_i}^{(k)} = \epsilon C_i^{(k)}(\overline{g}_i^{(k)})$, mientras que las penalizaciones por límites de transmisión se establecen como $\epsilon_{tb_{ij}} = \epsilon S_{ij}(\bar{t}_{ij})$. $C_i^{(k)}(\overline{g}_i^{(k)})$ representa la función de costos de generación evaluada en el límite máximo de generación de la unidad i en la MR k y $S_{ij}(\bar{t}_{ij})$ corresponde a la función de costos de transmisión evaluada en el límite máximo de transmisión entre las MRs i y j. Por su parte, el factor de escala común ϵ varía entre 0.01 y 1. Cuando $\epsilon = 0{,}01$, los coeficientes de penalización equivalen al 1 % de sus respectivos costos máximos, por lo que su impacto en la función de *fitness* es mucho menor que los costos operativos típicos. En contraste, cuando $\epsilon = 1$, el impacto de las penalizaciones es del mismo orden de magnitud que el costo de generación del sistema. En las Figuras 4.3 y 4.4, cada configuración de parámetros se representa mediante un marcador: los asteriscos verdes indican soluciones factibles que satisfacen todas las restricciones operativas, mientras que los círculos rojos señalan configuraciones en las que al menos una restricción es violada.

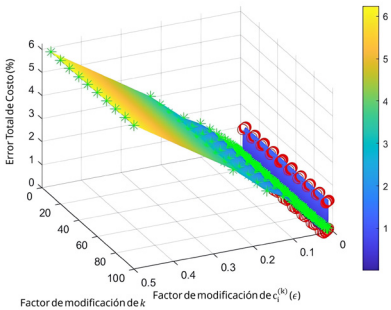
Ahora bien, la selección de los coeficientes de penalización influye directamente en la capacidad del algoritmo para producir soluciones factibles y precisas. Como se observa en las Figuras 4.3 y 4.4, valores pequeños de ϵ pueden conducir a violaciones de restricciones debido a una penalización insuficiente,



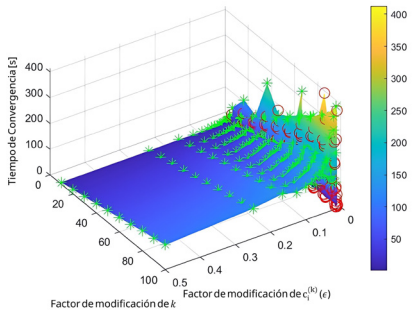
(a) Norma Euclideana del vector error del CE1



(b) Norma infinita del cector error del CE1

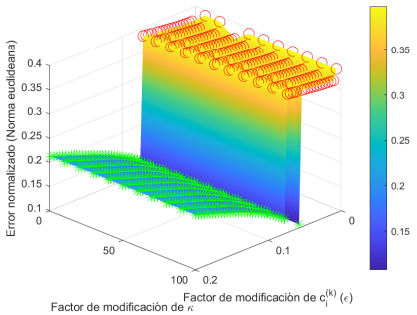


(c) Porcentaje de error en la función de costos total del CE1

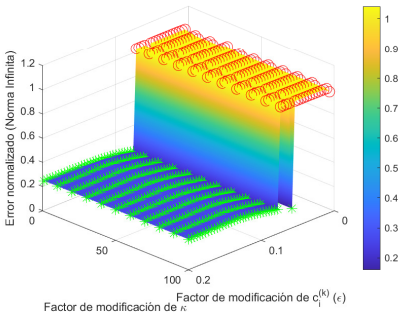


(d) Tiempo de convergencia del CE1

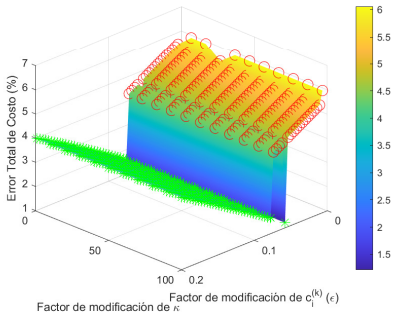
Figura 4.3: Métricas de desempeño del CE1



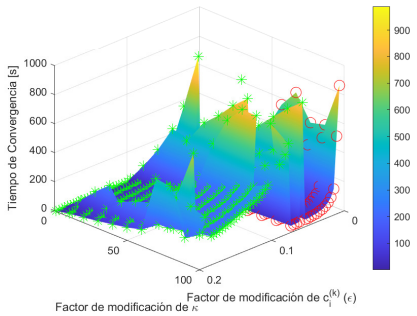
(a) Norma Euclideana del vector error del CE2



(b) Norma infinita del vector error del CE2



(c) Porcentaje de error en la función de costos total del CE2



(d) Tiempo de convergencia del CE2

Figura 4.4: Métricas de desempeño del CE2

mientras que valores excesivamente grandes pueden comprometer la precisión de la solución. Una calibración adecuada permite alcanzar un equilibrio entre el cumplimiento de las restricciones y la exactitud de la solución.

En escenarios exigentes, como los del CE2, el modelo respeta de manera consistente los límites operativos, incluso cuando la generación y la transferencia de potencia se aproximan a sus límites, siempre que ϵ esté correctamente calibrado, es decir, cuando adopta valores suficientemente grandes. Las gráficas de error normalizado (normas euclidiana e infinita), junto con el error porcentual en el valor de la función de costo total, ponen de manifiesto el compromiso entre factibilidad y precisión, destacando la importancia de una adecuada sintonización de los coeficientes de penalización.

Una diferencia notable entre los resultados del CE1 y del CE2 radica en la sensibilidad de cada escenario a la calibración del parámetro ϵ. Como se muestra en la Figura 4.3, las violaciones de restricciones ocurren para valores de ϵ significativamente menores que los observados en el CE2 (Figura 4.4). Esta diferencia se explica por la naturaleza de cada escenario: el CE1 representa un entorno menos exigente, en el que el sistema opera lejos de sus límites físicos, lo que le permite mantener la factibilidad de las soluciones incluso con valores pequeños de ϵ. En contraste, el CE2 impone condiciones operativas más severas. Dado que se contemplan mayores cargas, la generación opera cerca a los límites de capacidad de las unidades. Esto incrementa el riesgo de violaciones de restricciones y requiere valores mayores de ϵ para garantizar soluciones factibles.

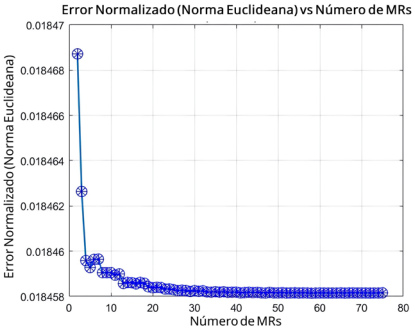
Por otra parte, las Figuras 4.3(a)–(d) y 4.4(a)–(d) muestran que, para un valor fijo de ϵ, las métricas de desempeño no varían con la ganancia κ. Si bien el efecto de este parámetro sobre la precisión y el cumplimiento de restricciones del algoritmo es despreciable, κ sí afecta el tiempo de convergencia del algoritmo. En este sentido, las Figuras 4.3(d) y 4.4(d) revelan un comportamiento contraintuitivo: aunque teóricamente valores mayores de κ aceleran la dinámica del sistema, los resultados muestran que un incremento en κ conduce a mayores tiempos de simulación. Lo anterior puede deberse a rigidez numérica u oscilaciones cuando dinámicas rápidas interactúan con funciones de barrera. Esto sugiere que acelerar la dinámica, como se propone

en parte de la literatura sobre optimización en tiempo continuo (por ejemplo, [22]), no garantiza necesariamente una reducción en el tiempo computacional. De ahí que las implementaciones prácticas deben considerar también la estabilidad numérica.

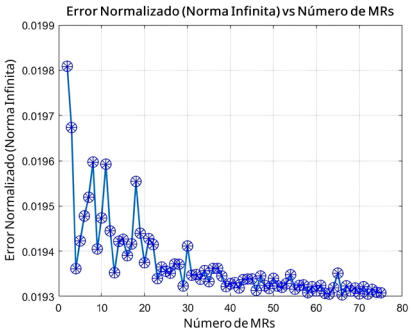
La importancia de una selección adecuada de parámetros se evidencia adicionalmente en la prueba de escalabilidad (Figura 4.5). En este caso, κ y ϵ se fijan en 0.001 y 0.003, respectivamente, para cada escenario de simulación (valores dentro del intervalo que presenta un desempeño adecuado para el CE1 y CE2). A medida que el número de MRIs aumenta de 2 a 75, las métricas de error normalizado (normas euclidiana e infinita) se mantienen estables y dentro de márgenes aceptables, lo que demuestra que el modelo conserva su precisión incluso al abordar problemas de mayor escala. Un aspecto destacado de estas pruebas es el desempeño en tiempo de ejecución frente al método QP tradicional. A medida que el número de microrredes crece, el tiempo de ejecución del algoritmo RD-DEPAC aumenta aproximadamente de forma cuadrática, mientras que el QP exhibe un crecimiento exponencial. Esta brecha se vuelve crítica en sistemas de gran escala (véase la Figura 4.5(d)), lo que posiciona al enfoque RD-DEPAC como una alternativa prometedora para dichos sistemas en escenarios donde la eficiencia computacional es un requisito fundamental o cuando los tiempos de ejecución están fuertemente limitados.

4.6.2. Desempeño dinámico del algoritmo RD-DEPAC

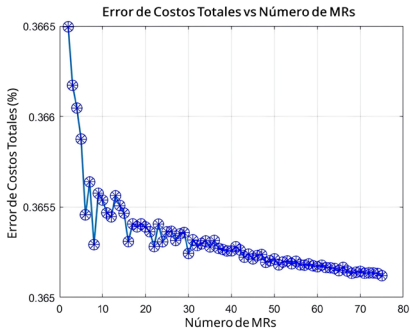
Las Figuras 4.6–4.8 y 4.9–4.15 muestran los resultados obtenidos a partir de la implementación del algoritmo RD-DEPAC en los escenarios CE1 y CE2, respectivamente, e ilustran la evolución de las variables de decisión: potencias generadas y transferidas, así como los costos marginales asociados con el suministro de la demanda de cada MR. En las gráficas de generación y transferencia de potencia, las líneas continuas representan los resultados obtenidos mediante la aplicación del algoritmo propuesto, mientras que las líneas discontinuas corresponden a las soluciones óptimas calculadas mediante QP. Respecto a la selección de parámetros de sintonización para cada caso de estudio, los valores de $\epsilon_{ub_i}^{(k)}$, $\epsilon_{lb_i}^{(k)}$ y $\epsilon_{tb_{ij}}$ se calcularon siguiendo la metodología descrita en la Sec-



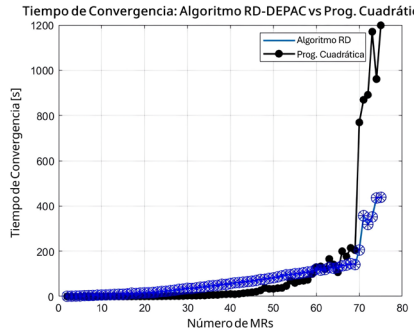
(a) Norma Euclideana del vector error del CE3



(b) Norma infinita del vector error del CE3



(c) Porcentaje de error en la función de costos total del CE3



Métricas de desempeño del CE3

Figura 4.5: Métricas de desempeño del CE3

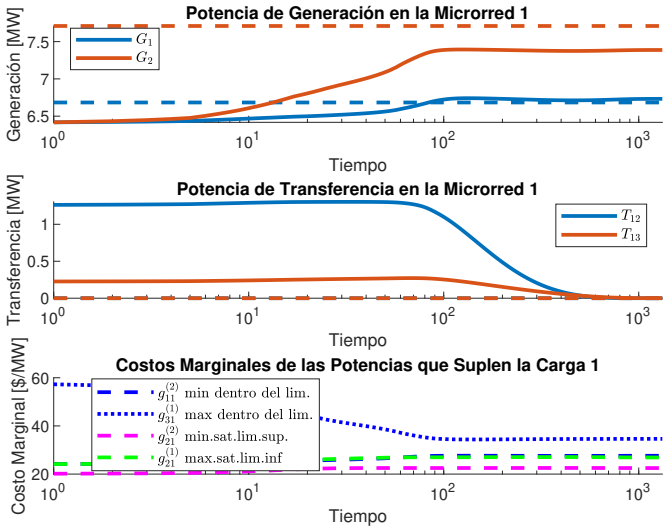


Figura 4.6: Generación de energía, transferencia de energía y evolución de los costos marginales en MG_1

ción 4.6.1. El valor de ϵ se seleccionó con base en los resultados mostrados en las Figuras 3a y 4a, es decir, aquel que minimiza la norma euclidiana del vector de error en cada escenario: para el CE1, $\epsilon = 0{,}0058$, y para el CE2, $\epsilon = 0{,}058$. Además, para ambos casos se adoptó un valor común de $\kappa = 0{,}001$.

Cada variable $g_{ij}^{(k)}$ requerida para abastecer la demanda L_j de la MR j (generada localmente o transferida desde otras MRs) posee su propio costo marginal. Dado el número de variables involucradas en cada caso de estudio, las curvas de costos marginales se agrupan en tres categorías: *i) Curvas estrictamente factibles:* Las líneas azules representan la evolución de los costos marginales de las variables asociadas a valores de generación o transferencia que permanecen estrictamente dentro del conjunto factible (alejados de los límites operativos). La línea azul discontinua indica el costo marginal de la variable con el valor en estado estacionario más alto en esta categoría; la línea azul punteada muestra el valor más bajo. *ii) Curvas saturadas en el límite superior:* Corresponden a la evolución del costo marginal de las variables que

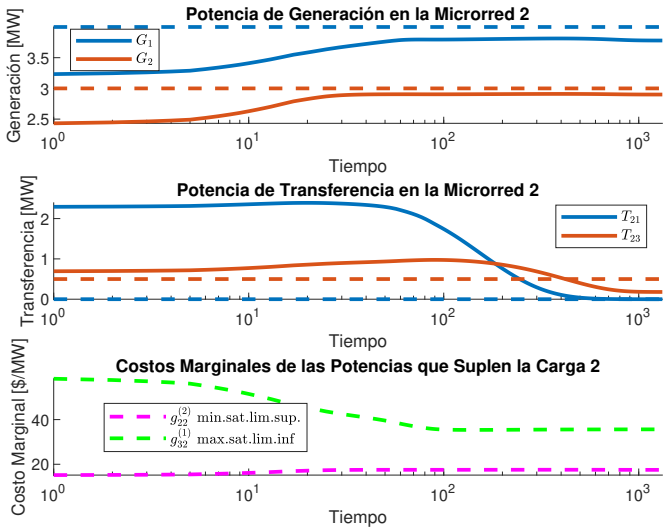


Figura 4.7: Generación de energía, transferencia de energía y evolución de los costos marginales en MG_2

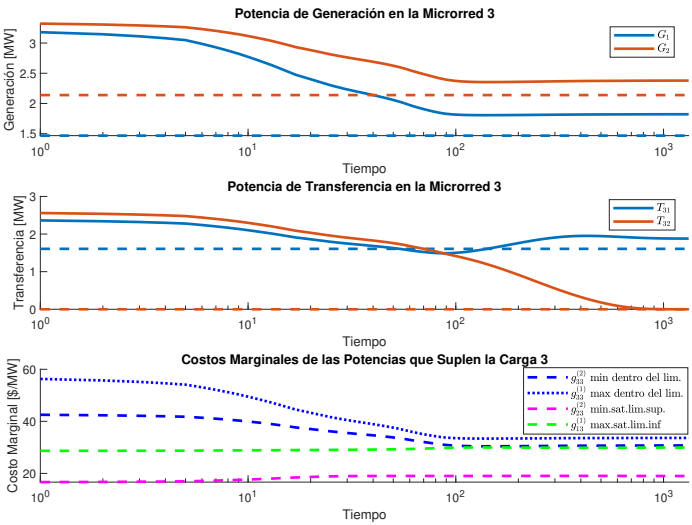


Figura 4.8: Generación de energía, transferencia de energía y evolución de los costos marginales en MG_3

