Universidad Nacional de San Juan
Facultad de Ingeniería
Instituto de Energía Eléctrica

ESTIMACIÓN Y PLANIFICACIÓN DE LA OPERACIÓN DE CORTO PLAZO EN REDES ACTIVAS DE DISTRIBUCIÓN

Tesis Doctoral

Mauro Fabricio JURADO EGAS

Temas de Energía Eléctrica
95

Ministerio de Educación
Universidad Nacional de San Juan

Facultad de Ingeniería

ESTIMACIÓN Y PLANIFICACIÓN DE LA OPERACIÓN DE CORTO PLAZO EN REDES ACTIVAS DE DISTRIBUCIÓN

Tesis doctoral presentada por:

Mauro Fabricio Jurado Egas

aprobada por la
Facultad de Ingeniería de la
Universidad Nacional de San Juan
para el otorgamiento del grado académico de:

DOCTOR EN INGENIERÍA ELÉCTRICA

Dirección de tesis: ***Dr.- Ing. Mauricio E. Samper***
Instituto de Energía Eléctrica, Facultad de Ingeniería
Universidad Nacional de San Juan – CONICET, Argentina

Codirección de tesis: ***Dr.- Ing. Rodolfo E. Rosés***
Instituto de Energía Eléctrica, Facultad de Ingeniería
Universidad Nacional de San Juan – CONICET, Argentina

Jurado de tesis: ***Dr.- Ing. Jesús M. López***
Departamento de Ingeniería Eléctrica
Universidad de Antioquia, Colombia

Dr.- Ing. Carlos A. Lozano
Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica
Universidad del Valle, Colombia

Fecha de defensa oral: 2 de julio de 2024

Estimación y Planificación de la Operación de Corto Plazo en Redes Activas de Distribución

Tesis doctoral de:

Mauro Fabricio Jurado Egas

Primera Edición, Julio de 2024
Impreso en Argentina – Printed in Argentina
Queda hecho el depósito que marca la Ley 11.723.

ISBN: 978-631-00-4608-2

Prohibida la reproducción total o parcial de este libro en forma idéntica o modificada, escrita por cualquier medio, impresión, fotocopia, etc., sin previo consentimiento del autor. Cualquier reproducción de este libro debe ser previamente autorizada por el autor.

Este libro se imprimió en EFU (Editorial Fundación Universitaria) - UNSJ.

Todos los derechos reservados

©2024 Mauro Fabricio Jurado Egas

Instituto de Energía Eléctrica – Universidad Nacional de San Juan.
Av. Libertador San Martín Oeste 1109 – J5400ARL San Juan – Argentina.
Tel: +54 264 4226444 – Fax: +54 264 4210299.

Agradezco a mis directores de tesis, Mauricio Samper y Rodolfo Rosés, por estar siempre dispuestos a compartir sus conocimientos y dedicar el tiempo necesario para finalizar con éxito mi Tesis Doctoral. Aprecio profundamente su acompañamiento no solo desde la parte académica, sino también desde la parte personal.

A mi grupo de amigos "Six and a Half Buddies", gracias por su cariño y los momentos compartidos durante esta interesante travesía. Me llevo de ustedes los mejores recuerdos de camaradería.
También, expresar mi agradecimiento al staff del IEE, quienes de una manera u otra han contribuido a este logro. Es un honor para mí ahora formar parte de este equipo comprometido con la excelencia académica e investigación.

Finalmente, quiero dedicar un especial agradecimiento a mi familia. A mis padres, Jaime y Nancy, mis hermanos, Silvana y Jaime, mis sobrinos, Samantha, Drake y Dominic, y a mi prometida y futura esposa, Michelle. Gracias a todos por su amor incondicional, por celebrar conmigo cada pequeño logro y por creer en mí en todo momento. Su apoyo ha sido esencial para la culminación de este trabajo.

Resumen

La incorporación masiva de recursos energéticos distribuidos como la generación distribuida, respuesta de la demanda y vehículos eléctricos conectables, conlleva cambios en los paradigmas de la planificación y operación de los sistemas eléctricos de distribución. En este sentido, las empresas distribuidoras se encuentran inmersas en profundas transformaciones tales como la implementación de nuevas herramientas o metodologías de planificación capaces de brindar soluciones inteligentes para una adecuada y eficiente gestión coordinada del sistema.

En esta tesis se propone una metodología integral estocástica de planificación de la operación de corto plazo, específicamente con un día en adelanto, que tiene como objetivo la minimización del costo total diario de operación. Para ello, la metodología propuesta integra entre las posibles soluciones los cambiadores de tomas bajo carga, los bancos de capacitores y la carga flexible que participa en un programa de respuesta de la demanda, con el fin de reducir las pérdidas y gestionar las violaciones de tensión y congestiones por las ramas, mientras se considera los costos asociados con la operación y uso de los recursos controlables. El esquema propuesto es resuelto a través de una estrategia eficiente de dos etapas basado en algoritmos genéticos y programación dinámica.

Además, para abordar las incertidumbres de la demanda y generación fotovoltaica de pequeña escala, se ha desarrollado un método de optimización estocástico basado en escenarios, junto con un modelo de pronóstico probabilístico que utiliza técnicas de aprendizaje profundo (inteligencia artificial). La programación estocástica puede ayudar a los operadores del sistema de distribución a tomar decisiones operativas frente a un entorno con incertidumbres.

Los resultados numéricos basados en los sistemas de distribución IEEE 13 nodos modificado y un sistema típico de América Latina 37-nodos, en conjunto con mediciones reales del proyecto “Red Inteligente Caucete”, validan la robustez, escalabilidad y eficiencia computacional de la metodología propuesta.

Abstract

The massive incorporation of distributed energy resources such as distributed generation, demand response, and plug-in electric vehicles entails changes in the paradigms of the planning and operation of electric distribution systems. In this regard, distribution companies are immersed in profound transformations such as the implementation of new tools or planning methodologies capable of providing intelligent solutions for adequate and efficient coordinated management of the system.

Therefore, this thesis proposes a comprehensive stochastic methodology for short-term operational planning, specifically one day in advance, aiming to minimize the total daily operational cost. To this end, the proposed methodology integrates among the possible solutions the on-load tap changers, capacitor banks, and flexible load participating in a demand response program to reduce losses and manage congestion and voltage violations, while considering the costs associated with the operation and use of controllable resources. The proposed scheme is solved through an efficient two-stage strategy based on genetic algorithms and dynamic programming.

Furthermore, to handle uncertainties in load demand and small-scale photovoltaic generation, a scenario-based stochastic optimization method has been developed along with a probabilistic forecasting model using deep learning techniques (artificial intelligence). Stochastic optimization can assist distribution system operators in making operational decisions in an environment with uncertainties.

Numerical results based on the modified IEEE 13-node distribution systems and a typical 37-node Latin American system, in conjunction with real-life measurements from the "Red Inteligente Caucete" project, validate the robustness, scalability, and computational efficiency of the proposed methodology.

Índice de contenido

Lista de abreviaturas v
1. DESCRIPCIÓN DEL TRABAJO DE INVESTIGACIÓN 1
1.1 Introducción y presentación del problema 1
1.2. Objetivos del trabajo 8
1.3. Estructura del trabajo 9
1.4. Aportes esperados 11
2. ANÁLISIS DEL PROBLEMA 13
2.1. Planificación de sistemas eléctricos 14
2.1.1. Ámbito de estudio 14
2.1.2. Horizonte temporal 16
2.2. Planificación de la operación en sistemas de distribución 18
2.2.1. Sistemas de distribución 19
2.3. Recursos energéticos distribuidos 26
2.3.1. Generación distribuida 27
2.3.2. Gestión de la demanda 29
2.4. Transición hacia las redes activas de distribución 32
2.4.1. Infraestructura de medición avanzada 33
2.4.2. Sistemas avanzados de gestión y control para distribución 36
2.5. Planificación de la operación de RAD 39
2.6. Incertidumbre en los parámetros de planificación 43
2.6.1. Definición de incertidumbre en este trabajo 44
2.6.2. Tratamiento de la incertidumbre 45
2.7. Resumen del capítulo 47

3. ESTADO DEL ARTE 51
3.1. Conceptos metodológicos de planificación de la operación 52
3.1.1 Enfoques tradicionales 52
3.1.2. Respuesta de la demanda como recurso de PDO 54
3.1.3. Optimización metaheurística aplicada a la PDO y enfoque de dos etapas ……. 57
3.1.4. Planificación en ambientes con incertidumbre 59
3.2. Estimación de los parámetros de planificación con incertidumbre 62
3.2.1. Inteligencia artificial aplicada el pronóstico de corto plazo 62
3.2.2. Inclusión de GD-FV detrás del medidor: Pronóstico neto de potencia …. 66
3.2.3. Modelado de la incertidumbre: Pronóstico probabilístico 67
3.3. Resumen del capítulo 70
4. METODOLOGÍA DEL TRABAJO DE INVESTIGACIÓN 73
4.1. Descripción general 74
4.1.1. Preliminares 74
4.1.2. División temporal 76
4.1.3. Esquema metodológico 76
4.2. Modelado de parámetros con incertidumbres: Pronóstico probabilístico 78
4.2.1. Arquitectura red neuronal - Codificador 81
4.2.2. Arquitectura red neuronal - Decodificador 86
4.2.3. Marco de pronóstico probabilístico 87
4.2.4. Métricas de evaluación 89

4.3. Diseño del modelo de planificación de la operación de corto plazo 91
4.3.1. Caracterización de la operación de corto plazo 91
4.3.2. Formulación específica del modelo 93
4.3.3. Gestión de la respuesta de la demanda 96
4.3.4. Estrategia de solución de dos etapas.....99
4.3.4.1. Hallazgo de configuraciones efectivas utilizando algoritmos genéticos 100
4.3.4.2. Algoritmo de programación dinámica 101
4.4. Método estocástico para considerar incertidumbre en la planificación 102
4.4.1. Generación y análisis de escenarios.....103
4.5. Síntesis de la metodología de solución propuesta.....104
5. EJEMPLOS DE APLICACIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS 107
5.1. Pronóstico probabilístico de potencia nodal.....107
5.1.1. Pronóstico nodal en SET MT/BT con predominio de usuarios residenciales.....108
5.1.1.1. Detalles de entrenamiento del modelo.....108
5.1.1.2. Rendimiento del modelo.....110
5.1.2. Pronóstico nodal en SET MT/BT con usuario industrial.....120
5.2. Sistema de prueba I: Sistema IEEE de 13 nodos.....122
5.2.1. Descripción del sistema 122
5.2.2. Consideraciones.....123
5.2.3. Datos de entrada con incertidumbre 125
5.2.4. Casos de estudio 127
5.2.5. Resultados.....129