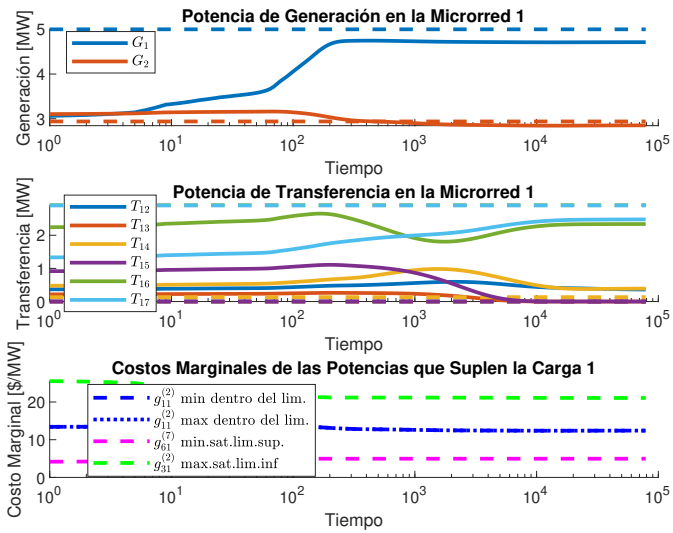


Figura 4.9: Generación de energía, transferencia de energía y evolución de los costos marginales en MG_1

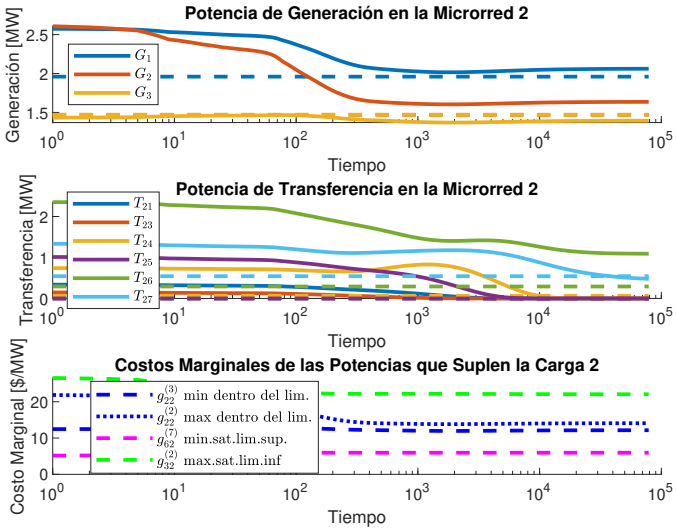


Figura 4.10: Generación de energía, transferencia de energía y evolución de los costos marginales en MG_2

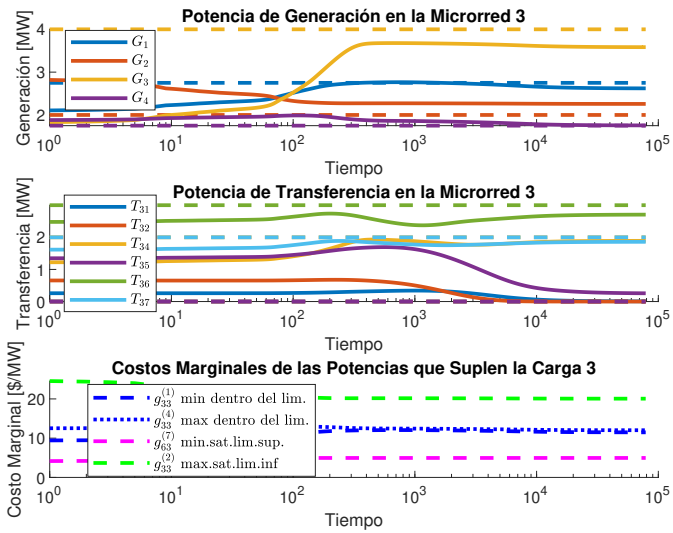


Figura 4.11: Generación de energía, transferencia de energía y evolución de los costos marginales en MG_3

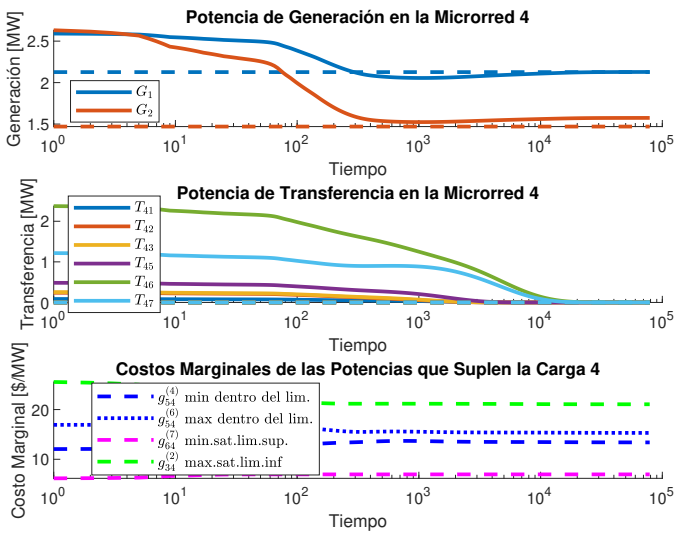


Figura 4.12: Generación de energía, transferencia de energía y evolución de los costos marginales en MG_4

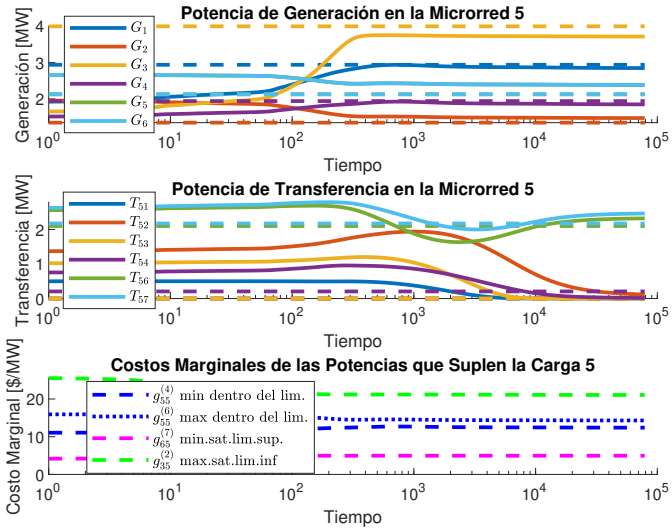


Figura 4.13: Generación de energía, transferencia de energía y evolución de los costos marginales en MG_5

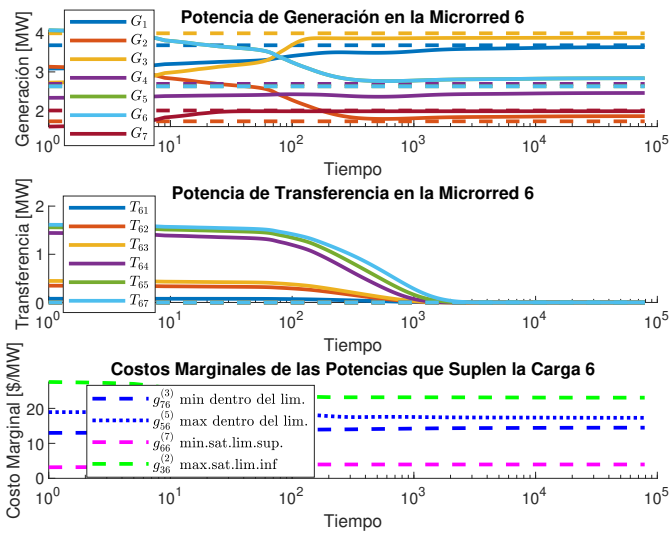


Figura 4.14: Generación de energía, transferencia de energía y evolución de los costos marginales en MG_6

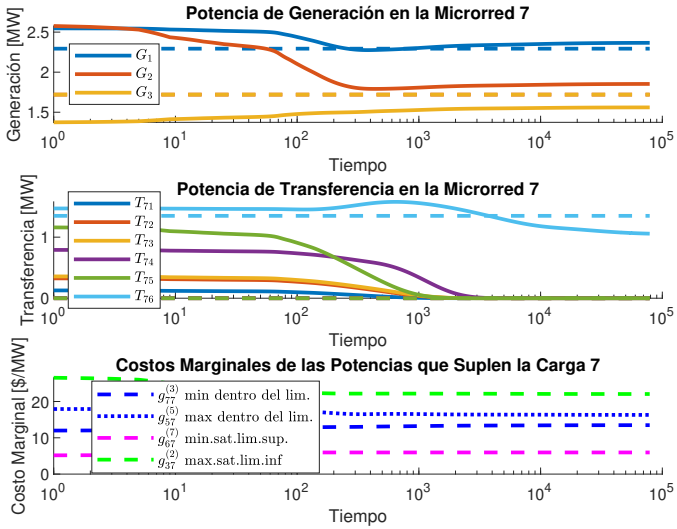


Figura 4.15: Generación de energía, transferencia de energía y evolución de los costos marginales en MG_7

alcanzan su límite superior de generación o transferencia. La línea rosa punteada representa el costo marginal más bajo en estado estacionario dentro de este grupo. *iii) Curvas saturadas en el límite inferior:* Incluyen las variables que alcanzan su límite operativo inferior. La línea verde punteada indica la curva con el costo marginal más alto en estado estacionario de esta categoría.

Ahora bien, la Tabla 4.6 resume las métricas de desempeño para cada caso de estudio. Los resultados de CE1 y CE2 muestran que el algoritmo basado en RD es capaz de resolver el problema DEPAC, tal como se anticipó en la Sección 4.4. Así, con una adecuada sintonización de parámetros, el modelo alcanza soluciones que se aproximan con alta precisión a aquellas obtenidas mediante QP.

Cabe destacar que la optimalidad del algoritmo RD-DEPAC no solo es evidente en las métricas de desempeño presentadas en la Tabla 4.6, sino también en las gráficas de costos marginales: cuando el sistema se estabiliza y alcanza la solución óptima, los costos marginales asociados a variables que son

Tabla 4.6: Métricas de desempeño del CE1 y CE2

Métrica de Desempeño	**CE1**	**CE2**
Norma Euclideana del Vector Error	0.1072	0.0108
Norma Infinita del Vector Error	0.1598	0.0090
Costo Total del algoritmo RD-DEPAC ($)	537.4939	359.8170
Costo Total de QP ($)	531.0327	359.5463
Porcentaje de error del Costo Total (%)	1.2167	0.0753
Tiempo de Simulación de RD-DEPAC (s)	12.5017	0.4970
Tiempo de Simulación de QP (s)	0.0236	0.0136

estrictamente factibles (como se dijo, aquellas que no están ligadas a ninguna restricción activa) deben converger a un mismo valor. Esto garantiza que ninguna variable de generación o transferencia dentro de este grupo sea favorecida o penalizada frente a las demás; es decir, que la producción de una unidad adicional de potencia sea igualmente rentable para todas las unidades. La tendencia a este comportamiento puede observarse en la convergencia al estado estacionario de las *curvas estrictamente factibles* en las Figuras 4.6–4.15, lo que sugiere que el sistema opera bajo un principio de equidad entre MRs y evita asignaciones desbalanceadas. Cabe anotar que los costos marginales asociados a variables estrictamente factibles no son exactamente los mismos en estado estacionario. Puede observarse en las figuras mencionadas que, aunque estrecho, existe un margen entre el costo marginal mayor y el menor. Este comportamiento subóptimo se debe al efecto de las funciones de barrera.

Ahora bien, la ecualización de los costos marginales no se cumple para las variables afectadas por funciones de barrera activas. Cuando las variables de generación o transferencia alcanzan sus respectivos límites, el comportamiento dinámico gobernado por la ecuación de replicadores deja de evolucionar dichas variables y los términos de barrera $R_{ij}^{(k)}$ se activan. Esta activación de restricciones produce desviaciones en los costos marginales de las variables saturadas en comparación con aquellas que operan dentro de los límites factibles, tal como se observa en el comportamiento de las *curvas saturadas en el límite superior* y *en el límite inferior*. En efecto, en las Figuras 4.6–4.15 se puede

observar que los costos marginales de las variables restringidas por el *límite inferior* son mayores que los de las variables dentro de los límites, mientras que los costos marginales de las variables restringidas por el *límite superior* son los más bajos de todos.

Este comportamiento es característico de una asignación económicamente óptima. Para alcanzar el costo total mínimo, el sistema prioriza sus recursos en función de su rentabilidad. Así, un recurso con un costo marginal elevado resulta poco rentable, por lo que una estrategia óptima tenderá naturalmente a utilizarlo lo menos posible, forzando su asignación hacia su límite mínimo requerido. Tal característica se observa en el comportamiento de las variables en el *límite inferior*. En contraste, un recurso con un costo marginal bajo es económico, por lo que el sistema lo utiliza en la mayor medida posible, empujando su asignación hacia su límite físico máximo, como ocurre con las variables en el *límite superior*.

Adicionalmente, se resalta que el algoritmo RD-DEPAC respeta las restricciones impuestas a lo largo de todo el tiempo de ejecución, a la vez que reduce de manera monótona el costo operativo total. Tal comportamiento se mantiene en ambos casos de estudio, incluso en CE2, que presenta condiciones operativas más exigentes. Esta combinación de factibilidad constante y mejora continua evidencia la propiedad de *optimización en cualquier instante* (*anytime optimization*) del algoritmo, lo que lo hace adecuado para aplicaciones en tiempo real en las que puede requerirse, en cualquier momento, una solución válida y cercana al óptimo.

Una característica destacada del enfoque propuesto es su naturaleza distribuida. Mediante el uso de RD, cada agente encargado de una variable $g_{ij}^{(k)}$ toma decisiones basadas en información local, complementada con señales de coordinación proporcionadas por la *fitness* promedio en (4.10), cuyo cómputo es sencillo. Dicha característica reduce la necesidad de un nodo central de control de alto desempeño encargado de resolver el DEPAC completo. Además, dado que cada agente opera de forma independiente de los demás (excepto por las señales de coordinación), la red de comunicaciones requerida sigue una topología tipo estrella simple. Tal arquitectura mejora la resiliencia del sistema frente a fallas de comunicación o de nodos y facilita su integración en entornos

con infraestructura de comunicaciones limitada. Finalmente, el enfoque distribuido de RD-DEPAC no solo mejora la eficiencia de las comunicaciones, sino que también ofrece ventajas en términos de ciberseguridad y privacidad de los datos operativos.

4.7. Conclusiones

Este trabajo presentó un modelo basado en dinámicas poblacionales utilizando RD para abordar el problema DEPAC en sistemas de MRIs. El modelo incorpora funciones de barrera que garantizan la factibilidad dentro de los límites operativos. Los resultados demuestran que, con una sintonización adecuada de los parámetros, el enfoque basado en RD alcanza soluciones cercanas al óptimo global, al tiempo que satisface estrictamente las restricciones de generación y transferencia.

Una ventaja notable del enfoque propuesto radica en su escalabilidad. El tiempo computacional supera al de solucionadores convencionales como QP en escenarios de gran escala. Adicionalmente, su arquitectura distribuida permite que cada agente, encargado de una variable de generación, opere con información local y señales mínimas de coordinación, lo que posibilita sistemas energéticos más resilientes y autónomos. No obstante, una limitación del método es su sensibilidad a las condiciones iniciales, las cuales deben satisfacer previamente las restricciones del sistema. Este aspecto puede representar un desafío para su implementación en entornos reales. Como trabajo futuro, se propone explorar técnicas de inicialización que conduzcan las variables hacia el conjunto factible, o el uso de penalizaciones suaves que permitan inicializaciones más flexibles.

En conjunto, el algoritmo RD-DEPAC se presenta como un candidato viable para aplicaciones prácticas, siempre que se garantice una adecuada sintonización de parámetros. Las líneas futuras de investigación incluyen la automatización del proceso de ajuste de parámetros, la integración de fuentes de energía renovable intermitentes y la inclusión de sistemas de almacenamiento, con el fin de consolidar su aplicabilidad en sistemas energéticos modernos.

Referencias

[1] A. B. Kunya, A. S. Abubakar, and S. S. Yusuf, "Review of economic dispatch in multi-area power system: State-of-the-art and future prospective," *Electric Power Systems Research*, vol. 217, p. 109089, 2023.

[2] Y. Sharifian and H. Abdi, "Multi-area economic dispatch problem: Methods, uncertainties, and future directions," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 191, p. 114093, 2024.

[3] A. Meng, X. Xu, Z. Zhang, C. Zeng, R. Liang, Z. Zhang, X. Wang, B. Yan, H. Yin, and J. Luo, "Solving high-dimensional multi-area economic dispatch problem by decoupled distributed crisscross optimization algorithm with population cross generation strategy," *Energy*, vol. 258, p. 124836, 2022.

[4] A. Bagheri and S. Jadid, "A robust distributed market-clearing model for multi-area power systems," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 124, p. 106275, 2021.

[5] M. Azimi, A. Salami, M. S. Javadi, and J. P. Catalão, "Optimal and distributed energy management in interconnected energy hubs," *Applied Energy*, vol. 365, p. 123282, 2024.

[6] R. Li, Y. Han, T. Ma, and H. Liu, "Nash-Q learning-based collaborative dispatch strategy for interconnected power systems," *Global Energy Interconnection*, vol. 3, no. 3, pp. 227–236, 2020.

[7] M. Azimi, A. Salami, M. S. Javadi, and J. P. Catalão, "Optimal and distributed energy management in interconnected energy hubs," *Applied Energy*, vol. 365, p. 123282, 2024.

[8] J. Wang, H. Zhong, Z. Yang, X. Lai, Q. Xia, and C. Kang, "Incentive Mechanism for Clearing Energy and Reserve Markets in Multi-Area Power Systems," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 11, no. 4, pp. 2470–2482, 2020.

[9] K. Safarzynska and J. C. van den Bergh, "Beyond replicator dynamics: Innovation–selection dynamics and optimal diversity," *Journal of Economic Behavior & Organization*, vol. 78, no. 3, pp. 229–245, 2011.

[10] I. S. Lim and V. Capraro, "A Synergy of Institutional Incentives and Networked Structures in Evolutionary Game Dynamics of Multiagent Systems," *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, vol. 69, no. 6, pp. 2777–2781, 2022.

[11] A. Pantoja and N. Quijano, "A Population Dynamics Approach for the Dispatch of Distributed Generators," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 58, no. 10, pp. 4559–4567, 2011.

[12] A. Pantoja, G. Obando, and N. Quijano, "Distributed optimization with information-constrained population dynamics," *Journal of the Franklin Institute*, vol. 356, no. 1, pp. 209–236, 2019.

[13] M. A. Velasquez, O. Torres-Pérez, N. Quijano, and Á. Cadena, "Hierarchical dispatch of multiple microgrids using nodal price: an approach from consensus and replicator dynamics," *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 7, no. 6, pp. 1573–1584, 2019.

[14] R. D. Zimmerman, C. E. Murillo-Sanchez, and R. J. Thomas, "MATPOWER: Steady-State Operations, Planning, and Analysis Tools for Power Systems Research and Education," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 26, no. 1, pp. 12–19, 2011.

[15] P. D. Taylor and L. B. Jonker, "Evolutionary stable strategies and game dynamics," *Mathematical Biosciences*, vol. 40, p. 145–156, 1978.

[16] G. Obando, N. Quijano, and C. Ocampo-Martinez, "Decentralized Control for Urban Drainage Systems Using Replicator Dynamics," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 56740–56762, 2022.

[17] G. Obando and A. Pantoja, "A Robust Population Dynamics Model With Carrying Capacity Constraints for Centrally Coordinated Distributed Optimization," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 100861–100874, 2025.

[18] N. Quijano, C. Ocampo-Martinez, J. Barreiro-Gomez, G. Obando, A. Pantoja, and E. Mojica-Nava, "The role of population games and evolutionary dynamics in distributed control systems: The advantages of evolutionary game theory," *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 37, no. 1, pp. 70–97, 2017.

[19] G. Obando, J. Martinez-Piazuelo, N. Quijano, and C. Ocampo-Martinez, "Juegos poblacionales y modelos dinámicos de pago: Un nuevo paradigma para control y optimización," *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, vol. 21, no. 4, pp. 287–305, 2024.

[20] F. G. Longatt, "Test case IEEE 30-bus system." https://fglongatt.org/OLD/Test_Case_IEEE_30.html, n.d.

[21] P. E. Gill, W. Murray, and M. H. Wright, *Practical optimization*. SIAM, 2019.

[22] G. Parlangeli and M. E. Valcher, "Accelerating Consensus in High-Order Leader-Follower Networks," *IEEE Control Systems Letters*, vol. 2, no. 3, pp. 381–386, 2018.

Capítulo 5
BLOCKCHAIN COMO HERRAMIENTA PARA LA OPTIMIZACIÓN DE ENERGÍA TRANSACTIVA EN MERCADOS P2P

Edinson Benavides, Andrés Pantoja y Germán Obando

*Contacto: Edinson Benavides; erbenavides@udenar.edu.com

Resumen: Los sistemas transaccionales de energía, en particular los mercados de energía entre pares (P2P) permiten que los prosumidores intercambien electricidad de forma directa y a menor costo. Estos mercados requieren infraestructuras robustas para la gestión de datos, por lo que en este ámbito, la tecnología *blockchain* destaca por su capacidad de almacenamiento distribuido, seguro e inmutable. Un desafío crítico en el comercio P2P es garantizar el equilibrio económico de la red mediante el despacho energético óptimo. No obstante, dado que la centralización de información compromete la privacidad de los agentes, la optimización distribuida surge como una solución eficaz. Este capítulo desarrolla una metodología para integrar algoritmos distribuidos con la cadena de bloques de *Ethereum*, estableciendo procedimientos para el uso de contratos inteligentes en mercados P2P. Se implementa específicamente un algoritmo basado en dinámicas de replicadores bajo un esquema asincrónico, soportado por una arquitectura de integración de dos capas. Esta estructura permite ejecutar iteraciones rápidas de optimización en una capa mientras mantiene registros inmutables en la *blockchain*. El capítulo concluye con una propuesta de automatización para mercados P2P, demostrando la viabilidad de *blockchain* para potenciar procesos de optimización distribuida en sistemas energéticos modernos.

Palabras clave: *Blockchain*, *Ethereum*, *Polygon*, optimización distribuida, mercado P2P, replicadores dinámicos.

5.1. Introducción

Los recursos energéticos distribuidos (DERs) han cambiado la forma tradicional de comercializar energía. En la actualidad, existen nuevos participantes en el mercado que pueden suplir la demanda energética, y el operador de red ya no es el único encargado del proceso transaccional [1, 2]. La aparición del comercio de energía entre pares o *peer-to-peer* (P2P) se atribuye al interés de los usuarios por implementar DERs, lo que los convierte en prosumidores (agentes que actúan como productores y consumidores de energía) y les permite intercambiar electricidad con sus pares a costos más accesibles (menores a los de la red eléctrica principal). Este tipo de transacciones, además de fomentar un comercio eficiente, contribuye a mejorar el equilibrio entre la generación y el consumo de energía [3, 1].

El cambio en la dinámica comercial energética tradicional ha propiciado el desarrollo de modelos transaccionales de energía, entendidos como sistemas que facilitan la generación, distribución y consumo de energía eléctrica a nivel local o regional, y que optimizan el uso de los recursos. A medida que avanza la tecnología y el Internet de las Cosas (IoT), se amplía la implementación de estos sistemas, los cuales, en esencia, contribuyen a la descentralización de las transacciones de energía, con una alta interacción de la demanda y participación de los consumidores [4].

Sin embargo, a pesar de que el IoT ha posibilitado la conexión de los prosumidores y ofrece oportunidades para el manejo de datos, aún enfrenta diversos problemas técnicos y de seguridad que requieren solución. Entre estos desafíos se encuentran la presencia de *hardware* falsificado, asuntos relacionados con la privacidad de datos y la seguridad de la red, así como fallos en el *software* y dificultades en la gestión del sistema. Todo esto, sumado a la creciente cantidad de usuarios e información sensible en los procesos de transacción, incrementa la desconfianza e inseguridad entre los participantes de la red [5, 4].

En consecuencia, surge la necesidad de implementar un modelo transaccional con altos estándares de seguridad y un sistema de gestión energética con niveles óptimos de privacidad. Esto permitiría incentivar a los prosumidores a participar de manera fluida en el comercio de energía P2P [6]. En este contex-

to, la tecnología *blockchain* se presenta como una alternativa para dar solución a los problemas de seguridad mencionados. *Blockchain* es una herramienta de contabilidad descentralizada y distribuida que posibilita el mantenimiento seguro y transparente de registros de transacciones a través de una red de computadores. A diferencia de los sistemas centralizados, la tecnología *blockchain* elimina la necesidad de intermediarios, ya que la información se almacena simultáneamente en todos los nodos que componen la red [7].

En efecto, algunos autores consideran que *blockchain* servirá como la columna vertebral de la infraestructura energética transaccional [8, 9, 10], ya que ofrece reducciones de costos operativos y mejoras en la eficiencia de los procesos. Además, es capaz de brindar registros transparentes para los agentes en un modelo transaccional [8]. *Blockchain* cuenta con cuatro características clave: se basa en un contrato inteligente, implementa un mecanismo de consenso, tiene un algoritmo de cifrado y soporta almacenamiento de datos distribuidos. Esto permite desplegar una plataforma descentralizada para diferentes aplicaciones en los sectores energéticos [4, 11].

Uno de los aspectos técnicos fundamentales de las plataformas *blockchain* es la organización de los datos en bloques. Cada bloque contiene un conjunto de transacciones y un identificador único denominado *hash*. Además, cada bloque está enlazado criptográficamente con el anterior, de modo que se forma una cadena continua. Esta estructura garantiza que, si se intenta alterar la información de un bloque, no solo cambiaría el hash de ese bloque, sino que también invalidaría todos los bloques siguientes. Este mecanismo refuerza la integridad de toda la cadena y hace evidente cualquier intento de manipulación [12].

Dentro de este marco, los contratos inteligentes son códigos autoejecutables almacenados en la cadena de bloques (i.e., la *blockchain*), programados para desencadenar acciones automáticas cuando se cumplen ciertas condiciones predefinidas. Esta funcionalidad aporta automatización, transparencia e inmutabilidad a los procesos contractuales, lo que elimina intermediarios y reduce costos y tiempos. Dado que estos contratos son auditables por todas las partes involucradas, aumenta la confianza y trazabilidad en las transacciones digitales [12, 13].

Al respecto, en el campo de los modelos de energía transactiva se han realizado diversas investigaciones que proponen la implementación de algoritmos que optimizan la gestión energética, generalmente con el fin de equilibrar el beneficio obtenido por los participantes pertenecientes a la red de comercio P2P [2, 14, 15, 16]. Dichos algoritmos proporcionan valores óptimos de despacho energético; es decir, la cantidad de energía que debe vender o comprar cada prosumidor. Para obtener estos valores sin afectar la privacidad de los prosumidores, es necesario implementar algoritmos de optimización distribuida, donde un grupo de agentes resuelve coordinadamente el problema [17].

En los mercados energéticos P2P donde se integra la optimización con *blockchain*, esta tecnología se utiliza principalmente para registrar todas las transacciones de energía y dinero, y de ese modo garantizar la transparencia y confianza entre los participantes. Además de automatizar la compra y venta de energía, el uso de contratos inteligentes hace posible que los usuarios vendan la energía sin intermediarios [18, 19]. Por ejemplo, en [19] se implementa una plataforma basada en *blockchain* con *Ethereum*, a través de un contrato inteligente para controlar tanto las transacciones financieras como las de energía. En [20] se aplica aprendizaje profundo por refuerzo para predecir la producción y el consumo de energía, con lo cual se evita compartir datos de carga y generación con otros mercados durante el comercio. En este caso, *blockchain* es usada para garantizar la seguridad de la información de las transacciones.

En resumen, la tecnología *blockchain* resulta favorable para la gestión e integración de los recursos energéticos distribuidos (DERs) y la implementación de mercados óptimos. No obstante, aún no existe un enfoque unificado que permita su implementación de manera coordinada. En la actualidad, la tecnología *blockchain* se encuentra en una etapa temprana de desarrollo, y no se dispone de un marco regulatorio e institucional claro y estandarizado que guíe su aplicación [4, 21]. Esta falta de claridad genera incertidumbres al momento de integrar algoritmos de optimización distribuida en redes de comercio energético.

En el contexto del proyecto MTE descrito en el prefacio de este libro, el presente trabajo busca ir más allá de las investigaciones previas, y propone esquemas basados en *blockchain* para la implementación de algoritmos de op-

timización distribuida en distintos mercados transaccionales de energía. Para ello, se identifican herramientas clave para el desarrollo de contratos inteligentes, se plantea un modelo de integración basado en dos capas y se implementa un algoritmo de optimización distribuida bajo un esquema asincrónico y con baja carga computacional. Asimismo, se propone como línea de trabajo futuro un esquema para la automatización de mercados energéticos P2P. En este sentido, las principales contribuciones de este trabajo al proyecto marco son:

- El planteamiento de una estructura simplificada para la utilización de *blockchain* en las transacciones de energía de mercados P2P, que incluye la identificación de las herramientas necesarias para programar, compilar y desplegar un contrato inteligente en Polygon, una *sidechain* de *Ethereum*.
- El desarrollo e implementación de un esquema de integración de algoritmos de optimización distribuida con la tecnología *blockchain*. Dicho esquema se basa en dos capas: una destinada al intercambio rápido de información y otra orientada al almacenamiento inmutable, correspondiente a la cadena de bloques.
- La implementación asíncrona de un algoritmo de optimización distribuida basado en dinámicas poblacionales. En el caso del despacho de energía, estos algoritmos pueden entenderse como un problema de asignación de recursos con restricciones, en el cual los recursos deben ser distribuidos entre diferentes agentes para optimizar un bien común [22]. Específicamente, las dinámicas de replicadores (uno de los modelos más estudiados en la teoría evolutiva de juegos [23]), pueden adaptarse para la solución de diferentes tipos de problemas de optimización en mercados energéticos.

El resto de este capítulo se organiza de la siguiente manera: la Sección 5.2 presenta la forma en que la tecnología *blockchain* puede aplicarse a un escenario de mercado P2P mediante contratos inteligentes. Luego, en la Sección 5.3 se describe el problema de optimización en el mercado de energía transactiva propuesto y el algoritmo para su resolución. La Sección 5.4 expone un análisis descriptivo de los posibles esquemas de integración entre optimización distribuida y *blockchain*, además de la implementación de uno de los esquemas analizados en varios casos de estudio. La Sección 5.5 muestra el análisis

y los resultados obtenidos de la implementación de la solución integrada de optimización distribuida junto con el marco *blockchain*. Finalmente, la Sección 5.6 introduce un esquema general para la automatización de transacciones en mercados de energía diversos, basado en la implementación de un problema de optimización P2P.

5.2. *Blockchain* en transacciones de energía de mercados P2P

Para comprender el papel de *blockchain* en un marco de optimización de mercados, se propone inicialmente un esquema P2P en el que dicha tecnología se emplea tanto para registrar las transacciones de energía como para garantizar su seguridad. Esta propuesta busca facilitar una comprensión específica del funcionamiento de los contratos inteligentes y su aplicación en este contexto.

5.2.1. Caso de estudio

Esta sección describe el caso de estudio sobre el que se plantea el diseño de un esquema que implementa *blockchain* para el comercio de energía. Si bien se trata de un caso simple, permite ilustrar de forma clara las características de un mercado energético P2P, las herramientas necesarias para integrar *blockchain* a dicho mercado y el despliegue concreto de la arquitectura. No obstante, la extensión a redes más amplias, con un mayor número de agentes y roles en el mercado, puede ser fácilmente escalable dadas las características del esquema y las propiedades de la tecnología.