5.3. Sistema de prueba II: Sistema LA de 37 nodos 138
5.3.1. Descripción del sistema 138
5.3.2. Consideraciones 140
5.3.3. Casos de estudio 140
5.3.4. Resultados 141
6. CONCLUSIONES, APORTES Y RECOMENDACIONES 147
6.1. Conclusiones 147
6.2. Aportes más importantes 150
6.3. Futuros trabajos 152
6.4. Publicaciones del autor 154
6.4.1. Revistas 154
6.4.2. Congresos 154
Referencias Bibliográficas 157
Biografía del Autor 185

Lista de abreviaturas

AG	Algoritmos genéticos
AMI	Infraestructura de medición avanzada
AT	Alta tensión
BDC	Banco de capacitores
BT	Baja tensión
CD	Centro de distribución
CNN	Redes neuronales convolucionales
CVV	Control Volt/Var
DER	Recursos energéticos distribuidos
DMS	Sistema de gestión para distribución
EPRI	Instituto de Investigación de Energía Eléctrica
FDA	Función de distribución acumulada
FDP	Función de distribución de probabilidad
GD	Generación distribuida
GD-FV	Generación distribuida solar fotovoltaica
IA	Inteligencia artificial
IDP	Intervalo de predicción
KDE	Estimación de densidad de kernel
LSTM	Red de memoria a corto y largo plazo
MAAPE	Error porcentaje absoluto de arco tangente
MAPE	Error porcentual absoluto medio
MC Dropout	Monte Carlo Dropout
MT	Media tensión
OLTC	Cambiador de taps bajo carga
OSD	Operador del sistema de distribución
OST	Operador del sistema de transmisión
PD	Programación dinámica
PDO	Planificación de la operación
PREF	Precios de energía diarios iniciales

PSO	Optimización de enjambre de partículas
RAD	Redes activas de distribución
RD	Respuesta de la demanda
RDT	Reguladores de tensión
ReLU	Función de activación lineal rectificada
RMSE	Raíz del error cuadrático medio
RNA	Redes neuronales artificiales
RNN	Redes neuronales recurrentes
SARIMAX	Modelo autorregresivo integrado de medias móviles estacional con variables exógenas
SCADA	Sistemas de supervisión, control y adquisición de datos
SD	Sistema de distribución
SET MT/BT	Subestación transformadora de media tensión/baja tensión
SMC	Simulación de Monte Carlo
SSEE	Sistemas de suministro de energía eléctrica
TCN	Redes convolucionales temporales
TICs	Tecnologías de la información y comunicación
TR	Tiempo real
WS	Puntuación de Winkler

CAPÍTULO 1:

DESCRIPCIÓN DEL TRABAJO DE INVESTIGACIÓN

1.1 Introducción y presentación del problema

Tradicionalmente los sistemas de distribución han sido considerados como la terminación pasiva de los sistemas de suministro de energía eléctrica, con el objetivo único de proveer a los consumidores finales electricidad de manera confiable y con niveles aceptables de calidad. Este modelo de distribución de energía tradicional, caracterizado por ser de tipo electromecánico, presenta configuraciones de redes radiales, flujos de potencia unidireccionales sencillos de predecir y manejar, limitado control sobre la potencia transportada/distribuida y esquemas de protección simples.

En consecuencia, y en oposición a los sistemas de transmisión, en los sistemas de distribución el uso masivo de Sistemas de Supervisión, Control y Adquisición de Datos (SCADA, por sus siglas en inglés), generalmente no ha sido rentable (necesario) y se ha contado con escasas mediciones ubicadas principalmente en media tensión a la salida de los centros de distribución[1]. Por lo que la observabilidad y el conocimiento de estas redes de distribución (características y patrones de consumo de los usuarios) suele ser escaso e insuficiente para realizar estudios eléctricos en detalle para la planificación de la operación y expansión. Esto ha suscitado, en particular, a que la planificación de la operación sea tratada de manera trivial, llegando únicamente a considerarse escenarios de peor

[1] Los centros de distribución son subestaciones transformadoras que reducen el nivel de tensión de AT (alta tensión) a MT (media tensión) y se encargan de suministrar energía eléctrica a través de uno o más alimentadores en MT.

condición o típicos de demanda (mínima, medio y punta) y bajo ciertas particularidades operativas.

Sin embargo, en los últimos años los sistemas eléctricos están experimentando grandes cambios debido a preocupaciones político-ambientales, como la descarbonización del sector eléctrico, la búsqueda del desarrollo sustentable, el agotamiento intrínseco de los combustibles primarios; sumado a la liberalización del mercado eléctrico, el avance tecnológico y el constante crecimiento de la demanda de electricidad [1]–[3]. Planteando así nuevos desafíos para el suministro de energía en búsqueda de alcanzar la mejor relación de compromiso entre los aspectos técnicos, económicos y las necesidades ambientales [2]. Lo que ha impulsado a la explotación de los recursos energéticos distribuidos (DER, por sus siglas en inglés), previendo que tendrán un papel protagónico en los futuros sistemas de energía eléctrica.

Así, DER es un concepto generalizado que abarca diferentes tecnologías emergentes como [4]:

- Generación distribuida
- Programas de respuesta de la demanda
- Sistemas de almacenamiento de energía
- Vehículos eléctricos conectables
- Micro centrales combinadas para calefacción y energía eléctrica

El nuevo paradigma de los DER conlleva cambios en los sistemas de suministro de energía eléctrica, en los sectores de transmisión, distribución y usuarios finales. *En particular, se prevé que el sector de distribución de energía sea el más involucrado en esta innovación, cambiando completamente el entorno bien consolidado de los sistemas de distribución tradicionales; dejando de ser redes pasivas y entrando en una transición paulatina hacia las redes inteligentes denominadas también como redes activas de distribución (RAD).* En términos simples, una RAD se puede definir como una combinación sinérgica de la red de distribución

existente con innovación tecnológica de comunicación, medición, control y gestión [5].

Estas RAD debido al ingreso masivo de generación distribuida (principalmente de tipo solar fotovoltaica), programas de respuesta de la demanda, sumado con el comportamiento aleatorio de la demanda eléctrica y la aparición de nuevos mercados de electricidad, presentan una complejidad y variabilidad inherente que alteran/alterarán sustancialmente las condiciones operativas del sistema de distribución [5].

En consecuencia, este nuevo escenario conlleva grandes desafíos principalmente técnicos y operativos en la distribución de energía eléctrica, ya que aumentarán las incertidumbres en los estados del sistema, el riesgo de contingencias, así como una degradación en la calidad del servicio, seguridad y eficiencia del sistema. Puesto que cada vez será más frecuente la presencia de flujos de potencia bidireccionales, eventuales desconexiones no deseadas, sobrecargas de elementos, aumento de las pérdidas técnicas y alta fluctuación en la tensión de los nodos del sistema. *Comprometiendo la gestión pasiva con la que se viene desarrollando la planificación de la operación en las redes de distribución, e incluso generando barreras técnicas y comerciales que limitarán el uso de DER.*

Por lo tanto, la complejidad de los diversos aspectos operacionales mencionados obliga a las empresas de distribución a implementar nuevas herramientas computacionales y metodologías robustas de planificación capaces de brindar soluciones inteligentes para una adecuada y eficiente gestión coordinada de las RAD [6].

Estas nuevas herramientas de planificación de la operación serán el núcleo de las RAD, integrando los modelos de funcionamiento de los DER, permitiéndoles reproducir su comportamiento variable para así definir estrategias y alternativas eficientes de operación de todos los recursos disponibles en una RAD; dando como resultado beneficios técnicos, económicos y medioambientales [1], [7]. Entre los beneficios técnicos se puede mencionar la minimización de pérdidas de energía,

mejor regulación de tensión, mayor calidad del servicio, eficiencia energética, confiabilidad y seguridad. Mientras que los beneficios económicos y medioambientales incluyen la reducción de los costos totales de operación, aplazamiento de inversión de activos, reducción de reservas energéticas y sus costos asociados; así como la reducción de emisiones, reducción del calentamiento global e incentivo al uso de energías renovables, respectivamente [1], [2], [7]. *Es por eso que se puede decir que el ingreso masivo de DER al sistema de distribución es tanto un desafío como una oportunidad.*

En este contexto, la planificación de la operación ha sido un tema de interés mundial y ha sido estudiada y modelada desde diferentes puntos de vista con varias funcionalidades de red como con el control Volt/Var [8] y la reconfiguración de la red [9]. Sin embargo, estas técnicas tradicionales, con el ingreso masivo de DER afectarán su rendimiento y serán insuficientes para las redes activas de distribución [8], [10].

En virtud de ello, se han realizado análisis extensos sobre las estrategias a considerar para una adecuada planificación y, en particular, teniendo en cuenta los DER como insumo-componente clave. Como resultado, aparecen otras funcionalidades y actores emergentes, como los sistemas de almacenamiento de energía y programas de respuesta de la demanda, para brindar mayor flexibilidad[2] a la operación del sistema [11], [12]. De esta manera se incluirán a los usuarios finales, considerados hasta ahora como puntos de absorción de electricidad, en actores activos del sistema de distribución con nuevas exigencias, pero también con nuevas capacidades de interacción. Por lo que ahora la participación de los clientes será parte crucial de la gestión activa de la red, tomando el nombre de "prosumidores". *Así pues, cualquier equipamiento o actor presente en las RAD que pueda ser gestionado o controlado, ya sea de forma directa*

[2] El término flexibilidad se refiere al servicio prestado por los DER con el propósito de reducir picos de demanda, desplazamiento de carga, soporte de tensión, sobrecarga, eficiencia energética, entre otros, a fin de lograr una distribución de electricidad con calidad, económica y segura [7].

o indirecta, deberá ser considerado dentro de las modernas herramientas y metodologías de planificación de la operación.

Sin embargo, la coordinación e integración de numerosos recursos, sumado al hecho que algunos presentan características estocásticas, trae consigo una serie de desafíos a considerar [13], [14]. Entre estos desafíos destaca la necesidad de contar con modelos que describan adecuadamente los sistemas y sus componentes, así como la importancia de desarrollar algoritmos y estrategias de solución, que permitan resolver efectivamente este problema de optimización complejo de múltiples variables y múltiples periodos resultante [15].

En este sentido, con el objeto de encontrar soluciones al problema original de gran escala y reducir los tiempos de cálculo, por muchos años, se han empleado transformaciones y aproximaciones lineales al problema de optimización [16]. A pesar de ello, estas técnicas de aproximación pueden causar pérdidas de precisión en los cálculos y conducir a estrategias de control subóptimas. Además, estos métodos suelen basarse en algoritmos de optimización clásicos y depender en gran medida de una formulación matemática específica, lo que limita su capacidad para adaptarse fácilmente a nuevas condiciones de operación de las RAD [17]. Por lo que, integrar en el proceso de planificación herramientas-software desarrollados principalmente para el análisis de funcionamiento de redes de distribución, en conjunto con algoritmos de búsqueda inteligente (técnicas metaheurísticas), podría ser una solución adecuada y efectiva para evaluar el desempeño de las RAD y hallar soluciones adecuadas de planificación de la operación [18].

Por otro parte, es importante destacar que en la mayoría de las situaciones en las que se realizan procesos de toma de decisiones (planificación) en el mundo real, resulta difícil prever con total precisión la información futura relacionada con los parámetros de entrada. En este sentido, es claro que el pronóstico de las potencias nodales es un parámetro clave dentro de la planificación de la operación de corto plazo [19], [20]. Por tal motivo, bajo el contexto de las RAD, se requieren

modelos de pronóstico de carga precisos, que consideren, además, la incorporación masiva de DER de pequeña escala ubicados detrás del medidor y brinden información de la incertidumbre futura de sus pronósticos. Así, estos modelos de pronóstico, en conjunto con la optimización estocástica, posibilitan un análisis de cómo las incertidumbres en los parámetros de planificación afectarían al proceso de toma de decisiones [21].

Tradicionalmente, la incertidumbre de la demanda ha sido modelada como una variable aleatoria descrita a través de una función de probabilidad conocida (paramétrica), generalmente de distribución gaussiana [15]. Sin embargo, dado que los DER de pequeña escala, principalmente la generación distribuida fotovoltaica (GD-FV), está experimentando un rápido crecimiento y se está convirtiendo en uno de los principales componentes de las RAD, es necesario pasar del concepto de pronóstico de carga a pronóstico neto de potencia [22]. Es decir, que el resultado de pronóstico sea la suma de las inyecciones de GD-FV ubicadas detrás del medidor en conjunto con las demandas de energía. Esto por un lado aumenta significativamente la complejidad del problema de pronóstico y, por otro lado, imposibilita seguir adoptando distribuciones de probabilidad conocidas para modelar la incertidumbre de las potencias de inyección nodal.

En la última década, y en especial en los últimos años, esta problemática ha capturado considerable atención por parte de la comunidad científica en reconocidas competencias y grupos de trabajo, bajo la denominación de *"Behind-The-Meter (BTM): DER and load forecasting"* [22], [23]. A pesar de ello, las propuestas existentes en relación con este tema siguen siendo limitadas, lo que impulsa la necesidad de emprender investigaciones más exhaustivas en el ámbito del pronóstico de carga/neto de potencia.

Bajo este contexto, los modelos de pronóstico basado en inteligencia artificial (IA) están tomando un protagonismo cada vez más significativo, desplazando de manera gradual a las técnicas estadísticas tradicionales [2],

[24]. En virtud de que, estos modelos basados en datos "*data-driven*", se apoyan únicamente en datos históricos y no requieren funciones explícitas para caracterizar adecuadamente los perfiles de carga altamente no lineales y complejos. En general, un modelo de pronóstico basado en IA se distingue por tener la habilidad de procesar datos a gran escala, extraer automáticamente las características, brindar alta precisión en sus resultados y tener una adecuada capacidad de generalización [25]. Convirtiéndolos en modelos apropiados para integrarse sistemáticamente en los nuevos marcos de planificación de la operación.

En definitiva, diversas motivaciones de carácter social, político-ambiental, de calidad del suministro eléctrico, seguridad y económicas, impulsan la explotación de los DER y el desarrollo de redes eléctricas "más inteligentes" [6], [26]–[28]. Esto dado que, una conexión masiva y no gestionada/controlada de los DER puede impactar negativamente en la red eléctrica, ocasionando severos problemas de funcionamiento eléctrico y un deterioro consiguiente en la calidad y seguridad del suministro. Por lo que, para satisfacer con éxito estas motivaciones, resulta fundamental transformar las redes de distribución actuales, así como los paradigmas de operación y planificación adoptados por las empresas de distribución en sus centros de control.

En tal virtud, en este trabajo de tesis doctoral se plantea la necesidad de desarrollar una nueva metodología de planificación de la operación (PDO) en redes activas de distribución ante la inclusión masiva de recursos energéticos distribuidos (gestionables y no gestionables), que conduzca a las empresas distribuidoras a minimizar los costos de operación, proporcionar niveles adecuados de calidad del servicio, fomentar el uso racional y eficiente de la energía y, en general, a incrementar el beneficio económico-social. Esta metodología innovadora de PDO considera la flexibilidad de los recursos energéticos distribuidos (principalmente el nuevo rol activo de los usuarios al participar en un programa de respuesta de la demanda) y las instalaciones existentes propiedad de la empresa distribuidora; para lograr una operación más

eficiente del sistema, bajo un entorno con incertidumbres en la demanda y GD-FV de pequeña escala ubicada detrás del medidor.

1.2. Objetivos del trabajo

Como resultado del análisis de los aspectos presentados en la sección anterior y con la finalidad de acompañar la transformación de las actuales redes en redes inteligentes o activas de distribución (RAD), así como de brindar soporte al operador del sistema de distribución en la toma de decisiones operativas en tiempo real, en este trabajo de investigación se plantean los siguientes objetivos.

Objetivo General

Planificar la situación operativa de corto plazo (con un día en adelanto) de una RAD que, en base a estimaciones y estrategias de gestión de los futuros estados del sistema, formule alternativas de programación efectivas a partir de la coordinación adecuada de todos los recursos disponibles; teniendo en cuenta incertidumbres en los parámetros de entrada y características particulares de los sistemas de distribución latinoamericanos.

Objetivos Específicos

A partir del objetivo general propuesto, se establecen los siguientes objetivos específicos que guiarán el desarrollo de la tesis:

- Desarrollar un modelo de pronóstico probabilístico no paramétrico de corto plazo (basado en datos), que considere la demanda y generación distribuida solar fotovoltaica (GD-FV) ubicada detrás del medidor, para la estimación de los estados futuros en una RAD.

- Elaborar una estrategia de planificación de la operación de corto plazo, que ponga en un mismo plano de decisión criterios tanto técnicos como económicos, y gestione tempranamente (con un día en adelanto) los posibles problemas y estados operativos a presentarse en la RAD.
- Formular un esquema estocástico de planificación, que permita considerar las incertidumbres de los parámetros de planificación (demanda y generación solar) en el proceso de toma de decisiones.
- Desarrollar una metodología integral estocástica de planificación de la operación que defina la programación horaria, para las siguientes 24 horas, de las instalaciones propiedad de la empresa distribuidora y de los recursos energéticos distribuidos, a fin de lograr una operación segura, eficiente y con niveles aceptables de calidad del servicio.

1.3. Estructura del trabajo

El presente documento está estructurado de la siguiente forma:

En el ***Capítulo 1*** se proporciona una breve introducción a la temática propuesta, se presenta el problema y se definen tanto el objetivo general como los objetivos específicos de esta tesis doctoral, así como con los posibles aportes al estado del arte.

A continuación, en el ***Capítulo 2*** se realiza un profundo y completo análisis del problema objeto de estudio de la tesis. En primer lugar, se introduce al lector en el proceso de planificación de sistemas de suministro y se describe brevemente la planificación jerárquica aplicada a sistemas de distribución. Seguido, se examinan las principales características de los sistemas de distribución de energía eléctrica tradicionales, con énfasis en los sistemas típicos latinoamericanos. Luego se realiza un estudio de los recursos energéticos distribuidos, la transición hacia las redes activas de

distribución y la planificación de la operación emergente en RAD. Por último, se presentan, en forma resumida, los aspectos fundamentales del problema de pronóstico de carga/neto de potencia de corto plazo y se evalúa la repercusión de las incertidumbres en los parámetros de entrada dentro de la planificación de la operación.

El ***Capítulo 3*** presenta el estado del arte con relación a la problemática planteada y se divide básicamente en dos partes. Por un lado, se analizan diversas propuestas vinculadas a la planificación de la operación, que consideren como recursos controlables las instalaciones propiedad de la empresa distribuidora y la flexibilidad de los recursos energéticos distribuidos; utilizando enfoques determinísticos y estocásticos. Seguido, el análisis se centra en el tratamiento de las incertidumbres relacionadas con los valores futuros de los parámetros de planificación considerados en este trabajo. Para ello, se analizan los trabajos desarrollados sobre pronóstico de carga de corto plazo, la inclusión de GD-FV detrás del medidor (pronóstico neto), y las extensiones probabilísticas existentes.

En el ***Capítulo 4*** se expone detalladamente la metodología propuesta para alcanzar el objetivo de este trabajo de investigación.

Por su parte, en el ***Capítulo 5*** se muestran los ejemplos de aplicación de la metodología propuesta y el análisis de los resultados. En primera instancia, se evalúa el desempeño del modelo de pronóstico probabilístico de carga/potencia neta desarrollado, a través de un conjunto de datos reales tomados del proyecto “Red Inteligente Caucete”, ubicado en la Provincia de San Juan – Argentina. Luego, con el fin de verificar la robustez y versatilidad de la metodología de planificación propuesta, se presentan dos casos de estudio: el sistema de prueba de 13 nodos de la IEEE modificado y un sistema típico de América Latina de 37 nodos. En cada caso de estudio, se examinan diferentes escenarios de aplicación que demuestran la aplicabilidad de la metodología propuesta en este trabajo.

El ***Capítulo 6*** presenta las principales conclusiones que se desprenden de la investigación, los aportes realizados al estado del arte, así como las

posibles direcciones para trabajos futuros y, por último, las publicaciones realizadas por el autor.

1.4. Aportes esperados

De acuerdo con el análisis del estado del arte y los objetivos previamente planteados, se espera que esta tesis doctoral aporte los siguientes avances:

- Una metodología integral estocástica de planificación de la operación con un día en adelanto en redes activas de distribución, que estima, evalúa y gestiona tempranamente los posibles estados operativos a presentarse en el sistema.
- Una solución de pronóstico probabilístico de demanda y GD-FV de corto plazo, basado en técnicas de inteligencia artificial, que brinda alta precisión y captura eficientemente la incertidumbre de la carga o potencia neta futura.
- Una estrategia de gestión de red activa, que evalúa en conjunto los recursos energéticos distribuidos y las instalaciones propiedad de la distribuidora como variables de decisión, para encontrar programaciones efectivas que cumplan con los estándares establecidos de seguridad, calidad y eficiencia energética.
- Una estrategia de solución de dos etapas, que combina optimización metaheurística (algoritmos genéticos) y programación dinámica, para resolver el problema de planificación de la operación de múltiples periodos.
- Un esquema estocástico de planificación (basado en escenarios) que considera el efecto de las incertidumbres en los parámetros de entrada (demanda y GD-FV) en la toma de decisiones.