En un mercado P2P, un agente puede vender o comprar energía (lo que lo constituye en un prosumidor). La Figura 5.1 presenta el esquema de interacción entre dos agentes a través de un contrato inteligente, donde uno opera como vendedor y el otro como comprador. Cabe destacar que el esquema requiere una infraestructura de medición avanzada capaz de enviar información al administrador sobre la potencia inyectada a la red de cada vendedor y el consumo de cada comprador. En el proceso automatizado mediante *blockchain*, la infor-

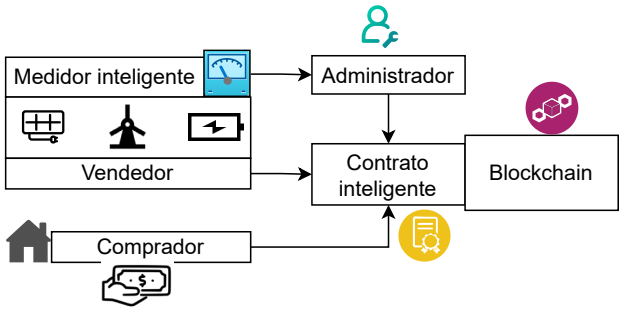


Figura 5.1: Esquema de interacción entre partícipes de una transacción

mación sobre la cantidad de energía transaccionada es registrada y validada en el contrato inteligente. Asimismo, el vendedor utiliza el contrato inteligente para establecer el precio de la energía, mientras que el comprador lo usa para establecer la cantidad de energía que desea adquirir y depositar el dinero para realizar la transacción.

Para ilustrar el esquema, la Figura 5.2 muestra la secuencia cronológica de acciones que se llevan a cabo hasta finalizar la transacción de energía. Observe que la secuencia comienza con el registro de los agentes en el contrato inteligente, realizado por el administrador. A continuación, el medidor inteligente envía la información sobre la potencia inyectada a la red y el administrador registra estos datos en el contrato. Posteriormente, el vendedor establece en el contrato el precio de venta por unidad de energía. Luego, el comprador especifica la cantidad de potencia que desea adquirir y deposita el dinero necesario en el contrato, asegurándose de que sea suficiente para cubrir la compra. Finalmente, el contrato inteligente valida que se cumplan todos los requisitos y transfiere el dinero correspondiente al vendedor, completando la transacción.

Cabe señalar que en este esquema no se detalla el proceso para determinar cantidades y precios de energía transaccional, ya que forman parte del proceso definido por los problemas de optimización, de acuerdo con el tipo de mercado y las necesidades de los agentes. En la Sección 5.3 y la Sección 5.4 se presenta, respectivamente, un ejemplo para minimizar el costo de generación y la integración de *blockchain* para implementar el método de solución.

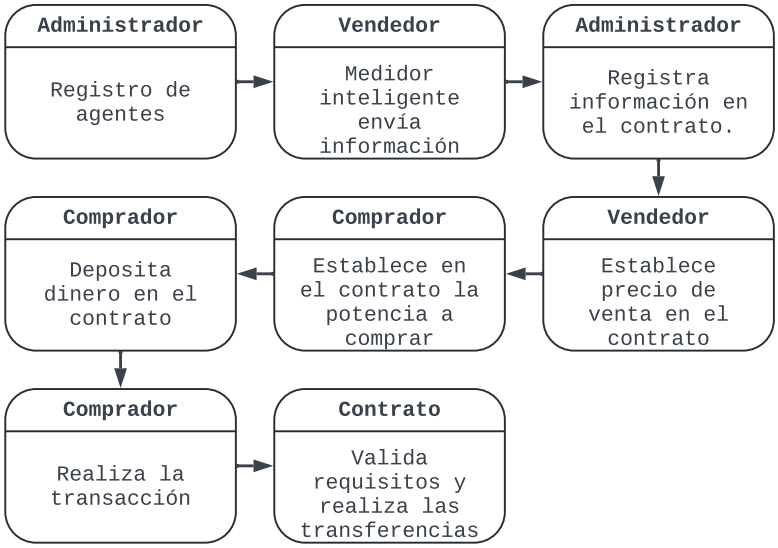


Figura 5.2: Secuencia cronológica del mercado P2P

5.2.2. Selección de la plataforma

En la actualidad, existen múltiples plataformas que ofrecen servicios basados en *blockchain*, las cuales se clasifican principalmente en esquemas públicos y privados. En [24], los autores comparan diferentes características de 19 plataformas, entre las que sobresalen *Hyperledger* y *Ethereum* por compartir aspectos idóneos para el caso de estudio planteado: tiempo de transacción corto, flexibilidad en el algoritmo de consenso, uso de criptomonedas y tolerancia a fallas bizantinas. De hecho, estudios previos sobre *blockchain* en el comercio de energía P2P destacan que tanto *Ethereum* como *Hyperledger* han sido ampliamente utilizados en este contexto [25]. La Tabla 5.1 presenta las plataformas más destacadas para la implementación de *blockchain*, así como las referencias de soporte correspondiente.

Las principales diferencias entre *Hyperledger* y *Ethereum* son su velocidad y escalabilidad. *Hyperledger* es un *framework* privado y permisionado, por lo que solo entidades autorizadas pueden participar en la red. Aunque tiene mayor velocidad para realizar transacciones, presenta dificultades en la escalabilidad

Tabla 5.1: Plataformas utilizadas para implementar la tecnología *blockchain*.

Plataforma	**Artículos**
Hyperledger	[25], [26], [28], [29]
Ethereum	[30], [3], [31], [28], [32]
Helium	[33]
Multichain	[28]

debido a su naturaleza privada. Por su parte, *Ethereum* es una plataforma pública y descentralizada, conocida principalmente por ser pionera en la ejecución de contratos inteligentes. Es más escalable, ya que puede vincular fácilmente nuevos nodos (puntos equivalentes a agentes en la red *blockchain*). Cabe resaltar que, si bien *Ethereum* presenta un mayor retardo en las transacciones y una menor capacidad de transacciones por segundo, cuenta con cadenas de bloques paralelas (*sidechains*) que son mucho más rápidas e incluso igualan la velocidad de *Hyperledger*. Sumado a las ventajas de ser una red pública y teniendo en cuenta el uso de *sidechains* y criptomonedas para el pago de la energía, se considera que *Ethereum* resulta más favorable para el comercio de energía P2P y la gestión de redes energéticas distribuidas en el escenario de mercado planteado. En consecuencia, a continuación se detalla el uso de *Ethereum* como la plataforma para el despliegue de *blockchain*. La Tabla 5.2 resume algunas características clave en el proceso de selección de plataformas [24, 25, 26, 27].

5.2.3. Selección de herramientas

A pesar de las ventajas destacadas en la selección de *Ethereum* como base de la arquitectura, se identificaron tres problemas clave de la plataforma: su *token* o criptomoneda (ETH) es costoso; el despliegue de contratos inteligentes es complejo debido a los conocimientos técnicos requeridos en programación; y la necesidad de controlar las transacciones automáticamente en el mercado propuesto. Como solución a estos problemas, se propone el uso de las herramientas

Tabla 5.2: Comparación de características entre *Ethereum* y *Hyperledger*

Característica	Ethereum	Hyperledger
Tiempo de Transacción	$\sim$ 12s	<1 s
Transacciones por Segundo	15-18	>3500
Contrato Inteligente	Sí	Sí
Criptomoneda	Obligatoria	No obligatoria
Algoritmo de Consenso	No modificable	Modificable
Tipo de Red	Pública	Privada

Fuente: Adaptado de [25, 26, 27, 34, 35].

que se describen a continuación, con el fin de facilitar la implementación de las tareas y la optimización de recursos.

5.2.3.1. Polygon

Es una herramienta (específicamente una *sidechain*) construida sobre *Ethereum* que emplea un *token* significativamente menos costoso que el de ETH. Además de su bajo costo, la elección de *Polygon* se basa en su sostenibilidad ambiental, ya que el consumo marginal de electricidad por transacción es de 0,608776 Ws [36, 37].

5.2.3.2. *Hardhat*

Es una plataforma de desarrollo de *blockchain* diseñada para simplificar la creación, la prueba y el despliegue de contratos inteligentes. *Hardhat* ofrece un entorno local de *blockchain* que permite ejecutar pruebas automatizadas y simular flujos de trabajo. Además, se puede hacer uso de la biblioteca *ethers.js*, lo que facilita la interacción directa con contratos inteligentes [38].

Una de las principales razones para seleccionar *Hardhat* es su capacidad de simplificar el proceso de despliegue de contratos inteligentes en una red *blockchain*. Con *Hardhat compile*, el código de los contratos inteligentes escritos en *Solidity* se compila en *bytecode*, mientras que con *Hardhat Deploy* se crea

una transacción que inicializa el estado del contrato en la *blockchain*. Además, proporciona información durante el proceso de despliegue, lo cual reduce el margen de error [39].

5.2.3.3. Web3

Es un conjunto de tecnologías y bibliotecas diseñadas para facilitar la interacción directa y fluida con la *blockchain*. *Web3* ofrece una interfaz de programación de aplicaciones (API) que permite a los desarrolladores conectarse con *Ethereum* tanto de forma remota como local [40]. Además, la herramienta ofrece a los usuarios un mayor control y autonomía sobre sus datos, *tokens* y propiedades, en lugar de depender de organizaciones centralizadas. En cuanto a herramientas para la interacción con *Web3*, *Python* se utiliza frecuentemente debido a su versatilidad y al soporte de bibliotecas como *Web3.py*, lo que facilita la comunicación, las transacciones y las interacciones con redes *blockchain* mediante un lenguaje ampliamente extendido [41].

5.2.4. Programación y compilación del contrato inteligente

La Figura 5.3 ilustra el proceso de implementación de un contrato inteligente en la red de pruebas *Polygon Amoy* de *Polygon*. El diagrama muestra la secuencia y relación de los procesos, así como la herramienta utilizada en cada etapa. Inicialmente, se programa el contrato inteligente utilizando el lenguaje *Solidity*. Luego, se compila el contrato y se obtiene la Interfaz Binaria de Aplicación (ABI), la cual se despliega en la red. *Hardhat* es la herramienta empleada en estos procesos iniciales. En la tercera etapa se utiliza *Alchemy*, una herramienta de *web3*, para facilitar el despliegue del contrato inteligente en *Polygon*. Una vez desplegado, se puede compartir la ABI y la dirección del contrato con los agentes. Finalmente, cualquier agente que posea la ABI y la dirección puede interactuar con el contrato inteligente y firmar transacciones. Para automatizar estos procesos se emplea la biblioteca *Web3.py* de *Python*.

Antes de utilizar *Hardhat* para la programación de contratos inteligentes en *Ethereum*, se recomienda iniciar con *Remix IDE*. Esta interfaz proporciona un entorno de prueba para contratos inteligentes que facilita un aprendizaje inter-

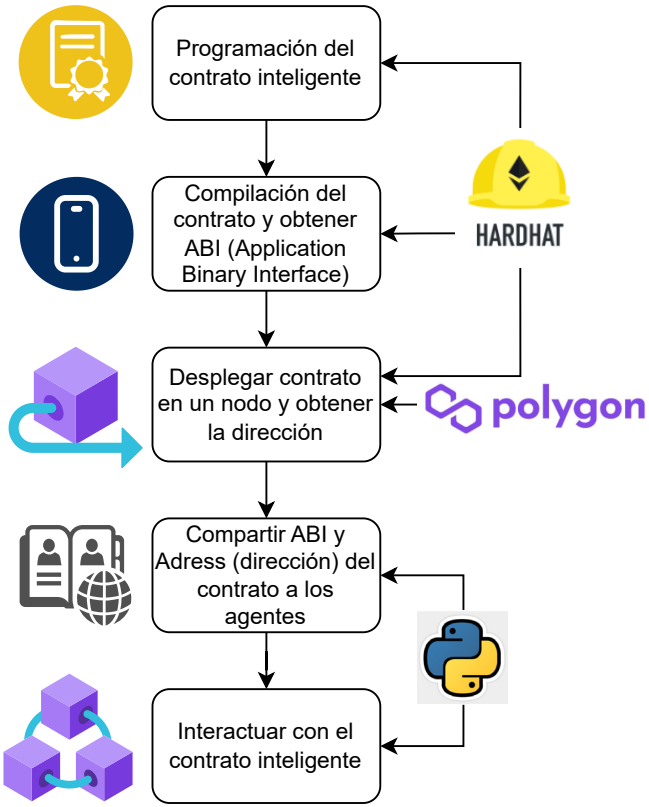


Figura 5.3: Proceso para implementar un contrato inteligente en *Ethereum*

activo sobre la lógica de un contrato inteligente. Una vez dominada la lógica, *Hardhat* se convierte en una herramienta valiosa para desarrollar aplicaciones descentralizadas, ya que facilita la programación, la prueba y el despliegue de contratos inteligentes.

5.3. Definición de un problema de optimización en energía transactiva

El despacho económico constituye un ejemplo básico de optimización de recursos en una red que tiene varios agentes vendedores (cada uno con una

unidad de generación distribuida), cuyo propósito es satisfacer una demanda de energía que puede ser modelada con un agente comprador. El agente comprador agrega la demanda de todos los usuarios y compra cierta cantidad de energía a cada vendedor.

El objetivo del despacho económico es minimizar la suma de los costos asociados a la generación de energía del conjunto de N vendedores, definido por $\mathcal{N} = \{1, \ldots, N\}$. Se asume que cada agente debe contribuir al cumplimiento de una demanda energética fija P_d, definida por el comprador agregador, cuyo rol es adoptado, en ciertos casos, por el administrador del mercado [4]. Adicionalmente, la energía generada por cada agente está sujeta a restricciones técnicas de valores mínimos y máximos, denotados como $P_{\min_i}$ y $P_{\max_i}$, respectivamente. Este problema se establece formalmente como

$$\text{mín} \sum_{i \in \mathcal{N}} h_i(p_i) \tag{5.1}$$

$$\text{s.a.} \sum_{i \in \mathcal{N}} p_i = P_d \tag{5.2}$$

$$P_{\min_i} \leq p_i \leq P_{\max_i}, \quad \forall i \in \mathcal{N}. \tag{5.3}$$

La función $h_i(p_i)$ representa el costo de generación dependiente de la potencia p_i suministrada por el agente i-ésimo. Este costo se expresa generalmente como una función cuadrática de la forma

$$h_i(p_i) = a_i + b_i p_i + c_i p_i^2, \quad \forall i \in \mathcal{N}, \tag{5.4}$$

donde a_i, b_i y c_i son parámetros que dependen del tipo de DER asociado al agente i [22].

El problema de optimización en (5.1)–(5.3) puede desacoplarse de manera directa, excepto por la restricción (5.2), la cual involucra la suma de todas las potencias generadas. Por lo tanto, para resolver el problema de despacho económico de forma distribuida, los agentes deben coordinarse compartiendo información a través de una red de comunicaciones, que se modela mediante un grafo dirigido $\mathcal{G} = (\mathcal{N}, \mathcal{E})$. El conjunto de nodos de $\mathcal{G}$ corresponde precisamente al conjunto de agentes del sistema, mientras que el conjunto de aristas,

$\mathcal{E} \subset \mathcal{N} \times \mathcal{N}$, modela los enlaces de comunicación disponibles en la red. Si $(i, j) \in \mathcal{E}$, entonces el agente i puede recibir información del agente j. El conjunto de agentes de los cuales el agente i recibe información se denomina el vecindario de i y se denota por $\mathcal{N}_i = \{j \in \mathcal{N} : (i, j) \in \mathcal{E}\}$.