CAPÍTULO 2:

ANÁLISIS DEL PROBLEMA

Desde hace ya casi un siglo, la electricidad como principal fuente de energía, desempeña un papel transcendental en el desarrollo socio económico mundial. Difícilmente se puede encontrar alguna actividad humana donde este recurso no esté presente, o su uso no traiga ventajas significativas. Por lo que, el suministro eléctrico en condiciones óptimas de seguridad, calidad y economía es un objetivo irrenunciable al momento de definir una política energética. La planificación de la operación no es un concepto nuevo, sin embargo, es preciso resaltar que nos encontramos ante una labor claramente diferenciada de lo que se ha venido haciendo bajo esta denominación hasta épocas recientes. Los paradigmas tradicionales de planificación y operación de sistemas de distribución de energía eléctrica resultan obsoletos para afrontar las nuevas formas de producir, gestionar y consumir electricidad. En tal virtud, es esencial comprender a profundidad los desafíos que plantean las redes inteligentes y dedicar los esfuerzos necesarios para garantizar una adecuada planificación de la operación, que permita aprovechar todas las ventajas que las nuevas tecnologías pudiesen brindar y proveer un suministro más eficiente, confiable, sustentable, económicamente competitivo y cuidadoso del medio ambiente.

En este capítulo, se presenta un análisis del tema en general, así como de los aspectos más relevantes, con el objetivo de circunscribir al lector en el problema de la planificación de la operación en sistemas de distribución. En particular, se incluyen temas relacionados con la planificación de sistemas eléctricos, con un enfoque en el sector de la distribución de energía. Seguido, se realiza un estudio de las características de los sistemas de distribución, la planificación de la operación tradicional, los

recursos energéticos distribuidos, la transición de las redes activas de distribución y la planificación de la operación emergente en RAD. Finalmente, este capítulo examina las incertidumbres en los parámetros de planificación y los efectos dentro de la toma de decisiones. De esta manera, se busca poner en discusión la importancia de analizar la integración, coordinación y mecanismos de gestión de los recursos energéticos distribuidos dentro de las RAD, al mismo tiempo que se establecen las bases que justifican la complejidad para idear alternativas de solución que permitan un adecuado tratamiento del problema.

2.1. Planificación de sistemas eléctricos

2.1.1. Ámbito de estudio

La planificación se puede definir como una previsión estratégica orientada hacia acontecimientos fututos en diversos campos de acción, tomando mayor relevancia cuando está vinculada con actividades económicas a enfrentar. En este sentido, para llevar a cabo una planificación, al menos se deben tener en cuenta los siguientes aspectos fundamentales:

- Análisis de la situación.
- Determinación de metas u objetivos.
- Definición de estrategias y tácticas.

En particular, cuando se trata sobre la planificación de sistemas eléctricos, existen tres actividades principales relacionadas con el suministro de electricidad: la generación, la transmisión y la distribución de energía eléctrica. El sistema de generación es el responsable de la producción de energía a mediana o gran escala, y su fuente primaria puede provenir de recursos renovables o no renovables, tales como: el hídrico, gas natural, petróleo, carbón, nuclear, entre otros. La mayoría de las centrales de energía generalmente se encuentras en áreas remotas a grandes distancias de los centros de carga.

Por otro lado, el sistema de transmisión es el encargado de transportar la energía generada a través de líneas de transmisión de alta tensión hacia el sistema de distribución. Finalmente, el sistema de distribución, como última parte de la cadena de suministro eléctrico, es el responsable de brindar energía hacia los usuarios finales. Para ello, estas áreas se encuentran interconectadas a través de transformadores, los cuales se encargan de ajustar la tensión a los niveles operativos adecuados [29].

La planificación de estos sistemas consiste en el análisis de sus características actuales, de su dinámica de funcionamiento y de su posible evolución/comportamiento futuro; con la intención de actuar de manera óptima sobre el sistema, teniendo en cuenta una serie requerimientos básicos que se detallan a continuación [30]:

- Seguridad en el suministro[3]
- Calidad del servicio adecuado (servicio[4] y producto[5] técnico)
- Suministro al menor costo posible
- Preservación de los recursos primarios y del medio ambiente

Sin embargo, cumplir estos requisitos en todo momento y lugar es particularmente difícil, considerando la complejidad y diversidad de los componentes eléctricos integrantes, así como por la naturaleza aleatoria de la demanda y sumado ahora con la presencia de recursos energéticos distribuidos. A partir de esto, se justifica la necesidad de plantear todos los estudios y aportes necesarios en las distintas áreas de los sistemas eléctricos.

[3] Referido a la seguridad técnica del sistema eléctrico, ya sea para la red actual o bajo ciertas contingencias predefinidas.

[4] Referido a la continuidad del suministro (es decir, cantidad y duración de interrupciones).

[5] Referido al nivel de tensión y sus perturbaciones (por ejemplo, contenido armónico, flicker y sags).

Así, esta investigación se centra en el área de los sistemas de distribución, que se supone, es el segmento que mayor impacto tendrá con respecto a la incorporación de recursos energéticos distribuidos en los sistemas de suministro de energía eléctrica (SSEE).

2.1.2. Horizonte temporal

La planificación de los sistemas de distribución es una tarea muy compleja e incluye la toma de decisiones en diferentes horizontes de tiempo. Así pues, los estudios de planificación que siguen las empresas de distribución se han organizado tradicionalmente siguiendo una estructura jerárquica, articulada y coordinada. A continuación, se describen brevemente cada una de las etapas que intervienen en los procesos de planificación en los sistemas de distribución, de acuerdo con el horizonte temporal [30], [31]:

- **Planificación Estratégica**: Abarca periodos superiores a cinco años y está orientado a la definición estratégica de grandes inversiones y configuraciones típicas de la red desde el punto de vista estructural y de la capacidad del sistema en su conjunto. En esta etapa, se toma en cuenta tendencias de crecimiento, evolución tecnológica y cambios en la normativa y políticas energéticas.
  Por ejemplo, se considera como una planificación estratégica el definir la estructura del sistema de potencia, y de los puntos de inyección a la red de distribución; es decir, de los centros de distribución y de la distribución primaria.

- **Planificación Táctica**: Cubre desde uno a cinco años y se centra en la adaptación y mejora de la red; así como en la implementación de nuevas tecnologías y capacidades.
  Ejemplo de estas obras son: reemplazo o instalación de nuevas subestaciones MT/BT, cambio de conductor de circuitos o alimentadores, ubicación de compensación de potencia

reactiva, reemplazo o agregado de aparatos de maniobra y protección, entre otros.

- **Planificación Operativa**: Este horizonte, que es el de interés en esta tesis, se refiere a un período que abarca desde minutos hasta un año. A menudo, se distingue entre largo plazo (un año), mediano plazo (una semana), corto plazo (un día) y tiempo real (una hora o menos).
  Dentro de este marco temporal, se toman decisiones relacionadas con la gestión y coordinación de los recursos disponibles en el sistema. Estas decisiones buscan alcanzar una operación eficiente, confiable, segura, con adecuada calidad del servicio, que reduzca el impacto ambiental y, por supuesto, que sea económicamente viable.

La planificación jerárquica aplicada a los sistemas de distribución define procesos de toma de decisiones y estrategias que las empresas de distribución deberán realizar con respecto a la inversión y operación de sus redes. Cada planificación y, en específico, la planificación de la operación a corto plazo deberá apoyarse en metodologías y herramientas inteligentes que, en base al conocimiento de los posibles estados futuros del sistema, brinden al operador una programación más efectiva que sirva de soporte para la toma de decisiones operativas en tiempo real.

Desde el punto de vista operativo el estado de un sistema eléctrico (distribución) está dado por sus condiciones de funcionamiento, relacionadas con los flujos de potencia por las líneas y transformadores, los niveles de tensión en nodos, valores de demanda, sobrecarga, sobretensiones, pérdidas [32].

Por último, si bien la planificación de la operación contempla diversos periodos de análisis, este estudio se centra en la planificación de la operación a corto plazo (es decir, con un día en adelanto). Sin embargo, de aquí en adelante ambos términos se emplearán de manera indistinta a lo largo del texto.

2.2. Planificación de la operación en sistemas de distribución

La planificación de la operación (PDO) constituye un problema de optimización matemática que tiene como propósito determinar acciones de control sobre cada recurso controlable en el sistema, con el fin de minimizar o maximizar una función objetivo determinada, mientras se satisface un conjunto de restricciones técnicas y de operación.

En este sentido, los requerimientos de seguridad y calidad del servicio constituyen condiciones restrictivas que deben tenerse en cuenta y que en general significan un encarecimiento del suministro. En muchos países, los organismos oficiales encargados del control del servicio eléctrico, a través de marcos regulatorios, establecen un sistema de compensaciones económicas a los clientes cuando no se cumplen las condiciones restrictivas antes mencionadas. De manera similar, estos organismos suelen reconocer a las empresas distribuidoras un porcentaje de pérdidas o "pérdidas estándares" dentro del período regulado. Por lo que, dependiendo de la gestión realizada esto puede significar un beneficio o un costo adicional para la Distribuidora [33]. De modo que, estas penalizaciones/compensaciones, que usualmente se basan en el costo de la energía o energía entregada con mala calidad, podrían interpretarse como "señales económicas" y orientar las estrategias de gestión dentro de la PDO.

La PDO se trata de un complejo problema multivariable y multiperíodo que exige un tratamiento apropiado en la modelación y algoritmos de solución para alcanzar efectivamente los objetivos establecidos por la empresa distribuidora. A este problema se debe agregar la aleatoriedad de la demanda, sumado ahora con la variabilidad de los recursos energéticos distribuidos ubicados detrás del medidor, que deberán tratarse con modelos de pronóstico lo suficientemente precisos y confiables, en conjunto con métodos estocásticos, a fin de evitar sus efectos o consecuencias negativas sobre la PDO.

Sobre la base de estas consideraciones, es necesario y aceptable abordar el problema de PDO de manera integral, reconociendo la envergadura del problema, no solo por su complejidad sino también por la diversidad de componentes eléctricos integrantes, así como por la presencia de incertidumbre en los parámetros de planificación; esto con el fin de hallar soluciones adecuadas de planificación y lograr una operación más eficiente del sistema.

A pesar de ello, las empresas de distribución, sobre todo en países en vías de desarrollo (mayoría de países en América Latina), aún pueden considerarse redes de distribución pasivas que mantienen criterios o paradigmas tradicionales para la planificación de la operación y gestión de la red [31], [33]. Ocasionando que, en el futuro cercano, estos métodos conduzcan a operaciones ineficientes, sobredimensionamiento en los componentes e incluso generar una barrera técnica y económica que limite el uso generalizado de los recursos energéticos distribuidos. Por lo que, para enfrentar estos nuevos requerimientos y desafíos, resulta fundamental transformar las redes actuales en redes inteligentes o activas de distribución (RAD).

A continuación, se detallan las particularidades de los sistemas de distribución tradicionales, así como los criterios pasivos de planificación considerados, para luego abordar la integración de los recursos energéticos distribuidos en las RAD y las consecuencias operativas que esto conlleva.

2.2.1. Sistemas de distribución

Los objetivos y desafíos en el sector eléctrico han ido cambiando a lo largo del tiempo. A principios del siglo pasado, el enfoque se centraba en la electrificación y el desarrollo de los SSEE, con el propósito de impulsar la industria, el comercio y, a su vez, otorgar una mejor calidad de vida a la sociedad. Desde entonces, gran parte de la cadena de suministro eléctrico ha experimentado un crecimiento y desarrollo tecnológico significativo.

Sin embargo, los sistemas de distribución (SD) durante varias décadas no han recibido el tratamiento adecuado en comparación con lo que sucedía en los sectores de la transmisión y generación. Estos hechos, junto con la desregulación del sector, han desencadenado en una falta de atención hacia la planificación, diseño, operación y gestión de los SD [33], [34]. A pesar de lo anterior, las motivaciones de carácter social y político-ambiental actuales, sumado con las nuevas tecnologías, disponibilidad de computación eficiente y herramientas de análisis, brindan el impulso necesario para transformar los SD en sistemas más eficientes y efectivos.

Estructura de los Sistemas de Distribución

Los SD presentan una estructura y características particulares distintas a las de los otros sistemas (generación y transmisión). Esta distinción se debe fundamentalmente a los costos asociados en relación con la potencia que se controla en cada sistema. Mientras que, un SD puede contar con miles de puntos de control, un sistema de transmisión típicamente se encuentra en el orden de los cientos.

En general, la estructura jerárquica de los SD se puede dividir esencialmente en tres niveles funcionales, cada uno limitado por subestaciones transformadoras. Esto es: subtransmisión, distribución primaria y distribución secundaria [33], [34]. Si bien los detalles que se muestran a continuación pueden ser características generales de los SD, la intención de este apartado es encaminar y mostrar estos detalles con un enfoque hacia los sistemas de distribución latinoamericanos.

- **Red de subtransmisión (34.5 kV – 345 kV)**: Esta alimentada por el sistema de transmisión y tiene la función de suministrar energía hacia los centros de distribución. Su topología de red es mallada o radial y generalmente cuenta con un alto nivel de supervisión y control a través de funciones SCADA en centros de control.

- **Centro de distribución (CD)**: Se conocen también como subestaciones transformadoras de alta tensión (AT) a media

tensión (MT) SET AT/MT. Se conforman por uno o más transformadores trifásicos de potencia (comúnmente entre 2 y 6 transformadores) y su función es reducir la tensión de AT a MT para suministrar energía a través de uno o más alimentadores en MT. Cuentan con mecanismos de regulación de tensión bajo carga, equipamiento de protección, medición y control; y su nivel de supervisión y control es alto.

- **Distribución primaria (2.4 kV – 34.5 kV)**: Llamado también como red de distribución de MT. Se encuentra conformado por un conjunto de líneas trifásicas[6, 7] de MT denominadas "alimentadores" y su función es transportar la energía desde los CD hacia las SET de MT a baja tensión (BT) SET MT/BT y usuarios de MT. Su configuración suele denominarse "arborescente", ya que a medida que se desarrolla el alimentador, se derivan del mismo varios ramales y, a su vez, estos ramales se derivan en ramales menores. Cuenta con elementos de compensación/regulación de tensión, protección y maniobra. Su topología es mallada y radial, pero su operación usualmente es radial. Su nivel de supervisión y control es medio-bajo.

- **Subestaciones transformadoras de MT/BT**: Se encuentran conformadas por un transformador trifásico o por un banco de transformadores monofásicos de distribución y su función es reducir la tensión de MT a BT para suministrar energía a uno o más circuitos de BT. Poseen capacidad de regulación no bajo carga y de accionamiento manual. Debido al gran número de SET MT/BT conectadas en los alimentadores, el nivel de supervisión y control es bajo.

[6] Normalmente los alimentadores en MT están constituidos por líneas aéreas convencionales y, en menor medida, por cables preensamblados y subterráneos.

[7] Mayormente líneas aéreas trifásicas de tres o cuatro conductores; sin embargo, en redes latinoamericanas existen (en bajo porcentaje) redes bifásicas de dos conductores y monofásicas de un conductor con retorno por tierra [33].

- **Distribución secundaria (120 – 600 V)**: También llamadas como red de distribución de BT. Constituye el último eslabón de toda la cadena de suministro eléctrico, desde la generación hasta los consumidores. Se encargan de recibir la energía de las SET MT/BT para suministrar la energía hacia los usuarios finales de BT. Su topología es débilmente mallada y radial; sin embargo, su operación en el mayor de los casos es radial. Es el subsistema con menor nivel de supervisión y control.

Características de los Sistemas de Distribución

Con respecto a las *características eléctricas*, las redes de distribución operan a niveles de tensión menores que los sistemas de transmisión, por lo que las estructuras son de menor dimensión y por ende el distanciamiento entre conductores. Desde el punto de vista eléctrico, menores distancias entre conductores conducen a la disminución de la inductancia de la línea, ocasionando que la relación resistencia/reactancia (r/x) sea mucho mayor que las redes de transmisión. Esta característica hace que los algoritmos de cálculo de flujo de potencia, usados para evaluar el desempeño del sistema en la transmisión y que se fundamentan en simplificaciones que consideran la relación r/x pequeña, no sean directamente aplicables a los SD [34].

En cuanto a las *características de la demanda* de energía suministrada por el SD, se tiene diversidad tanto en características de consumo como en el tipo de carga, es decir, residencial, comercial, industrial, alumbrado público, agrícola, entre otros. Estas cargas, a diferencia de los sistemas de transmisión, se distribuyen a lo largo de los alimentadores de MT y son alimentadas por las SET MT/BT [29].

Desde el punto de vista de los *sistemas de información*, en la actualidad la mayoría de SD poseen sistemas de supervisión y control de la operación en tiempo real (TR) basados en sistemas SCADA que con ayuda de la tele-medición y tele-control permiten gestionar y supervisar únicamente puntos principales del sistema como es la SET AT/MT, salida de

alimentadores, y pocos puntos aguas abajo en MT, para transferencia de carga y/o control de tensión. A pesar de contar con SCADA, el conocimiento en forma exacta del consumo de carga a nivel de MT y BT (por ejemplo, en las SET MT/BT) es mínimo, debido a la escasa infraestructura de medición y comunicación presente en estos niveles de tensión. Por lo que, para solucionar este inconveniente, usualmente se realizan estimaciones de la carga de las SET de MT/BT en base a las curvas típicas de carga de los clientes individuales. Esta débil infraestructura de medición se debe a los altos costos de equipamiento frente al nivel de potencia manejado y el comportamiento pasivo con que se operaban los SD [34]. Sin embargo, en la actualidad, esta situación está cambiando gracias al avance tecnológico y reducción en los costos de equipamiento; sumado con los requerimientos cada vez mayores de calidad del servicio demandados por los clientes y la integración de DER a la red eléctrica de distribución.

En relación con las *características de operación*, debido al comportamiento pasivo de los SD, estos sistemas normalmente se operan en forma radial, a pesar de que su diseño topológico pudiera ser mallado; permitiéndoles tener simplificaciones operativas y ciertas ventajas técnicas y económicas, incluso con un nivel bajo de automatización, control y medición. Por la facilidad que brinda la operación en forma radial, los flujos de potencia unidireccionales se pueden controlar fácilmente y con ello evitar sobrecarga en elementos, balancear carga entre alimentadores, evitar circulación excesiva de potencia reactiva (evita sobrecarga y aumento de pérdidas), además de permitir esquemas de protección simples, fácil localización de fallas y transferencias de carga. Pese a esto, a causa de la gran cantidad de componentes presentes en la red, ocurren numerosas contingencias con tiempos de restauración elevados y/o transgresiones/violaciones a los límites de tensión establecidos, lo que significa un empeoramiento de la calidad del servicio y, a su vez, importantes valores de penalización por energía no suministrada o suministrada con mala calidad [31], [33]. Es claro que la integración de DER complica aún más este escenario.

Por otro lado, *el origen de los SD latinoamericanos* se debe principalmente a la influencia inicial de Norteamérica o Europa, para el desarrollo del servicio de distribución. Países como Argentina, Bolivia, Chile y Perú tuvieron una fuerte influencia de Alemania, Italia y Francia, por lo que las redes de distribución obedecen al modelo europeo. Estos SD se caracterizan por redes de distribución de MT poco extensas, con grandes transformadores trifásicos de MT/BT y redes de distribución de BT extensas, para alimentar desde algunas decenas a cientos de clientes. Mientras que, en países como Brasil, Colombia y Ecuador, su influencia proviene de Norteamérica, y debido a esto las redes de distribución en MT son muy extensas, los transformadores de MT/BT son de menor potencia y cercano a los clientes, con redes de BT que suministran desde pocos hasta algunas decenas de clientes. La frecuencia utilizada en países con redes de origen norteamericano es de 60 Hz (adecuado para pequeños transformadores ubicados cerca a los clientes); mientras que las redes con origen europeo la frecuencia es de 50 Hz, considerando una mayor capacidad de los transformadores y su ubicación respecto de los clientes [33], [34].

Otras características por mencionar de estos SD latinoamericanos se resumen a continuación:

- Red de distribución en MT entre 6.6 kV y 33 kV.
- Redes de MT generalmente trifásicas balanceadas y en bajo porcentaje redes bifásicas o monofásicas, principalmente en zonas rurales.
- Predominancia de líneas aéreas (90-95%) frente al cableado subterráneo (5-10%).
- Los transformadores de MT/BT son de tipo trifásico en estrella o triangulo cerrado o bancos de transformadores monofásicos, existiendo también transformadores bifásicos y monofásicos, principalmente en zonas rurales.
- Mercado muy heterogéneo desde el punto de vista de la demanda: urbano, semiurbano y rural. Es común que los alimentadores abastezcan zonas mixtas.

- Factor de potencia muy variable en todos los niveles de la red de distribución, variando entre 0.7 a 0.9.
- Equipamiento para regulación de tensión escaso, sin embargo, en la última década las empresas están incorporando equipos como reguladores de tensión en alimentadores muy largos y bancos de capacitores shunt fijos y variables, tanto en centros de distribución como a lo largo de los alimentadores.
- Los niveles de pérdidas técnicas en los SD oscilan entre el 8 y el 16%. De este porcentaje, entre el 1.5 al 6% corresponden en promedio a las redes de MT, entre el 1.5 al 3% concierne a las SET MT/BT, y el resto se atribuye a las redes de BT. Por su parte, las pérdidas no técnicas (hurto de energía) son significativas.
- Las penalizaciones por energía no suministrada y energía suministrada con mala calidad (transgresiones/violaciones a los límites de tensión) son generalmente de una magnitud importante.