Para solucionar el problema en (5.1)-(5.3) de forma distribuida y con las restricciones adicionales impuestas por el flujo de información, se propone la implementación de la siguiente versión discretizada de las dinámicas de replicadores con capacidad de carga (CCRD), propuesta en [42]:

$$p_i[k+1] = p_i[k] + \alpha \hat{p}_i[k] \left(f_i \sum_{j \in \mathcal{N}_i} \hat{p}_j[k] - \sum_{j \in \mathcal{N}_i} \hat{p}_j[k] f_j \right), \tag{5.5}$$

con

$$\hat{p}_i = (p_i - P_{\min_i})(P_{\max_i} - p_i)p_i \tag{5.6}$$

$$f_i = -\frac{dh_i(p_i)}{dp_i}, \tag{5.7}$$

donde k es el índice de iteración, α es el tamaño del paso y f_i es una función de aptitud definida como el negativo del costo marginal del agente i. Como se muestra en [42], el sistema de ecuaciones en diferencia llega a su equilibrio cuando las funciones de aptitud se igualan; en este punto, los costos marginales para todos los vendedores son idénticos y se obtiene el óptimo que minimiza el costo total. Además, las variables $\hat{p}_i$ en (5.6) garantizan que se satisfacen las restricciones de máximo y mínimo definidas en (5.3).

Por su parte, la ecuación (5.5) establece que el cálculo del nuevo valor $p_i[k+1]$ depende de: (i) los valores locales del agente i en la iteración $[k]$, específicamente su estado $p_i[k]$, el valor de $\hat{p}_i[k]$ y su aptitud f_i; y (ii) los valores de los agentes vecinos $j \in \mathcal{N}_i$, en particular $\hat{p}_j[k]$ y $f_j[k]$. En consecuencia, la actualización de $p_i[k+1]$ requiere información de la iteración previa $[k]$ tanto del propio agente como de sus vecinos directos; es decir, una dinámica de actualización distribuida y sincrónica.

En la optimización distribuida síncrona, todos los agentes deben esperar a que el agente más lento complete su cómputo o la transmisión de datos

antes de proceder a la siguiente iteración. Esta restricción puede conducir a una subutilización de los recursos de cómputo y comunicación, ya que algunos agentes permanecen inactivos durante parte del proceso [43, 44, 45]. Con esta limitación en mente, se propone una versión asíncrona del algoritmo CCRD. En este esquema, $k \in \mathbb{N}$ es un reloj discreto que etiqueta los instantes de tiempo en los cuales los agentes pueden realizar una actualización. El estado de cada agente evoluciona de acuerdo con

$$p_i[k+1] = p_i[k] + \alpha_i'[k], \tag{5.8}$$

con el paso de adaptación $\alpha_i'[k]$ definido como

$$\alpha_i'[k] = \begin{cases} \alpha \hat{p}_i[k] \left(f_i \sum_{j \in \mathcal{N}_i} \hat{p}_j[k] - \sum_{j \in \mathcal{N}_i} \hat{p}_j[k] f_j \right), k \in \mathcal{K}_i \\ 0 \qquad\qquad\qquad\qquad\qquad\qquad\qquad\qquad\qquad\qquad\qquad\qquad , \text{en otro caso.} \end{cases}$$

Aquí, $\mathcal{K}_i \subseteq \mathbb{N}$ representa el conjunto de instantes de tiempo para los cuales el agente i está disponible para procesar información y realizar una actualización de su estado. Esto implica que un agente solo calcula un nuevo valor cuando el reloj k pertenece a su conjunto específico de actualización $\mathcal{K}_i$; en caso contrario, su estado permanece inalterado. De esta manera, los periodos de actualización de los distintos agentes no necesitan coincidir.

5.4. Integración de *blockchain* en los procesos de optimización distribuida

Para la integración de la tecnología *blockchain* en la solución de algoritmos como el presentado en la sección anterior, se analizan dos escenarios posibles. En el primer de ellos, tanto el proceso de optimización como el registro de las transacciones se llevan a cabo usando la plataforma *blockchain*. En el segundo, el proceso de optimización distribuida se ejecuta de forma parale-

la en una tecnología diferente (tal como una red IoT basada en MQTT o TCP/IP), mientras que el almacenamiento de variables y la coordinación se realizan con *blockchain*.

El primer escenario se plantea al considerar que la tecnología *blockchain* permite almacenar información de manera inmutable y distribuida, lo cual facilita que los agentes de la red compartan los datos asociados a las variables de optimización. No obstante, dado que los algoritmos de optimización distribuida requieren un intercambio de información de alta velocidad, una implementación basada exclusivamente en *blockchain* resulta poco viable, salvo en casos donde el número de iteraciones sea reducido. Si bien la plataforma *Hyperledger* establece que es posible realizar transacciones en menos de un segundo, en la práctica, este rendimiento solo se alcanza bajo condiciones óptimas. En escenarios reales, una transacción puede tardar más de dos segundos en ser confirmada y registrada en la cadena de bloques, lo que constituye un tiempo considerablemente alto para la ejecución de procesos iterativos característicos de la optimización distribuida como el propuesto en la ecuación recursiva (5.8).

Para mitigar el problema del tiempo de comunicación asociado al intercambio de variables en el proceso de optimización, se plantea el segundo escenario que combina una tecnología de comunicación IoT secundaria con la de *blockchain*, y permitir de esta forma una ejecución conjunta del algoritmo de optimización. Bajo esta configuración, se utiliza una red de alta velocidad para transmitir información sensible entre los agentes (que no se desea publicar de manera abierta), mientras que *blockchain* se emplea para almacenar datos públicos requeridos por todos los agentes, entre ellas las principales variables de consenso (como precios y cantidades de energía).

La Figura 5.4 presenta la arquitectura propuesta para la integración de *blockchain* en el proceso de optimización distribuida. En la integración se identifican dos capas: una de *blockchain* y otra capa de optimización. Los contratos inteligentes en la capa de *blockchain* permiten almacenar variables de manera pública al registrar cada modificación como una transacción. La capa de optimización, por su parte, se encarga del intercambio de información rápida entre agentes con el fin de implementar las iteraciones necesarias para resolver el problema de optimización.

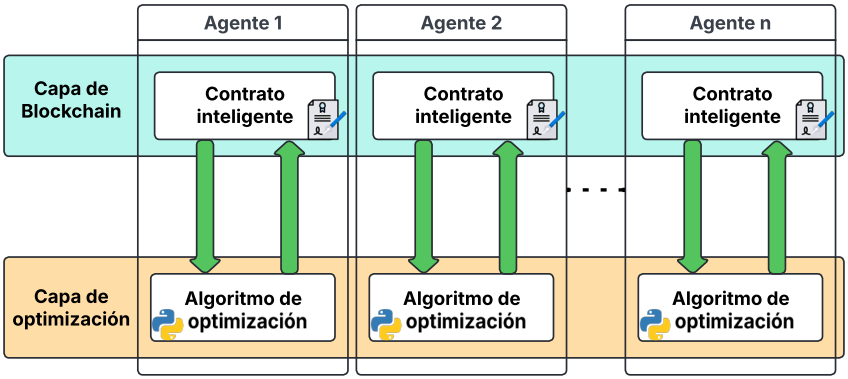


Figura 5.4: Arquitectura de integración de *blockchain* en el proceso de optimización distribuida

Para el problema de mercado propuesto, se implementa la arquitectura mostrada en la Figura 5.4, en la cual se desarrollan cuatro casos diferentes con el fin de analizar la contribución de la integración de la tecnología *blockchain* en el proceso de optimización distribuida de forma asíncrona. La creación y el despliegue de los contratos inteligentes se realizan siguiendo la metodología descrita en la Figura 5.3, mientras que la capa de optimización se implementa mediante el protocolo de comunicación MQTT.

Ahora bien, para analizar la robustez del método de optimización y la influencia de diferentes topologías de red en el problema distribuido (5.1), se proponen cuatro casos de estudio distintos. Todos los casos son resueltos por seis agentes que implementan la CCRD discretizada (5.5), con los parámetros de cada agente de acuerdo con la Tabla 5.3. En el Caso 1, la optimización se lleva a cabo al implementar (5.8), utilizando solamente el protocolo MQTT para compartir información con los vecinos en cada iteración (i.e., no se utiliza *blockchain*). En el Caso 2, la tecnología *blockchain* se integra mediante un contrato inteligente en conjunto con la red MQTT, configurando así la arquitectura propuesta (Figura 5.4). En los Casos 3 y 4 se utiliza la misma arquitectura del Caso 2; sin embargo, el grafo de comunicación entre los agentes se modifica con el fin de evaluar su impacto en el desempeño global del sistema.

Tabla 5.3: Coeficientes de la función de costo y parámetros de los límites de potencia para cada agente. La potencia total demandada es $P_d = 1150$ kW. Los parámetros a, b, c, P_{max} y P_{min} se expresan en $\$, \$/kW, \$/kW^2, kW$ y kW, respectivamente

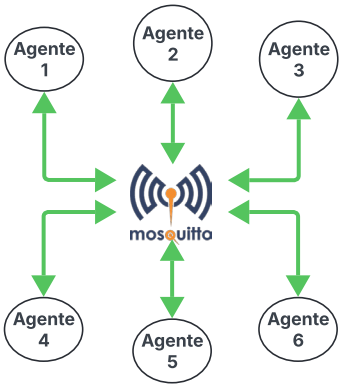
	Agente 1	Agente 2	Agente 3	Agente 4	Agente 5	Agente 6
a	64.67	65.46	190.92	39.19	104.44	28.77
b	795.5	1448.6	838.1	696.1	1150.5	903.2
c	1.15	0.82	1.53	2.46	0.5	0.71
$P_{\text{máx}}$	500	362	315	271	60	400
$P_{\text{mín}}$	100	82	65	50	0	20

Fuente: Adaptado de [22].

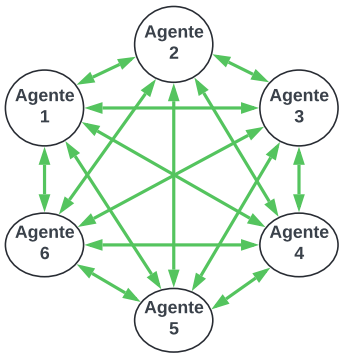
5.4.1. Caso 1

La Figura 5.5(a) muestra el esquema de conexión de la infraestructura tecnológica para la capa de optimización, e ilustra la interconectividad de los agentes con el bróker MQTT. Aunque cada agente debe conectarse con una entidad central, la información de cada de ellos se transmite únicamente a sus vecinos definidos por el grafo $\mathcal{G}$. Mientras la dirección de cada vecino se codifica en el mensaje MQTT, el bróker se encarga de proporcionar acceso únicamente a los nodos correspondientes. Para el Caso 1, el flujo de información entre los agentes se describe mediante la red mostrada en la Figura 5.5(b); es decir, un grafo completo en el cual cada agente envía y recibe información de todos los demás.

Cabe resaltar que cada agente ejecuta su proceso de optimización de manera independiente y asíncrona. El proceso interno de cada agente se describe en el diagrama de flujo de la Figura 5.6. Este inicia con la lectura de los parámetros del proceso de optimización, tales como el número de agentes (N), la potencia demandada (P_d), el número de iteraciones (n), los coeficientes de costo y los límites de potencia. Posteriormente, se define el valor inicial de p_i dentro de los límites $P_{\min_i}$ y $P_{\max_i}$, de tal forma que se satisfaga la restricción establecida en (5.2). A continuación, comienza el ciclo mediante el cálculo de $\hat{p}_i$ y f_i utilizando (5.6) y (5.7), respectivamente. Posteriormente, cada agente lee la potencia y la



(a) Conexión con el broker MQTT.



(b) Flujo de información entre los agentes.

Figura 5.5: Esquemas de conexión para el protocolo IoT y el grafo de intercambio de información

aptitud de los vecinos, y se calcula $p_i[k+1]$ de acuerdo con (5.8). Este proceso se repite durante n iteraciones.

5.4.2. Caso 2

Aquí se extiende el Caso 1 mediante la incorporación de una conexión con *blockchain*, tal como se ilustra en la Figura 5.7. En este caso, un contrato inteligente desplegado en la plataforma *blockchain* es responsable de sumar todas las potencias despachadas p_i y de almacenar el resultado cada cierto número de iteraciones. Este proceso permite al algoritmo verificar el cumplimiento de la restricción de demanda total (5.3), la cual es fundamental en el problema de despacho. En consecuencia, el proceso interno de optimización ejecutado por cada agente se modifica para almacenar el valor de $p_i[k]$ en la cadena de bloques, como se muestra en la Figura 5.8.

El algoritmo mejorado introduce una nueva variable ($save_iter$), la cual se utiliza para indicar con qué frecuencia el valor de $p_i[k]$ se almacena en la *blockchain*. Con la suma de las potencias calculadas por el contrato inteligente, el resultado únicamente se pone a disposición de todos los agentes. Este valor se

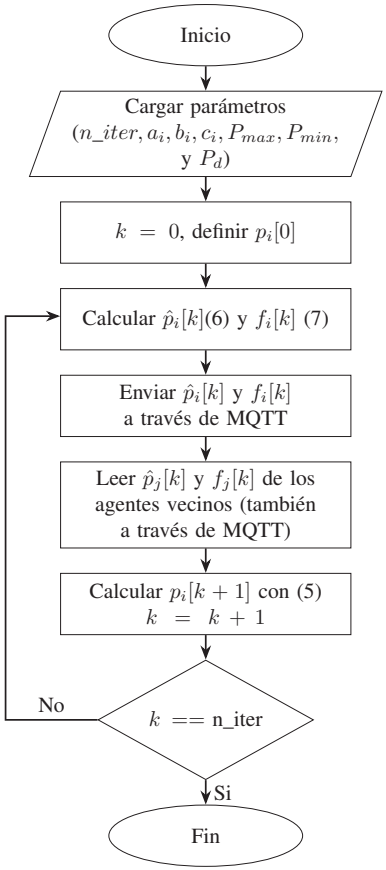


Figura 5.6: Diagrama de flujo del proceso de optimización distribuida mediante MQTT

utiliza para aplicar una corrección en el cálculo de $p_i[k]$ de la siguiente manera:

$$p_i[k] = p_i[k] + \frac{P_d - \sum_{i \in \mathcal{N}} p_i[k]}{N}, \tag{5.9}$$

donde el error entre P_d y la suma de los $p_i[k]$ se distribuye equitativamente entre todos los agentes, respetando la restricción (5.3). Este proceso garantiza que la condición (5.2) se cumpla adecuadamente, e incrementa la robustez del algoritmo CCRD discretizado.

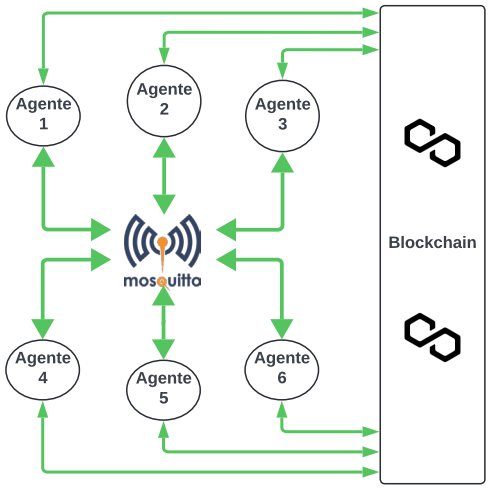


Figura 5.7: Representación de la doble interacción de los agentes a través de las tecnologías MQTT y *blockchain*

5.4.3. Caso 3 y Caso 4

Para los Casos 3 y 4, el grafo que define el flujo de información se modifica, de modo que pasa de un grafo completamente conectado a una estructura basada en un anillo. La diferencia en la red de los Casos 3 y 4 (Figura 5.9(a) y Figura 5.9(b), respectivamente) radica en la conexión entre los agentes 6 y 3, la cual evita la formación de más de un componente (i.e., subgrafos desconectados) en el grafo cuando un agente alcanza alguno de sus límites. Adicionalmente, en estos estudios de caso, la comunicación entre los agentes se mantiene a través de MQTT y *blockchain*, como en el Caso 2 (Figura 5.7).

5.5. Resultados y discusión

5.5.1. Prueba de la plataforma *Ethereum*

Inicialmente, se realiza una prueba piloto para comprobar la funcionalidad de la plataforma *blockchain* que soporta la ejecución de transacciones de energía en mercados P2P. El sistema se basa en el esquema propuesto en la

Sección 5.2, y sigue el procedimiento descrito en la Figura 5.3. Una vez programado y compilado, el contrato inteligente se despliega en la red de prueba de *Polygon*, utilizando la herramienta *Hardhat*. Durante el despliegue se obtiene la dirección del contrato inteligente. La Tabla 5.4 presenta parte de la información registrada en el bloque correspondiente al momento del despliegue. Esta información puede ser consultada en https://amoy.polygonscan.com/ mediante el *hash* asociado a la transacción.