Es claro que, a pesar de que se cuenta con cierta cantidad de datos y sistemas informáticos, el valor agregado que se le da a estos recursos sigue siendo pobre. Por lo que, el desarrollo de herramientas de ingeniería aplicadas a la planificación de la operación en distribución se considera aún bajo y es un tema que se sigue manejado de manera trivial/superficial, considerando únicamente escenarios de peor condición o típicos de demanda (mínima, media y punta) [31]. En términos generales, aún se observan aspectos importantes por solucionar en los SD, tales como la eficiencia energética (pérdidas muy elevadas superiores al 15-20%), la falta de niveles adecuados de calidad del servicio (teniendo en cuanta los requerimientos cada vez mayores demandados por los usuarios); y peor aún, en países en vías de desarrollo, la necesidad de acceder a un suministro eléctrico como requisito básico humano.

En la última década, este entorno bien consolidado de los sistemas de distribución tradicionales está siendo reemplazado paulatinamente por el concepto emergente de redes activas de distribución. Por lo que, esta operación tradicional está comenzando a causar inconvenientes en la

gestión de las empresas distribuidoras y en su rentabilidad, señalando que esta problemática se intensificará con el ingreso masivo de los recursos energéticos distribuidos dentro de la red, tal y como se expondrá en las siguientes secciones.

2.3. Recursos energéticos distribuidos

El sistema eléctrico está experimentando grandes cambios debido a preocupaciones político-ambientales, como la descarbonización del sector eléctrico (reducción de emisiones de gases de efecto invernadero hacia la atmósfera), búsqueda del desarrollo sustentable, alto costo y agotamiento intrínseco de los combustibles fósiles, sumado con la liberalización del mercado eléctrico, el avance tecnológico y el constante crecimiento del consumo de energía eléctrica [1]–[3]. Esto plantea nuevos retos para el suministro de energía con el fin de obtener la mejor relación de compromiso entre los aspectos técnicos, económicos y las necesidades ambientales.

La integración de los recursos energéticos distribuidos (DER) se ha propuesto como la principal solución para responder a estos desafíos, recurso que cada vez están teniendo un interés creciente y se prevé tendrán una presencia generalizada en los futuros sistemas de energía eléctrica [1], [35]. Este nuevo paradigma de los DER provocará cambios en el SSEE en los sectores de transmisión, distribución y usuarios finales. En particular, se prevé que el sector de distribución de energía y los usuarios finales sean los más involucrados en esta innovación.

Los DER son recursos de suministro o demanda de energía eléctrica a pequeña escala, comúnmente conectados en los SD (en niveles de MT o BT), o separados de la red en operación aislada (usualmente para áreas remotas) [1], [36]. Estos DER comprenden tecnologías de generación que aprovechan las fuentes de energía renovables y no renovables, así como los sistemas de almacenamiento de energía, los nuevos usos de la energía (como son los vehículos eléctricos) y la participación activa de los usuarios finales (es decir, respuesta de la demanda) [29], [37]. A

continuación, se detallarán las características y clasificación de estos recursos energéticos distribuidos.

2.3.1. Generación distribuida

Aunque no existe aún un consenso para la definición exacta de generación distribuida (GD), su definición puede ser analizada desde la perspectiva de la ubicación y/o capacidad [7], [37]. En general, la GD se puede definir como pequeñas unidades de generación con capacidades que van desde pocos kW a decenas de MW, que no forman parte del sistema eléctrico de potencia y están ubicadas cerca de la carga [7]. Contrastando totalmente con la generación tradicional centralizada la cual se conecta al sistema de potencia.

Las tecnologías de GD pueden clasificarse en dos tipos, GD renovable o sostenible (como energía solar fotovoltaica y térmica, eólica, biomasa, mareomotriz, geotérmica e hidroeléctrica) y GD no renovable o tradicional, por ejemplo, turbinas de gas, motores de combustión interna, motor diésel, por citar algunos [1], [38]. Cada una de estas tecnologías presentan diferentes beneficios y propiedades. Su explotación es generalizada ya que puede incorporarse en el sector industrial, comercial, residencial e incluso en ocasiones puede ser de propiedad de la Distribuidora. Una revisión exhaustiva sobre las diferentes tecnologías de GD y sus características se pueden encontrar en las referencias [39]–[43].

En los últimos años las innovaciones tecnológicas y un entorno geopolítico a favor de la descarbonización del sector eléctrico y la liberalización del mercado eléctrico, han dado lugar a un creciente interés por la GD renovable [44], [45]. De acuerdo con estudios realizados por el Consejo Mundial de la Energía sobre la producción mundial de energía a partir de recursos renovables, se proyecta un crecimiento cercano al 40% para el año 2030 [46]. Particularmente la generación fotovoltaica y eólica están experimentando un notable crecimiento en el mercado global, como soluciones GD [47]–[49]. Sin embargo, la generación de energía eólica en áreas urbanas está teniendo más impedimentos para su implementación,

ya que debe enfrentar obstáculos relacionados con su instalación, mantenimiento y molestias debido al ruido que genera al funcionar, lo que ha limitado en cierta medida el mercado para este tipo de GD [1]. Situación contraria atraviesa la GD solar fotovoltaica (GD-FV), la cual se puede integrar fácilmente en instalaciones existentes, enfatizando además que, con la implementación de diversas políticas gubernamentales de apoyo y esquemas financieros, esta tecnología está cerca de lograr la paridad de red[8] [50], [51]. *Por tal motivo, en el presente trabajo se considera únicamente como GD a la GD-FV, excluyendo del análisis al resto de GD renovable.*

Un GD-FV representa un conjunto de dispositivos que producen energía eléctrica a partir del llamado efecto fotoeléctrico. El proceso de transformación de energía solar en eléctrica se produce en un elemento semiconductor (en especial silicio) que se denomina celda fotovoltaica. Estas celdas fotovoltaicas se encuentras conectadas en serie y/o paralelo formando módulos o paneles fotovoltaicos. Así, un GD-FV se encuentra constituido principalmente por paneles fotovoltaicos, una estructura para montaje, convertidores electrónicos de corriente continua a corriente alterna, un regulador de carga, un sistema de almacenamiento y elementos de protección y control. Sin embargo, es importante señalar que en el caso de la GD-FV de pequeña escala o para autoconsumo (que es el enfoque de interés en esta tesis), es común que no se incluyan el regulador de carga ni el sistema de almacenamiento en la instalación de estos sistemas; En tales casos, la energía producida se suministra instantáneamente a la carga o a la red de distribución [50], [52].

Bajo este contexto, la no programabilidad de la GD-FV, debido a la variabilidad inherente del recurso solar como fuente primaria de generación, sumado con la particularidad de que comúnmente los momentos de mayor generación no coinciden con los de mayor demanda, y los nuevos entornos competitivos para la generación de energía,

[8] La paridad de red es la condición donde una fuente de generación de energía eléctrica puede producir electricidad a un precio igual o inferior que el precio del suministro en ese mismo punto de la red.

ocasionarán algunos desafíos técnico-operativos, comerciales y regulatorios en los SD [7], [53], [54]. Los principales desafíos técnicos – operativos se relacionan con la calidad del servicio, seguridad y eficiencia del SD, así como la confiabilidad del sistema de protecciones. Esto ya que cada vez será más frecuente la presencia de flujos de potencia bidireccionales en líneas, aparición de flujos de potencia inversos en los transformadores de distribución, desconexiones no deseadas, sobrecargas de elementos, aumento de las pérdidas técnicas y alta fluctuación en la tensión de los nodos del sistema.

Por lo que, estos desafíos deben ser resueltos con soluciones inteligentes que brinden flexibilidad a la operación, minimicen los impactos negativos de la GD y permitan aprovechar todas las ventajas que esta tecnología pudiese brindar.

2.3.2. Gestión de la demanda

La gestión del lado de la demanda (DSM, por sus siglas en inglés) nace como un concepto capaz de brindar soluciones operativas dentro de las RAD ante una inserción masiva de GD renovable intermitente. DSM es un término global, introducido por primera vez por el Instituto de Investigación de Energía Eléctrica (EPRI, por sus siglas en inglés) en la década de 1980, que cubre actividades tales como: gestión de carga, eficiencia energética, ahorro de energía, entre otros [55]. Con la creación de este nuevo entorno, uno de los conceptos desarrollados para brindar flexibilidad a las RAD, a partir de la participación activa de los usuarios finales, es la respuesta de la demanda (RD) [56]. Recurso que, debido a su conexión en toda la red, se lo considera como un recurso energético distribuido importante para el sistema.

La RD está definida por el Departamento de Energía (DOE, por sus siglas en inglés) como [57]: “la modificación de la demanda de energía de los clientes finales en respuesta a cambios en el precio de la electricidad o pago de incentivos financieros, con el fin de ayudar al sistema a funcionar de manera confiable, segura y eficiente”. Este nuevo concepto, propuesto para implementarse en los SD por concepto del consumo de energía, tiene

como fin darles un rol protagónico a los usuarios finales y considerarlos como un recurso activo fundamental en la operación del sistema. Consiguiendo beneficios, tanto para el SD como para los usuarios y eventualmente la sociedad. Los objetivos principales de la RD son: recorte de picos *"peak shaving"*, relleno de valle, desplazamiento de carga, crecimiento de carga estratégica, estrategias de conservación de energía y forma de carga flexible [12], [58], [59].

La RD se clasifica en dos categorías y estas a su vez tienen subcategorías. Por un lado, el primer esquema es basado en incentivos y generalmente se ofrece en forma de contrato. Este programa incluye el control de carga directa, servicio interrumpible/recortable, oferta de demanda/recompra de demanda, programa de RD de emergencia y mercado de servicios auxiliares [60], [61]. Mientras que, el segundo esquema basado en precios pretende que los usuarios elijan el tiempo de uso de la electricidad teniendo en cuenta los precios de la misma. En ocasiones a este esquema se lo llama basado en señales de precio o precios dinámicos e incluye [2]: tiempo de uso, precio de tiempo real y precio pico crítico.

El presente trabajo, se centrará en un esquema basado en señales de precio, con la consideración de que los precios se determinan un día antes del consumo. Por lo que los usuarios disponen de tiempo suficiente para que reaccionen a estos precios y planifiquen/modifiquen sus consumos de energía para el día siguiente.