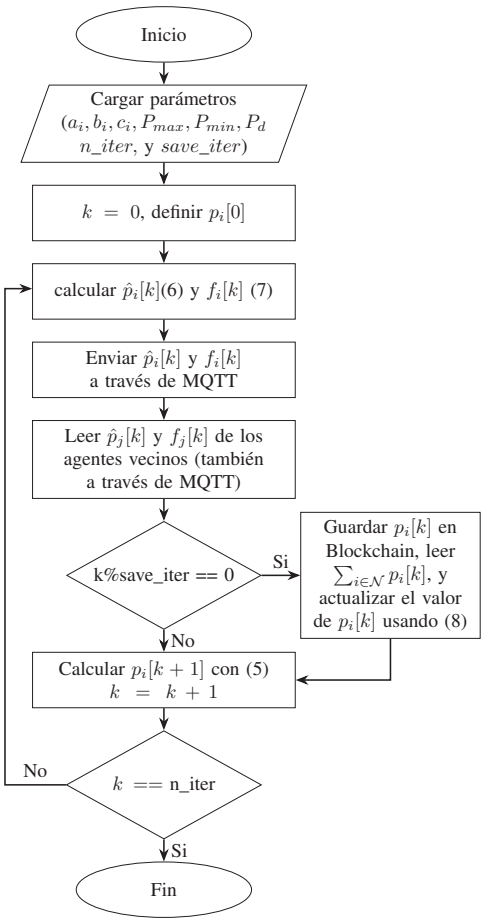
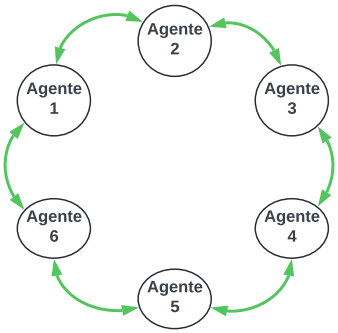
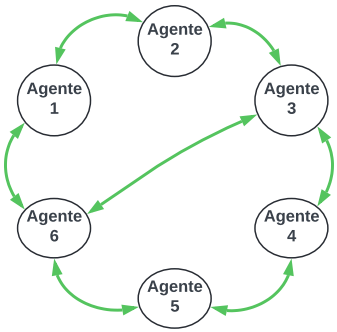


Figura 5.8: Diagrama de flujo del proceso de optimización distribuida utilizando MQTT y *blockchain*



(a) Flujo de información entre los agentes del Caso 3.



(b) Flujo de información entre los agentes del Caso 4.

Figura 5.9: Esquema de conexión para el flujo de información entre los agentes

Esta información que se almacena en la cadena de bloques de *Polygon* tiene el campo de *Transaction Hash*, que corresponde a un identificador único de la transacción. A su vez, el campo *Status* indica el estado de la transacción (que puede ser exitoso o fallido), *From* muestra la dirección del usuario que realizó la solicitud de la transacción, mientras que *To* contiene la dirección de destino (en este caso corresponde a la dirección del contrato inteligente), además de especificar que se trata de su creación. Por último, el campo *Value* representa la cantidad de dinero enviada en la transacción.

Una vez desplegado el contrato inteligente, se ejecutan múltiples transacciones para verificar su funcionamiento, de acuerdo con el proceso descrito en la Figura 5.2. Todas las transacciones se realizan mediante la biblioteca *Web3* en *Python*. Este proceso requiere el uso tanto de la clave pública como de la clave privada de la billetera del usuario vinculado a la red *blockchain*. Al consultar la dirección del contrato inteligente en https://amoy.polygonscan.com/, se puede acceder al registro de las transacciones ejecutadas, donde se observa que tres de ellas fueron rechazadas por no cumplir con los requisitos necesarios para ser procesadas. La primera transacción rechazada corresponde a un intento de depósito por parte de un agente que no había sido registrado por el administrador. La segunda fue rechazada debido a que el vendedor no dispo-

Tabla 5.4: Información resumida del bloque creado al desplegar el contrato inteligente

Transaction Hash:	0x6f3688cfcafdb0958592df1dc88747ba3845-76060b18b4fc58c7e418a78d6920
Status:	Success
From:	0x3AF7E73d63dc07e6c6cd6eddD054132AB-d943cbD
To:	[0x0e13f4a05098019602d3474aa27571c7ee-ddb01f Created]
Value:	0 POL ($0.00)

nía de la potencia requerida. Finalmente, la tercera transacción fue rechazada porque la finalización de la compra solo puede ser ejecutada por el comprador. A modo de ejemplo, en la Tabla 5.5 se presenta la información proveniente de los registros de la primera transacción fallida.

5.5.2. Optimización distribuida con *blockchain*

Aquí se presentan los resultados obtenidos al aplicar el algoritmo propuesto a los cuatro estudios de caso descritos en la Sección 5.4. Los índices de desempeño seleccionados son: la norma del vector de error en estado estacionario ($|e|$) (como una medida de la diferencia entre el óptimo teórico y el obtenido con el algoritmo CCRD), el tiempo promedio de convergencia ($\overline{t_s}$) y la Integral del Error Cuadrático Ponderado por el Tiempo (ITSE). Adicionalmente, se verifica el cumplimiento de las restricciones impuestas en el problema de optimización. Asimismo, todos estos resultados se comparan con aquellos obtenidos al resolver el problema mediante un algoritmo estándar de Programación Cuadrática (QP) implementado en MATLAB a través de la función `fmincon`.

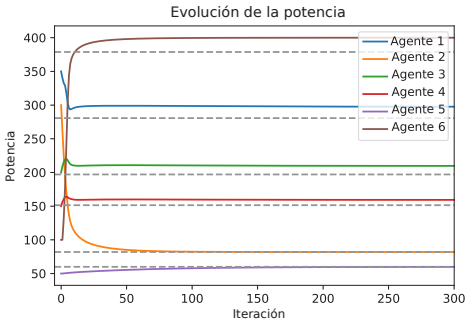
Con el fin de mostrar la progresión del algoritmo hacia su estado de equilibrio, las Figuras 5.10–5.13 ilustran la evolución de las potencias despachadas y de las funciones de aptitud para los Casos 1–4. Al analizar la Figura 5.10(b),

Tabla 5.5: Información de transacción fallida de la finalización de la compra

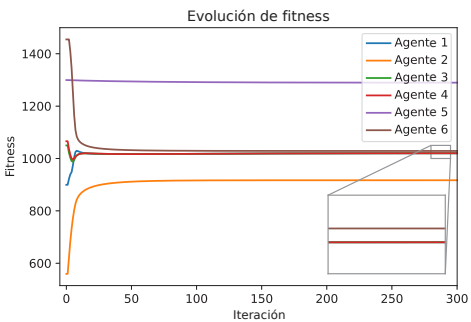
Transaction Hash:	0x91f9879dd3f7be20d9b35154c9a8d8b2f2fe-fa8cfabbbe0b1e4f37b998ed42c1
Status:	Fail with error 'El agente debe estar registrado'
From:	0xa5cD859fa6838B73D76af941eA600A857-2280e62
To:	0x0e13F4a05098019602D3474aa27571c7ee-DDb01F Warning! Error encountered during contract execution [execution reverted]
Value:	0.000000000000001 POL ($0.00) - [CANCELLED]

se encuentra que, para el Caso 1, el valor de la aptitud del agente 6 no se alinea con los correspondientes a los agentes 1, 3 y 4. Esta observación es relevante, ya que, en un escenario de optimización ideal, se espera que las funciones de aptitud (relacionadas con los costos marginales de los generadores) de aquellos agentes que no operan en sus límites converjan a un valor común. La divergencia observada sugiere la ausencia de dicho consenso. Adicionalmente, como se muestra en la Figura 5.10(a), los resultados del Caso 1 no convergen a los valores óptimos obtenidos mediante el algoritmo QP. Esta discrepancia se debe a la naturaleza asíncrona de las actualizaciones y a la ausencia de un mecanismo de corrección centralizado (como el proporcionado por *blockchain* en los demás casos), lo cual puede conducir a una acumulación de errores en el cumplimiento de la potencia total despachada y, en consecuencia, a la convergencia hacia un equilibrio subóptimo.

Para el Caso 2, en el cual se incorpora *blockchain*, la Figura 5.11(b) muestra que los valores de aptitud de los agentes 1, 3, 4 y 6 convergen a un valor idéntico, lo cual implica la obtención del resultado óptimo y el cumplimiento de las



(a) Evolución de la potencia para el Caso 1. No hay convergencia al punto óptimo de solución mostrado en la línea discontinua de color gris, que representa los valores óptimos obtenidos mediante QP.

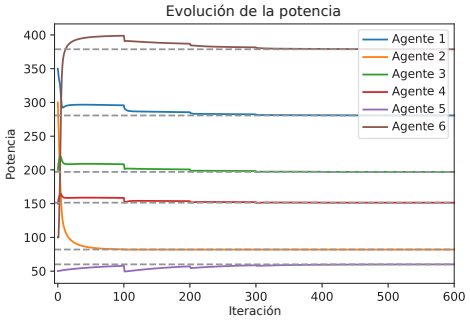


(b) Evolución de fitness para el Caso 1. Las funciones de aptitud de los agentes que no llegan a sus límites son diferentes, lo que indica un resultado subóptimo.

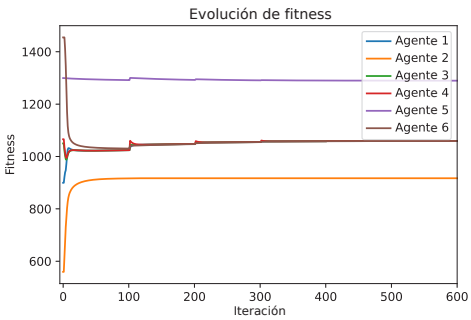
Figura 5.10: Evolución durante simulación del Caso 1

condiciones de Karush-Kuhn-Tucker (KKT) para el problema de optimización planteado. La desviación de las funciones de aptitud en los agentes 2 y 5 indica que están en alguno de los límites superior o inferior de sus restricciones. En la Figura 5.11(a) se evidencian perturbaciones, a lo largo de las iteraciones, que corresponden a las correcciones realizadas al leer la suma de los valores de potencia desde la *blockchain* (en este caso, cada 100 iteraciones según (5.9)). Asimismo, se observa que los resultados del algoritmo RD convergen asintóticamente hacia aquellos calculados mediante el algoritmo QP.

Para el Caso 3, la Figura 5.12(a) revela que el despacho de potencia de los agentes 1, 3, 4 y 6 no converge a los valores óptimos. Esta falta de convergencia ocurre debido a que los agentes 2 y 5 alcanzan sus respectivos límites operativos. En (5.5) se observa que, cuando un agente alcanza dichos límites, su contribución a la tasa de cambio de la RD se vuelve nula (es decir, su ecuación de RD se torna estacionaria). En consecuencia, la influencia dinámica que un *agente truncado* ejerce sobre sus vecinos se elimina. Esto es equivalente a la pérdida de los canales de comunicación que conectan al agente con sus vecinos, lo que divide el grafo de comunicación, que es un anillo simple (ver



(a) Evolución de la potencia para el Caso 2, donde se observa la corrección realizada con *blockchain* cada 100 iteraciones. La línea discontinua de color gris representa los valores óptimos obtenidos mediante QP.

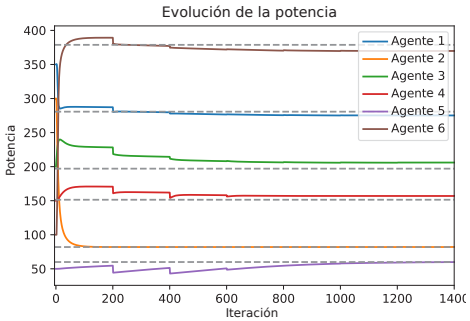


(b) Evolución de fitness para el Caso 2. Las funciones de aptitud para los agentes 1, 3, 4 y 6 se igualan en equilibrio. Las fitness de los agentes 2 y 5 indican que están en su límite inferior y superior, respectivamente.

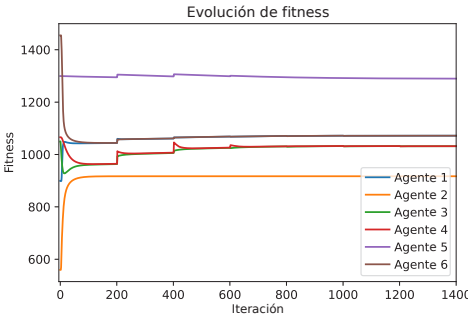
Figura 5.11: Evolución durante simulación del Caso 2

Figura 5.9(a)), en dos subgrafos. Como se puede apreciar en la Figura 5.12(b), el grafo particionado resultante conduce a que los valores de aptitud de los agentes se agrupen en dos subconjuntos: los agentes 1 y 6, y los agentes 3 y 4. Estos subconjuntos corresponden exactamente a los subgrafos formados al eliminar los enlaces asociados a los agentes 2 y 5, que han alcanzado sus límites de generación.

Por el contrario, la Figura 5.13(a) correspondiente al Caso 4 muestra que los valores de potencia convergen hacia las soluciones óptimas. Esta convergencia exitosa se debe al enlace adicional que conecta a los agentes 6 y 3, el cual permite que la dinámica del sistema involucre a todos los agentes que aún no han alcanzado sus límites de despacho de potencia. En este caso, aunque los agentes 2 y 5 dejan de transmitir información de optimización (al haber alcanzado sus límites), el canal de comunicación adicional entre los agentes 6 y 3 garantiza que los subgrafos formados en el Caso 3 (el conformado por los agentes 3 y 4, y el conformado por los agentes 1 y 6) continúen compartiendo información, manteniendo así un grafo conectado para los agentes activos restantes. Asimismo, la Figura 5.13(b) confirma la igualación de los valores de



(a) Evolución de la potencia para el Caso 3. No se alcanza el óptimo de referencia (línea discontinua de color gris) por la partición del grafo dado el *truncamiento* de los nodos 2 y 5 que llegan a sus límites operativos.



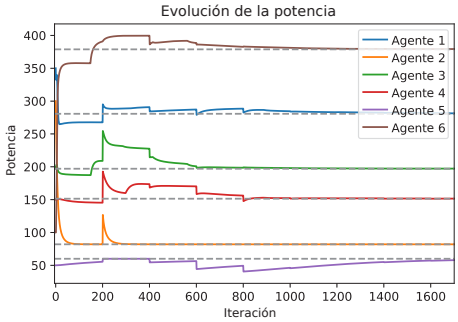
(b) Evolución de fitness para el Caso 3. Las funciones de aptitud se igualan en cada uno de los subgrafos que se forman por la partición (agentes 1 y 6 en un componente y agentes 2 y 5 en el otro).

Figura 5.12: Evolución durante simulación del caso 3

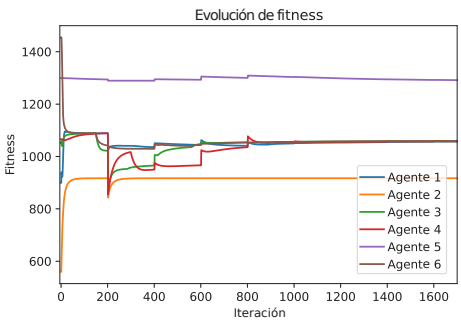
aptitud de los cuatro agentes que no operan en sus límites de despacho, lo que indica el cumplimiento de las condiciones KKT.

La Tabla 5.6 presenta los valores óptimos de despacho de potencia obtenidos al resolver el problema de minimización definido en (5.1)–(5.3) para cada caso de estudio, junto con los valores comparativos calculados mediante QP. El análisis de estos resultados confirma que, en todos los escenarios, los valores óptimos satisfacen las restricciones definidas en (5.3), las cuales corresponden a los límites superior e inferior de potencia para cada agente. Nótese que el agente 2 alcanza su límite inferior, mientras que el agente 5 opera en su límite superior. Asimismo, se observa que los Casos 1 y 3 presentan desviaciones en ciertos valores con respecto al resultado de referencia obtenido mediante QP, mientras que los Casos 2 y 3 alcanzan todos los resultados deseados.