Este tipo de esquemas se adopta debido a que el usuario tiene control total de sus cargas, con lo que la reducción del confort es menor y por ende habrá una mayor disposición en participar en este tipo de programas [12]. A pesar de ello se deberá llegar a una solución de compromiso con respecto a la variación de precios durante el día. Puesto que una mayor variación en el precio reflejará de mejor manera el costo incurrido por la empresa de distribución por suministrar energía, sin embargo, esto requerirá una participación más activa del usuario, resultando en ocasiones tedioso y provocando la "fatiga de respuesta". Según [2] una de las principales causas de falla de la RD es la fatiga de respuesta.

Los esquemas de RD basado en precios se apoyan de acuerdo con la teoría de microeconomía, en la elasticidad de la demanda con respecto al precio. Esto quiere decir que el consumo de los usuarios reaccionará proporcionalmente al cambio de precio. En base a esto dentro de las RAD, cada cliente reaccionará de diferente manera debido a su comportamiento y a las cargas o dispositivos que disponga. Generalmente, el tipo de carga de los usuarios se clasifica de la siguiente manera [19], [62]:

- **Cargas desplazables:** todos los dispositivos flexibles que tienen un periodo de tolerancia de uso a lo largo del día y su consumo de energía es fijo. Por ejemplo, secadora, lavadora, plancha, entre otros.

- **Cargas no desplazables:** todos los dispositivos no flexibles que no pueden apagarse o deben ocuparse en un tiempo específico y su consumo es fijo. Por ejemplo, TV, refrigerador, iluminación, entre otros.

- **Cargas recortables:** todos los dispositivos flexibles con niveles de consumo de energía adaptables que pueden desconectarse o reducir temporalmente su consumo. Por ejemplo, calentadores de agua, aires acondicionados, bombas de calor, y su uso suele depender de la temperatura y condiciones climáticas.

Si bien los esquemas señalados anteriormente han sido propuestos hace algunas décadas atrás, y sus beneficios tanto para las empresas de distribución como para los usuarios finales son evidentes, su implementación no ha sido factible en los SD tradicionales [12]. Esto debido al poco conocimiento de los patrones de consumo y el comportamiento estocástico de los usuarios en el consumo de energía y su elasticidad, sumado a la falta de herramientas computacionales robustas, por parte de la empresa distribuidora.

Por lo que, la alternativa implementada por las distribuidoras, acorde con su modelo de negocio (en mercados desregulados), el cobro del suministro ha sido mediante una tarifa eléctrica simple (es decir, tarifas

planas, tarifa de demanda máxima, por citar algunas) [2], [63]. Sin embargo, con el avance la tecnología, particularmente con el nuevo concepto de RAD, estas tarifas convencionales son deficientes para cumplir con los requisitos de redes inteligentes y precios dinámicos de electricidad.

De modo que, gracias al avance de las tecnologías de información y comunicación (TICs) y a la infraestructura de medición avanzada en los SD, se logrará una comunicación bidireccional entre las entidades involucradas que permitirá que las empresas de distribución implementen la RD como un recurso más para la búsqueda de soluciones integrales de PDO en las RAD.

En definitiva, y de acuerdo con el análisis realizado, en el presente trabajo se considera como DER a la generación distribuida fotovoltaica y a la respuesta de la demanda basado en precios. Otros recursos emergentes, como sistemas de almacenamiento de energía [5], [64]–[66], *procesos indirectos de almacenamiento de energía* [67], [68] *y vehículos eléctricos conectables* [59], [69], *podrán brindar una serie de beneficios a la red, por lo que se avizora un creciente uso dentro de las RAD. Sin embargo, estas tecnologías están excluidas del presente trabajo.*

2.4. Transición hacia las redes activas de distribución

De acuerdo con lo detallado en las secciones anteriores, se avizora un ingreso masivo de DER en las redes activas de distribución. Por lo que, estas RAD deberán estar preparadas para los desafíos fututos que conlleva esta incorporación [1], [8]. De modo que el desarrollo de las redes de distribución se base en la PDO y gestión avanzada del sistema, de acuerdo con la filosofía de redes activas/inteligentes.

Este desarrollo implica el uso de nuevas herramientas y metodologías de planificación que brinden soporte a la operación y faciliten la transición hacia las futuras RAD. De tal manera que permitan la incorporación de GD, la participación activa de la demanda (RD), sistemas de almacenamiento, vehículos eléctricos; y a la vez cumplir en todo momento

y lugar con los requisitos de calidad, confiabilidad, eficiencia, seguridad, economía y sostenibilidad del uso de la electricidad [62], [70], [71].

Como resultado el rol de los operadores del SD (OSD) se ampliará en gran medida y realizarán una gestión similar a lo que ocurre aguas arriba en los sistemas de potencia. En tal sentido la observabilidad, el control y automatización deberán ser suficientes para conocer el estado completo del sistema y gestionar de forma activa a todos los participantes del SD, en base a las programaciones propuestas por las nuevas herramientas de PDO. Por lo que ahora la infraestructura de medición avanzada, las TICs y los sistemas de gestión y control no serán un complemento, sino una parte fundamental de las RAD.

2.4.1. Infraestructura de medición avanzada

La infraestructura de medición avanzada (AMI, por sus siglas en inglés) constituye un sistema integral de tecnología de medición que permite la recopilación automática y remota de los datos de consumo eléctrico de usuarios finales y puntos estratégicos de la red. Este sistema va más allá de los medidores tradicionales, e incluso de su predecesor el AMR (*Automatic Meter Reading*), al incorporar dispositivos de comunicación bidireccional y software específico para gestión eficiente de la demanda. Así, la AMI se convierte en un componente esencial de las RAD, ya que proporciona una gran cantidad de información a las empresas de distribución para optimizar las tareas de operación, supervisión y monitoreo de las redes eléctricas; y permite el envío-recepción de información en tiempo real.

Para ello, la AMI hace uso de medidores inteligentes, modernas tecnologías de información y comunicación, equipos de procesamiento y almacenamiento de datos y avanzadas topologías de comunicación. Las tecnologías de información y comunicación que usualmente se emplean en redes de distribución de MT son: fibra óptica, radio frecuencia, ZigBee, onda portadora, comunicación mediante celular - GPRS (*General Packet*

Radio Service), por citar algunos. Luego, la comunicación con el centro de control y el sistema SCADA se puede realizar vía internet y/o intranet.

Es importante señalar que, debido a la enorme cantidad de elementos presentes en la red, es fundamental que la AMI sea robusta y con suficiente ancho de banda para soportar el intercambio de información entre ellos. Una alternativa económica para llevar a cabo esta tarea es emplear dispositivos de almacenamiento y procesamiento de datos ubicados en equipos que se encuentran distribuidos a lo largo de la red de distribución (por ejemplo, SET MT/BT) y así permitir el intercambio de información relevante. Una revisión más detallada sobre las características y componentes de una infraestructura de comunicación se presentan en las referencias [72]–[75].

A continuación, se proporciona una breve descripción de estas tecnologías de comunicación utilizadas en las redes de MT [72], [74], [75]:

- **Fibra óptica**: Es un medio de transmisión que utiliza un cable diseñado para transmitir datos en forma de pulsos de luz. Ofrece una alta capacidad de transmisión de datos a largas distancias y con velocidades muy elevadas, al tiempo que minimiza las interferencias electromagnéticas. Es una opción de costo elevado para zonas urbanas densamente pobladas o para conectar DER que se encuentren ubicados a grandes distancias.

- **Radio frecuencia:** Se refiere a la gama de frecuencias electromagnéticas en la que las señales de radio son transmitidas. Para la transmisión de datos el espectro de frecuencias varía entre 3 kHz y 300 GHz.

- **ZigBee:** Es un estándar de comunicación inalámbrica de corto alcance basado en el protocolo IEEE 802.15.4. Ofrece una solución eficiente y económica para la interconexión de dispositivos en entornos de edificios inteligentes, monitoreo y

otras aplicaciones de Internet de las cosas (IoT-*Internet of Things*). Posee bajo consumo de energía, bajo costo de implementación y alta escalabilidad para redes de gran tamaño.

- **Onda portadora (PLC-*Power Line Communication*):** Aprovecha los conductores eléctricos existentes como medio para transmitir datos. Para el envío-recepción de datos el rango de frecuencias varía entre 2 y 32 MHz, con excepción de la frecuencia de la red. Su eficacia puede estar influenciada por la interferencia de otros dispositivos y presenta atenuaciones significativas cuando la señal atraviesa transformadores.

- **Comunicación mediante red celular - GPRS:** Se refiere a la transmisión de datos a través de redes móviles de telefonía celular utilizando tecnologías de comunicación de paquetes. Ofrece una cobertura extensa y conectividad flexible en zonas urbanas y rurales. Destacar que en la actualidad esta tecnología ha evolucionado hacia 4G para proveer mayor flexibilidad, rapidez y capacidad. Sin embargo, la tecnología 4G requiere la implementación de estrategias de seguridad sofisticadas para prevenir posibles ataques cibernéticos en el contexto de redes inteligentes, ya que usa la infraestructura de comunicaciones existente. Es por ello que surge 5G con el propósito de abordar este inconveniente y brindar beneficios adicionales [76].

- **Intranet:** Red de comunicaciones interna y privada que utiliza tecnologías de internet (Protocolo de Control de Transmisión/Protocolo de Internet o TCP/IP, por sus siglas en inglés) para facilitar el intercambio de información, servicios de computación o sistemas operativos dentro de una organización especifica. A diferencia de internet, que es una red global de acceso público, una intranet está restringida únicamente a usuarios autorizados.

2.4.2. Sistemas avanzados de gestión y control para distribución

El sistema de gestión para distribución (DMS, por sus siglas en inglés) es un sistema de gestión y control por computadora para centros de control de distribución, que contiene funciones básicas tradicionales SCADA y funciones avanzadas para el monitoreo, control y optimización de los activos de la empresa distribuidora [33].

Así, los sistemas SCADA están diseñados para supervisar en tiempo real y controlar de forma remota el equipamiento de distribución; principalmente las SET AT/MT, salida de alimentadores y unos pocos puntos aguas abajo en MT. A pesar de ello, sin herramientas de análisis como soporte al operador de distribución, la toma de decisiones se basará únicamente en su experiencia previa y en el subconjunto de datos que recibe. Esto, además, ocasiona que un gran volumen de datos de tiempo real se acumule con un bajo grado de utilización.