Por su parte, la Tabla 5.7 muestra que el Caso 2 presenta el menor error de convergencia, mientras que el Caso 1 exhibe el mayor, lo que evidencia que la integración de *blockchain* en el sistema mejora la convergencia hacia el valor óptimo. De igual forma, el Caso 3 tiene un error considerable en comparación con el Caso 4, que corrige la formación de componentes. Como se presentó



(a) Evolución de la potencia para el Caso 4. El enlace adicional con respecto al Caso 3 permite alcanzar el óptimo de referencia (líneas discontinuas de color gris obtenidas mediante QP). Se observa la corrección con *blockchain* cada 100 iteraciones.



(b) Evolución de fitness para el Caso 4. Al conservarse el grafo sin particiones con el enlace adicional, las fitness de los agentes 1, 3, 4 y 6 alcanzan un valor común. Además, las aptitudes de los agentes 2 y 5 siguen mostrando el respeto de las restricciones.

Figura 5.13: Evolución durante simulación del caso 4

anteriormente, los Casos 2 y 4 convergen al óptimo de referencia. Asimismo, el tiempo promedio de convergencia es el más bajo en el Caso 1 y aumenta de manera progresiva, alcanzando su valor máximo en el Caso 4. Esto sugiere que tanto la integración de *blockchain* como la modificación del grafo de comunicación contribuyen al incremento del tiempo de establecimiento. Adicionalmente, el valor del ITSE presentado ha sido normalizado con respecto al valor máximo observado, lo que permite una comparación relativa entre los distintos casos analizados. Bajo esta normalización, el Caso 1 presenta el valor más alto, mientras que el Caso 2 muestra el más bajo, seguido por el Caso 4. En cuanto a la restricción de potencia total despachada, esta se satisface exactamente en el Caso 2, mientras que en los Casos 3 y 4 los valores obtenidos son muy cercanos al objetivo requerido.

5.6. Automatización de mercados energéticos P2P más complejos

La integración de algoritmos de optimización con tecnología *blockchain* abre nuevas oportunidades para el desarrollo de mercados de energía P2P más eficientes, seguros y transparentes. Mientras que los algoritmos de optimización permiten determinar valores óptimos para las transacciones de energía, *blockchain* garantiza la trazabilidad de dichas transacciones y su ejecución automática mediante contratos inteligentes.

Siguiendo la metodología ilustrada en la Figura 5.3, en esta sección se presenta el uso de *blockchain* como una herramienta adaptable para la automatización de esquemas generales de mercado. En este caso, se despliega un contrato inteligente para registrar transacciones energéticas entre prosumidores en un esquema más general de comercio energético P2P potencia–precio. Aquí, la cadena de bloques almacena la dirección del comprador, la dirección del vendedor, la cantidad de potencia transada y el valor económico pagado por la energía. A diferencia de los casos presentados en la sección anterior, el contrato inteligente se activa una vez finalizado el proceso de optimización, lo que garantiza que las transacciones se ejecuten de forma automática. Para ilustrar la implementación del sistema de transacciones automatizadas, se adaptó el problema de optimización presentado en [46], en donde un conjunto

Tabla 5.6: Valores óptimos obtenidos por agente. Las potencias despachadas se expresan en kW

Agente	QP	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4
Agente 1	280.700	297.558	280.701	275.148	281.026
Agente 2	82.000	82.000	82.000	82.000	82.000
Agente 3	197.062	209.733	197.063	206.050	197.259
Agente 4	151.425	159.305	151.425	157.015	151.525
Agente 5	60.000	59.999	59.999	59.999	59.257
Agente 6	378.811	399.999	378.813	369.817	379.285

Tabla 5.7: Métricas de desempeño

Métrica	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4
$\|e\|$ [kW]	30.92	0.003	14.96	0.96
$\overline{t_s}$	40.5	168.5	448.67	812.0
ITSE	1	0.004	0.274	0.186
$\sum_{i\in\mathcal{N}} p_i$ [kW]	1208.60	1150.00	1150.03	1150.35

de prosumidores pueden comprar o vender energía a cualquiera de sus pares de acuerdo con su rol y un modelo que minimiza el costo total de operación del sistema. El problema está dado por

$$\text{mín} \sum_{i=1}^{n} C_i(P_i(t)) \tag{5.10}$$

$$\text{s.t.} \quad P_{ij}(t) + P_{ji}(t) = 0 \; \forall \; j \in \mathcal{N}_i(t) \tag{5.11}$$

$$P_{i,tr}^{\text{mín}} \leq P_{i,tr}(t) = \sum_{j\in\mathcal{N}_i(t)} P_{ij}(t) \leq P_{i,tr}^{\text{máx}} \tag{5.12}$$

$$P_{ij}(t) \leq (\geq)\ 0 \text{ si el par } i \text{ es vendedor (comprador) } \forall\ j \in \mathcal{N}_i(t) \tag{5.13}$$

$$C_i(P_i(t)) = a_i(t)P_{i,tr}^2(t) + b_i(t)P_{i,tr}(t) + \sum_{j\in\mathcal{N}_i} d_{ij}P_{ij}(t). \tag{5.14}$$

Las restricciones del problema garantizan la viabilidad operativa del intercambio entre los prosumidores. En particular, la restricción (5.11) asegura el balance bilateral de energía entre cada par de agentes, garantizando así que la potencia que fluye del agente i al j ($P_{ij}(t)$) sea igual y opuesta a la que fluye de j a i ($P_{ji}(t)$). Por su parte, la restricción (5.12) establece los límites técnicos, inferior y superior, de la potencia neta intercambiada por cada agente. Finalmente, la restricción (5.13) garantiza la consistencia del rol asumido por cada agente en un intervalo de tiempo dado: si actúa como vendedor, todos sus flujos de energía son negativos (salientes); mientras que si actúa como comprador, dichos flujos son positivos (entrantes).

Para abordar el problema de optimización, el modelo P2P se implementa utilizando los mismos parámetros definidos en el escenario 1 de [46]. Dicho escenario consta de seis agentes: tres que actúan como vendedores y tres como compradores. Una vez completado el proceso de optimización, cada comprador identifica al vendedor más conveniente con el cual realizar la transacción y determina la cantidad óptima de energía a adquirir de cada uno.

Para la implementación, el problema se resuelve de manera centralizada siguiendo el esquema mostrado en la Figura 5.14. En este enfoque, un servidor (Admin) ejecuta el problema de optimización y, una vez obtenidos los resultados óptimos, los distribuye a todos los agentes participantes en la microrred de comercio P2P mediante el protocolo MQTT. Posteriormente, cada agente comprador, al recibir su valor óptimo, ejecuta automáticamente la transacción correspondiente en la *blockchain* a través de un contrato inteligente. Dicho contrato se encarga de transferir el monto económico a la cuenta asociada en la *blockchain* de cada vendedor. Finalmente, los vendedores pueden verificar en la *blockchain* que la transacción se haya completado correctamente, junto con los valores asociados.

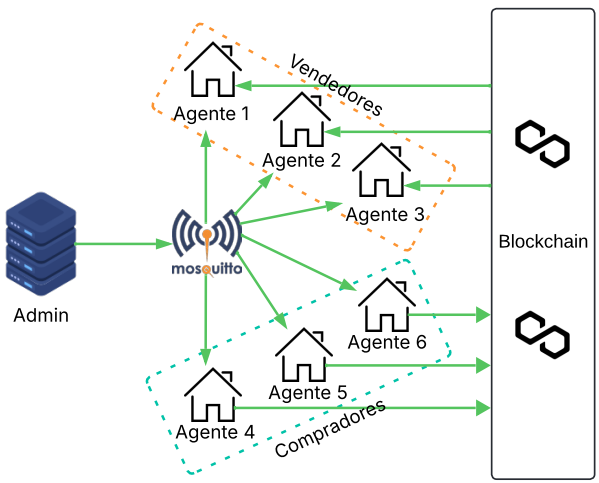


Figura 5.14: Esquema de optimización y transacciones automáticas con *blockchain*

Nótese que este esquema de automatización centralizada tiene un enfoque distinto al presentado en las secciones anteriores, en el cual los agentes participan en la resolución del proceso de optimización y comparten información limitada con sus vecinos en un esquema distribuido. Para la programación se empleó el lenguaje Python, y el problema de optimización se resolvió mediante la biblioteca `scipy`. Los resultados obtenidos en la implementación coinciden con los reportados en [46]. Posteriormente, para su almacenamiento en el contrato inteligente, los valores fueron redondeados a números enteros. La ejecución automática de las transacciones con los valores óptimos puede verificarse en la red *Polygon Amoy* a través de https://amoy.polygonscan.com/, consultando la dirección del contrato inteligente: `0xf59B8A6E6Cc922dE036c855d49e00302E767B48d`.

La implementación realizada demuestra la viabilidad de establecer mercados energéticos P2P totalmente automatizados. En la Figura 5.15 se presenta una propuesta de arquitectura simplificada para un mercado energético basado en optimización distribuida y transacciones automatizadas. Al igual que en la Figura 5.4, dicha arquitectura se compone de dos capas. En la capa de *blockchain*, cada agente tiene acceso a dos contratos inteligentes: uno de optimización y otro de transacciones. El contrato de optimización almacenaría de forma inmutable parte del proceso de optimización y, una vez concluido, cada agente ejecutaría el contrato de transacción según corresponda.

Para acompañar el proceso, el administrador actúa como ente regulador de la cantidad de energía disponible y de la que ha sido transaccionada por cada agente, motivo por el cual también se conecta al contrato de transacciones. Asimismo, recibe información sobre la inyección de energía a la red directamente desde los medidores inteligentes instalados en cada agente. De igual manera, el administrador cumple la función de sincronizar los instantes en los que debe iniciarse y detenerse el proceso de optimización distribuida, lo que implica su comunicación con la capa de optimización.

Por último, la arquitectura presentada en la Figura 5.15 se plantea como una base para futuras investigaciones orientadas a la implementación de esquemas totalmente automatizados de mercados energéticos P2P. Dicho esquema puede desarrollarse sobre diferentes protocolos de *blockchain*, tales como *Ethereum* o *Hyperledger*.

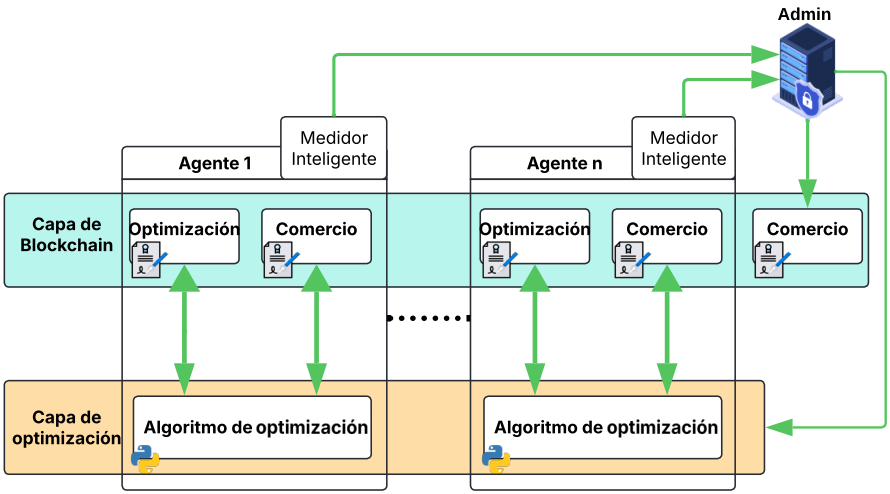


Figura 5.15: Arquitectura de un mercado P2P automatizado con una capa de optimización distribuida

5.7. Conclusiones

La estructura propuesta para la implementación de *blockchain* en mercados energéticos facilita la comprensión del funcionamiento básico de un contrato inteligente en una red basada en *Ethereum*. Las herramientas empleadas para interactuar con el contrato inteligente allanan el camino hacia la integración de *blockchain* en procesos de energía transactiva entre prosumidores, así como en la automatización de los procesos del mercado.

La implementación de un algoritmo basado en dinámicas de replicadores en un contexto práctico de despacho de energía demostró que la tecnología *blockchain* posee un alto potencial para integrarse en procesos de optimización distribuida con algoritmos iterativos asincrónicos entre agentes. En este marco, *blockchain* puede actuar como agente coordinador y respaldar el control del sistema al guiar a los agentes hacia valores óptimos. Asimismo, la arquitectura propuesta de dos capas permitió la ejecución de iteraciones rápidas en el proceso de optimización, al tiempo que mantenía parte de la información como registros inmutables en la cadena de bloques. Además, la capa de optimización ofrece la posibilidad de modificar dinámicamente el grafo de conexiones entre agentes. Este enfoque abre la posibilidad de diversificar los algoritmos de optimización distribuida que pueden implementarse en conjunto con herramientas basadas en *blockchain*.

En suma, este trabajo sienta las bases para futuros desarrollos de plataformas orientadas a los mercados energéticos P2P, en los cuales la integración de algoritmos de optimización con *blockchain* posibilita la automatización completa del intercambio de energía entre prosumidores o comunidades energéticas.

Referencias

[1] E. A. Soto, L. B. Bosman, E. Wollega, and W. D. Leon-Salas, "Peer-to-peer energy trading: A review of the literature," *Applied Energy*, vol. 283, p. 116268, 2021.

[2] S. Suthar, S. H. C. Cherukuri, and N. M. Pindoriya, "Peer-to-peer energy trading in smart grid: Frameworks, implementation methodologies, and demonstration projects," *Electric Power Systems Research*, vol. 214, p. 108907, 2023.

[3] M. Moniruzzaman, A. Yassine, and R. Benlamri, "Blockchain and cooperative game theory for peer-to-peer energy trading in smart grids," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 151, p. 109111, 2023.

[4] Y. Wu, Y. Wu, J. M. Guerrero, and J. C. Vasquez, "Digitalization and decentralization driving transactive energy Internet: Key technologies and infrastructures," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 126, p. 106593, 2021.

[5] M. Choobineh, A. Arabnya, A. Khodaei, and H. Zheng, "Game-theoretic peer-to-peer solar energy trading on blockchain-based transaction infrastructure," *e-Prime - Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy*, vol. 5, p. 100192, 2023.

[6] W. Tushar, T. K. Saha, C. Yuen, D. Smith, and H. V. Poor, "Peer-to-Peer Trading in Electricity Networks: An Overview," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 11, pp. 3185–3200, 2020.

[7] M. Soori, R. Dastres, and B. Arezoo, "AI-powered blockchain technology in industry 4.0, a review," *Journal of Economy and Technology*, vol. 1, pp. 222–241, 2023.

[8] M. Choobineh, A. Arabnya, B. Sohrabi, A. Khodaei, and A. Paaso, "Blockchain technology in energy systems: A state-of-the-art review," *IET Blockchain*, vol. 3, no. 1, pp. 35–59, 2023.

[9] Y. Xia, Q. Xu, S. Li, R. Tang, and P. Du, "Reviewing the peer-to-peer transactive energy market: Trading environment, optimization methodology, and relevant resources," *Journal of Cleaner Production*, vol. 383, 2023.

[10] E. A. Soto, L. B. Bosman, E. Wollega, and W. D. Leon-Salas, "Peer-to-peer energy trading: A review of the literature," *Applied Energy*, vol. 283, 2021.

[11] C. Zhang, T. Yang, and Y. Wang, "Peer-to-Peer energy trading in a microgrid based on iterative double auction and blockchain," *Sustainable Energy, Grids and Networks*, vol. 27, p. 100524, 2021.

[12] A. Shukla, P. Jirli, A. Mishra, and A. K. Singh, "An overview of blockchain research and future agenda: Insights from structural topic modeling," *Journal of Innovation & Knowledge*, vol. 9, no. 4, p. 100605, 2024.

[13] J. A. Padilla Sánchez, "Blockchain y contratos inteligentes: aproximación a sus problemáticas y retos jurídicos," *Revista de derecho Privado*, no. 39, pp. 175–201, 2020.

[14] A. Paudel, K. Chaudhari, C. Long, and H. B. Gooi, "Peer-to-peer energy trading in a prosumer-based community microgrid: A game-theoretic model," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 66, no. 8, pp. 6087–6097, 2019.

[15] M. Sanayha and P. Vateekul, "Model-based approach on multi-agent deep reinforcement learning with multiple clusters for peer-to-peer energy trading," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 127882–127893, 2022.

[16] S. Rezaei and A. Ghasemi, "Stochastic scheduling of resilient interconnected energy hubs considering peer-to-peer energy trading and energy storages," *Journal of Energy Storage*, vol. 50, p. 104665, 2022.

[17] D. Angeli, S. Manfredi, and T. Zhong, "A causal filter of gradient information for enhanced robustness and resilience in distributed convex optimization," *Systems & Control Letters*, vol. 181, p. 105645, 2023.

[18] W. Sarapan, N. Boonrakchat, A. Paudel, T. Booraksa, P. Boonraksa, and B. Marungsri, "Optimal peer-to-peer energy trading by applying blockchain to islanded microgrid considering V2G," in *2022 19th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)*, pp. 1–4, 2022.

[19] A. Iskakova, H. S. V. S. Kumar Nunna, and P. Siano, "Ethereum blockchain-based peer-to-peer energy trading platform," in *2020 IEEE International Conference on Power and Energy (PECon)*, pp. 327–331, 2020.

[20] Y. Xu, L. Yu, G. Bi, M. Zhang, and C. Shen, "Deep reinforcement learning and blockchain for peer-to-peer energy trading among microgrids," in *2020 International Conferences on Internet of Things (iThings)*, pp. 360–365, 2020.

[21] S. Cantillo-Luna, R. Moreno-Chuquen, H. R. Chamorro, V. K. Sood, S. Badsha, and C. Konstantinou, "Blockchain for distributed energy resources management and integration," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 68598–68617, 2022.

[22] A. Pantoja, G. Obando, and N. Quijano, "Distributed optimization with information-constrained population dynamics," *Journal of the Franklin Institute*, vol. 356, no. 1, pp. 209–236, 2019.

[23] P. D. Taylor and L. B. Jonker, "Evolutionary stable strategies and game dynamics," *Mathematical Biosciences*, vol. 40, no. 1, pp. 145–156, 1978.

[24] J. N. Rodríguez Loor, *Estudio comparativo de las plataformas de Blockchain y sus diferentes escenarios de uso.* Tesis de doctorado, Universidad de las Américas, 2020. Available at http://dspace.udla.edu.ec/handle/33000/13089.

[25] B. S. Lee, J. G. Song, S. J. Moon, I. H. Park, and J. W. Jang, "Blockchain architectures for P2P energy trading between neighbors," in *2019 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*, pp. 1013–1017, 2019.

[26] T. Alskaif, J. L. Crespo-Vazquez, M. Sekuloski, G. V. Leeuwen, and J. P. Catalao, "Blockchain-based fully peer-to-peer energy trading strategies for residential energy systems," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 18, pp. 231–241, 2022.

[27] Z. Liu, H. Pang, Y. Li, and S. Li, "Research on distributed energy network transaction model based on blockchain," in *2021 International Conference on Computer, Blockchain and Financial Development (CBFD)*, pp. 311–314, 2021.

[28] M. Kumar, U. Dohare, S. Kumar, and N. Kumar, "Blockchain based optimized energy trading for e-mobility using quantum reinforcement learning," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 72, no. 4, pp. 5167–5180, 2023.

[29] M. Zhang, F. Eliassen, A. Taherkordi, H.-A. Jacobsen, H.-M. Chung, and Y. Zhang, "Demand–response games for peer-to-peer energy trading with the hyperledger blockchain," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, vol. 52, no. 1, pp. 19–31, 2022.

[30] R. Khalid, N. Javaid, A. Almogren, M. U. Javed, S. Javaid, and M. Zuair, "A blockchain-based load balancing in decentralized hybrid P2P energy trading market in smart grid," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 47047–47062, 2020.

[31] M. J. Thompson, H. Sun, and J. Jiang, "Blockchain-based peer-to-peer energy trading method," *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, vol. 8, no. 5, pp. 1318–1326, 2022.

[32] L. Wang, J. Liu, R. Yuan, J. Wu, D. Zhang, Y. Zhang, and M. Li, "Adaptive bidding strategy for real-time energy management in multi-energy market enhanced by blockchain," *Applied Energy*, vol. 279, p. 115866, 2020.

[33] O. Laayati, H. El Hadraoui, M. Bouzi, A. Elmaghraoui, I. Mousaid, and A. Chebak, "A game theory approach (VCG-PSO) for optimal P2P energy trading in blockchain-enabled microgrids," in *IEEE EUROCON 2023 - 20th International Conference on Smart Technologies*, pp. 210–215, 2023.

[34] N. N. M. S. Nik Mohd Kamal, S. Afiqah, S. Khadeja, A. Nasuha, W. M. H. N. I. W. M. Azman, W. Z. I. W. Zulkifli, W. S. A. Wan Anuar, M. F. Isyraf Md Nazri, and A. A. Zainuddin, "Surveys on the security of ethereum and hyperledger fabric blockchain platforms," *International Journal on Perceptive and Cognitive Computing*, vol. 11, no. 1, pp. 16–40, 2025.

[35] D. D. Kwadzode, "Performance comparison of blockchain platforms for modeling financial transactions: A case study of ethereum and hyperledger fabric," *International Journal of Finance and Economics and Business (IJFEB)*, vol. 4, no. 1, pp. 50–58, 2025.

[36] J. M. Groza, S. A. Sadat, K. S. Hayibo, and J. M. Pearce, "Using a ledger to facilitate autonomous peer-to-peer virtual net metering of solar photovoltaic distributed generation," *Solar Energy Advances*, vol. 4, p. 100064, 2024.

[37] N. Ashraf, S. Sharma, S. Aslam, and K. Aurangzeb, "Making tradable white certificates trustworthy, anonymous, and efficient using blockchains," *Energy Reports*, vol. 10, pp. 4574–4581, 2023.

[38] O. Egunjobi, A. Gomes, C. Egwim, and H. Morais, "A systematic review of blockchain for energy applications," *e-Prime - Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy*, vol. 9, p. 100751, 2024.

[39] Y. Madhwal, Y. Yanovich, M. Coveri, and N. Marina, "Blockchain-enhanced hydrogen fuel production and distribution for sustainable energy management," *Blockchain: Research and Applications*, p. 100229, 2024.

[40] N. Saeed, F. Wen, and M. Z. Afzal, "Decentralized peer-to-peer energy trading in microgrids: Leveraging blockchain technology and smart contracts," *Energy Reports*, vol. 12, pp. 1753–1764, 2024.

[41] G. Divya and P. Supraja, "Bids and asks: Blockchain-based peer-to-peer trading platform," *Computers and Electrical Engineering*, vol. 119, p. 109516, 2024.

[42] G. Obando and A. Pantoja, "A robust population dynamics model with carrying capacity constraints for centrally coordinated distributed optimization," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 100861–100874, 2025.

[43] D. Zhao, D. Liu, and X. Zhang, "Asynchronous algorithm for distributed multi-agent convex optimization," in *2020 39th Chinese Control Conference (CCC)*, pp. 4683–4688, 2020.

[44] J. Guo, G. Hug, and O. Tonguz, "Impact of communication delay on asynchronous distributed optimal power flow using ADMM," in *2017 IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm)*, pp. 177–182, 2017.

[45] J. Zhai, Y. Jiang, X. Chen, J. Li, C. N. Jones, and X.-P. Zhang, "Asynchronous decentralized adjustable robust operation for multi-area integrated electricity–gas systems considering wind power uncertainty," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 147, p. 108882, 2023.

[46] D. H. Nguyen, "Optimal solution analysis and decentralized mechanisms for peer-to-peer energy markets," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 36, no. 2, pp. 1470–1481, 2021.

SOBRE LOS AUTORES

Wilson Olmedo Achicanoy-Martínez se graduó de Ingeniero en Electrónica y Telecomunicaciones en la Universidad del Cauca, Colombia, en 2000, y de Magíster en Ingeniería Electrónica y de Computadores y Doctor en Ingeniería en la Universidad de los Andes, Colombia, en 2008 y 2016, respectivamente. En 2004 se unió al Departamento de Electrónica de la Universidad de Nariño (Colombia), donde actualmente es profesor asistente e investigador del GIIEE. Se desempeñó como investigador principal del proyecto MTE. Sus áreas de interés son el procesamiento de señales y el *machine learning*.

Edgar Sebastián Fajardo-Barco se graduó de Ingeniero Electrónico y de Magíster en Ingeniería Electrónica de la Universidad de Nariño, Colombia, en 2021 y 2026, respectivamente. Desde el 2023 hasta el 2025 estuvo vinculado como asistente de investigación al proyecto MTE. Actualmente, se desempeña como trabajador independiente en el área eléctrica. Sus áreas de interés son la ciencia de datos, *machine learning* y energía eléctrica.

Brayan Stiven López-Méndez se graduó de Ingeniero Electrónico de la Universidad de Nariño, Colombia, en 2025. Actualmente, es estudiante del programa de Maestría en Ingeniería Electrónica de la Universidad de Nariño. Desde el 2025 hasta el 2026 estuvo vinculado como asistente de investigación al proyecto "Desarrollo de un modelo transaccional de energía no convencional de múltiples agentes para el departamento de Nariño, Pasto" (abreviado MTE), con código BPIN 2021000100499, financiado con recursos de la Asignación para la Ciencia, la Tecnología y la Innovación (CTeI) del Sistema General de Regalías (SGR), Colombia. Sus áreas de interés son energía eléctrica, ciencia de datos y *machine learning*.

Cristhian E. Medina es Ingeniero Electrónico de la Universidad de Nariño, Colombia. Actualmente, es estudiante del programa de Maestría en Ingeniería Electrónica de la Universidad de Nariño. Desde el 2023 hasta el 2025 estuvo vinculado como asistente de investigación al proyecto MTE. Sus principales intereses de investigación incluyen las fuentes de energía alternativa, los sistemas eléctricos de potencia, la robótica, el análisis de datos y la predicción de energía.

Javier Revelo Fuelagán obtuvo el título de Ingeniero Electrónico, la Maestría en Ingeniería - Automatización Industrial y el Doctorado en Ingeniería - Automática en la Universidad Nacional de Colombia, Manizales, Colombia, en 2008, 2009 y 2012, respectivamente. Actualmente, es profesor de tiempo completo del Departamento de Electrónica de la Universidad de Nariño e investigador del GIIEE. Sus principales intereses de investigación son la electrónica de potencia, sistemas embebidos, calidad de energía y fuentes alternativas de energía.

Sofía Chacón es Ingeniera Física y Electrónica de la Universidad Nacional de Colombia, sede Manizales, y Magíster en Ingeniería Electrónica de la Universidad de Nariño, Colombia. Actualmente, es estudiante de doctorado en Automática, Robótica y Visión en la Universitat Politècnica de Catalunya, España. Desde el 2023 hasta el 2025 estuvo vinculada como asistente de investigación al proyecto MTE. Sus principales áreas de interés son los sistemas de gestión de energía, la optimización de sistemas de potencia, las aplicaciones de teoría de juego y los mercados P2P.

Katerine Guerrero recibió el título de Ingeniera Electrónica de la Universidad de Nariño, Pasto, Colombia, en 2007; el de Magistra en Electrónica de la Pontificia Universidad Javeriana, Cali, Colombia, en 2012; y el de Doctora en Ingeniería de la Universidad del Valle, Cali, Colombia, en 2021. Cuenta con experiencia como profesora en la Universidad de Nariño y Universidad Mariana, Pasto, Colombia. Además, se ha desempeñado como

formuladora, investigadora principal y coordinadora técnica de proyectos de CTeI financiados por Minciencias o por el Sistema General de Regalías, Colombia. Desde el 2023 hasta el 2026 fue coordinadora técnica del proyecto MTE. Con la financiación de Minciencias, en el 2023 obtuvo una posición como investigadora posdoctoral en la Fundación Centro de Investigación y Desarrollo Tecnológico en Ciencias Aplicadas (CIDTCA), Pasto, Colombia. Es miembro del GIIEE. Sus áreas de investigación incluyen los sistemas complejos y los sistemas de gestión de energía.

Germán Obando recibió el título de Ingeniero Electrónico de la Universidad de Nariño, Pasto, Colombia, en 2008; el título de Magíster en Ingeniería Electrónica y de Computación de la Universidad de los Andes, Bogotá, Colombia, en 2010; y el título de Doctor en Ingeniería de la Universidad de los Andes y de la École des Mines de Nantes, Francia, en 2016. Se vinculó al Departamento de Electrónica de la Universidad de Nariño en 2023, donde actualmente se desempeña como profesor asociado e investigador del GIIEE. Sus intereses de investigación incluyen dinámicas poblacionales, control distribuido y sistemas con retardos temporales.

Andrés Pantoja es Ingeniero Electrónico de la Universidad Nacional de Colombia, sede Manizales, Magíster en Ingeniería Electrónica y de Computadores y Doctor en Ingeniería de la Universidad de los Andes, Bogotá, Colombia. En 2018 fue becario Fulbright como investigador posdoctoral visitante en la Universidad Estatal de Ohio, Columbus, EE.UU. Es profesor asociado del Departamento de Electrónica de la Universidad de Nariño e investigador del Grupo de Investigación en Ingeniería Eléctrica y Electrónica (GIIEE). Sus líneas de interés son optimización distribuida, sistemas de control y optimización en microrredes.

Sara Melo recibió los títulos de Ingeniera Física e Ingeniera Electrónica de la Universidad Nacional de Colombia, sede Manizales. Actualmente, cursa la Maestría en Ingeniería Electrónica en la Universidad de Nariño, Colombia.

Desde el 2023 hasta el 2025 colaboró como asistente de investigación en el proyecto MTE estudiando el despacho de potencia activa en microrredes interconectadas, empleando modelos basados en dinámicas poblacionales. Sus intereses de investigación incluyen la inteligencia artificial aplicada a sistemas energéticos y el desarrollo de tecnologías sostenibles.

Edinson Benavides recibió el título de pregrado en Ingeniería en Física en 2021 y el de Ingeniería Electrónica en 2023, ambos otorgados por la Universidad Nacional de Colombia, sede Manizales, Colombia. Actualmente, se encuentra a la espera del título de Magíster en Ingeniería Electrónica de la Universidad de Nariño, Pasto, Colombia. Desde el 2023 hasta el 2025 estuvo vinculado como asistente de investigación al proyecto MTE. Durante este mismo periodo se vinculó a la Facultad de Ingeniería de la Universidad Mariana, Pasto, Colombia, donde se desempeñó como Profesor Asistente del programa de Ingeniería de Sistemas. Sus intereses de investigación incluyen la inteligencia artificial, el control distribuido, *blockchain* y el desarrollo de software.

êditorial
Universidad de **Nariño**

Año de publicación: 2026
San Juan de Pasto - Nariño - Colombia

Este libro reúne resultados del proyecto de investigación titulado "Desarrollo de un modelo transaccional de energía no convencional de múltiples agentes para el departamento de Nariño, Pasto" (MTE), con código BPIN 2021000100499. Se abarcan tres ejes fundamentales en el estudio de la transición energética. Primero, se estudian modelos de predicción de demanda eléctrica tomando como base información de la ciudad San Juan de Pasto. Segundo, se presenta el diseño de estrategias de gestión energética para una planta de energía virtual con integración de fuentes no convencionales. Y, por último, se analizan modelos de energía transactiva bajo diferentes esquemas de mercado, metodologías de optimización y estrategias de control. En este contexto, se contempla la gestión de recursos para comunidades energéticas, la optimización del despacho de potencia activa en microrredes interconectadas y la implementación de algoritmos de optimización distribuida con esquemas basados en *blockchain*.

ISBN: 978-628-7933-26-2