Mientras que, las funciones avanzadas se pueden dividir en dos categorías principales: por un lado, funciones que definen y analizan el estado del sistema de distribución para las condiciones actuales de operación (primeras tres funciones) y, por otro lado, funciones que son diseñadas para realizar recomendaciones y brindar soporte en la toma de decisiones para mejorar la eficiencia, calidad del suministro, confiabilidad y seguridad del sistema de distribución, respecto a condiciones actuales o futuras de operación [2], [26], [33], [77]. Entre las funciones avanzadas, se destacan:

- Análisis de flujo de potencia y estimación de estado
- Análisis de cortocircuito
- Localización automática de fallas
- Análisis de contingencias y restauración de carga
- Reconfiguración óptima de alimentadores
- Control de tensión y potencia reactiva
- Gestión de DER (almacenamiento, generación, demanda, otros)

Se puede observar que la función de un DMS es convertir datos crudos (disponible a través de SCADA, medición inteligente, campañas de medición, entre otros) en información útil para apoyar las decisiones en relación con la operación y planificación de la operación en RAD. En este sentido, es claro que, con respecto a las funcionalidades de un DMS para la planificación de la operación, se destaca la propuesta de darle un enfoque más activo a la operación de la red y considerar a todos los nuevos DER denominados como "elementos de red activa", en conjunto con funcionalidades clásicas como el control de tensión y reactivo (Volt/Var), dentro de las modernas herramientas de PDO [71], [78].

Así, bajo este nuevo paradigma de las RAD, cualquier equipamiento o actor presente en las redes de distribución que tenga la posibilidad de ser gestionado o controlado, ya sea de forma directa o indirecta, para modificar su comportamiento, se considerará dentro de las herramientas de PDO. Esto debido a la gran flexibilidad que pueden brindar en la operación. Incluso en [79], [80] se menciona que estos servicios de flexibilidad podrán ser aprovechados por diferentes operadores del SSEE. En [81] se menciona la posibilidad a futuro de que el operador del sistema de transmisión (OST) y otros OSD compitan por los servicios de flexibilidad con el OSD donde los recursos distribuidos están ubicados físicamente.

Se entiende por flexibilidad, al servicio prestado por estos elementos activos, para reducir picos de demanda, desplazamiento de carga, soporte de tensión, sobrecarga, eficiencia energética, entre otros, solicitado por el OSD o planificador, para lograr una distribución de electricidad con calidad, económica y segura [82]. En la *Tabla 2-1* se detalla un resumen comparativo de los principales recursos considerados en una PDO tradicional y moderna de los SD [78], [82].

Tabla 2-1. Soluciones tradicionales y modernas implementadas para problemas operativos

Problema	Soluciones tradicionales	Soluciones modernas
Variación de tensión (subida/bajada)	Banco de capacitores	Control coordinado Volt/Var
	Compensación de generadores	Gestión coordinada DER
	Repotenciación de red	Reconfiguración remota
	Límite de generación y/o demanda	
Capacidad de alojamiento "hosting capacity"	Repotenciación de red	Gestión coordinada DER
	Límite de generación	Reconfiguración remota
Soporte de potencia reactiva	Red de transmisión	Control coordinado Volt/Var
	Banco de capacitores	Gestión coordinada de potencia reactiva de DER
	Límite de generación y/o demanda	
Sobrecarga de elementos	Repotenciación de red	Gestión coordinada DER
	Límite de demanda	Control coordinado Volt/Var
		Reconfiguración remota

En definitiva, este nuevo concepto de RAD ha llamado la atención de investigadores y académicos, convirtiéndolo en un tema popular que aún necesita mayor investigación para su completo desarrollo [71], [83]. Diversos autores de diferentes países han implementado proyectos piloto para estudiar el concepto de la PDO y gestión activa dentro de las redes de distribución [83], [84]. Con base en los resultados, se ha demostrado efectivamente que la gestión activa es una solución para realizar una operación flexible dentro del entorno de redes inteligentes.

Por otra parte, dentro de los temas emergentes que surgen debido al desarrollo de las RAD, sobresale la seguridad de la información. Esto considerando que cada vez se cuenta con un mayor número de dispositivos en campo y sistemas de gestión y control que son vulnerables a ataques cibernéticos. Un ataque coordinado a estos sistemas de control podría ocasionar la interrupción del suministro eléctrico y ocasionar daños

severos a mediano o largo plazo. En las referencias [85]–[87] se profundiza y abordan diversos aspectos relacionados con la seguridad de la información, las cuales pueden ser revisadas por el lector interesado.

2.5. Planificación de la operación de RAD

El desarrollo de los futuros sistemas energéticos se basará en la PDO integral y la gestión activa del sistema considerando tanto los elementos tradicionales de la red[9] como los "elementos de red activa" (DER), con el fin de determinar el mejor equilibrio técnico – económico, que maximice la utilización de los activos de la empresa distribuidora y facilite la integración masiva de DER.

Sin embargo, la coordinación e integración de numerosos recursos, sumado al hecho que algunos presentan características estocásticas, provocará que los estados del sistema se vuelvan más fluctuantes e impredecibles [13], [14]. Lo que traerá grandes desafíos e incertidumbres a tomar en cuenta en las herramientas de PDO. Entre las incertidumbres operativas que surgen debido al uso masivo de DER se incluye la GD con salida de potencia variable e intermitente (dependientes del recurso primario), las decisiones que podrían adoptar los usuarios ante un programa de respuesta de la demanda y la carga/descarga de vehículos eléctricos, por citar algunos. Mientras que los desafíos técnico-operativos se relacionan con la calidad, seguridad y eficiencia del SD, así como la confiabilidad del sistema de protecciones. Esto por la presencia de flujos de potencia bidireccionales en líneas, aparición de flujos de potencia inversos en los transformadores de distribución, desconexiones no deseadas, sobrecargas de elementos, posible aumento de las pérdidas técnicas y alta fluctuación en la tensión de los nodos del sistema. Por lo que se requerirá el desarrollo de algoritmos computacionalmente robustos y eficientes, que adicionalmente brinden mayor precisión, modularidad y permitan agregar fácilmente nuevos elementos al sistema.

[9] Son dispositivos o elementos tradicionales de compensación, regulación o maniobra que se encuentran en las redes eléctricas de distribución y generalmente son de propiedad de la empresa distribuidora.

A este respecto, un resumen de los principales aspectos que deberán considerar estas nuevas herramientas, en comparación con la PDO tradicional, se muestra a continuación en *Tabla 2-2* [78].

Tabla 2-2. Aspectos de la PDO tradicional y moderna

Aspectos de planificación	Enfoque tradicional	Enfoque moderno
Flujo de información y potencia	Un solo sentido	Ambos sentidos (bidireccional)
Análisis de datos	Poca cantidad de datos Análisis/métodos estadísticos	Gran cantidad de datos Minería de datos Métodos basado Inteligencia Artificial
Modelado de datos	Escenarios típicos/críticos de condición operativa	Series de tiempo
Elementos para gestión/operación	Solo elementos de red	Elementos de red y de red activa
Análisis de red	Determinístico	Probabilístico
Función objetivo	Objetivo único	Múltiples objetivos

Estas consideraciones permitirán que las herramientas modernas de PDO no solo alcancen efectivamente una serie de objetivos técnicos, sino también económicos y medioambientales [1], [2], [7]. Entre los objetivos técnicos se encuentran la mejora en la calidad del servicio, eficiencia energética, confiabilidad y seguridad (es decir, minimización de pérdidas de energía, mejor regulación de tensión, reducción de niveles armónicos, desbalance de fases, reducción en la frecuencia y duración de interrupciones, entre otros). Mientras que los objetivos económicos y medioambientales son la reducción de costos totales de operación, participación en los mercados de energía, aplazamiento de la inversión de activos, reducción de reserva energética y sus costos asociados; así como reducción de emisiones, reducción del calentamiento global e incentivo al uso de energía renovable, respectivamente.

En la literatura [16], [71], [88], se ha clasificado a la PDO moderna en métodos centralizados y descentralizados o distribuidos, y de acuerdo con la escala de tiempo que considera su planificación (estática, dinámica y

transitoria). De acuerdo con el último criterio, la PDO realizará la programación de los recursos con un día (o más días) en adelanto, con una hora en adelanto y desde varios segundos a menos de una hora, respectivamente. Por lo cual la PDO deberá tener la capacidad de pronosticar con precisión los estados futuros del sistema, que le permita priorizar o seleccionar adecuadamente los objetivos de la programación de manera anticipada.

En este sentido, de acuerdo con [89] los métodos de predicción de estado pueden clasificarse en método directo e indirecto. El método de predicción de estados directo se basa en modelos de transición de estado que dan como resultado la estimación "directa" de las tensiones (en ángulo y magnitud) del sistema [89], [90]. Mientras que los métodos de predicción de estados indirecto pronostican y transforman las inyecciones de potencia nodal en predicciones de estado a través del flujo de potencia [91].

Estos dos métodos de predicción de estados han sido planteados por parte de la comunidad científica. Sin embargo, la predicción de estados indirecto presenta ciertas ventajas en comparación con el método directo, ya que permite crear un modelo genérico y con alta tasa de modularidad y escalabilidad. Es decir, nuevos elementos (cargas, generación, programas de RD, vehículos eléctricos) se pueden integrar fácilmente al considerarlos en los pronósticos de inyección nodal. Por lo tanto, el pronóstico de potencia nodal (por ejemplo, a nivel de SET MT/BT) es independiente de otros elementos de la red. Situación contraria con los métodos directos, que requerirán un mayor esfuerzo para determinar la correlación entre el cambio de potencia y el cambio en el estado general de la red. Incluso para cuantificar por ejemplo la influencia directa del clima en las tensiones del sistema se requerirá un mayor esfuerzo que en el cambio de la potencia de inyección.

Otra razón importante del enfoque indirecto es la baja relación entre la potencia de inyección nodal y las tensiones del sistema. En [84] se han ejecutado flujos de potencia en un sistema de prueba de siete nodos para

analizar el efecto en la tensión ante modificaciones de potencia nodal. En el estudio se demuestra que ante una variación de alrededor del 50% de la potencia activa en un nodo, el efecto en la tensión fue menor al 1%. Está claro que la sensibilidad dependerá principalmente de los parámetros de línea y topología de red. Sin embargo, al considerar esta relación los errores de pronósticos de potencia de inyección permitirán aun obtener alta precisión en las variables de estados (tensiones).

Considerando las ventajas de los métodos de predicción de estados indirecto sobre los métodos directos. *En este trabajo se implementará un método de predicción de estado indirecto para la estimación de los futuros estados del sistema* [92]. *Debido a la importancia del pronóstico de potencias de inyección nodal en el presente trabajo, este tema se abordará más adelante en las secciones 2.6 y 3.2.*

Así, luego de la aclaración de los métodos de predicción de estados, y continuando con la clasificación moderna de la planificación de la operación. La PDO estática (con un día en adelanto) principalmente busca cumplir criterios técnicos y económicos. Mientras que la PDO dinámica y transitoria (de segundos a una hora en adelanto, respectivamente) se ejecuta durante la operación en tiempo real y su enfoque esencialmente es técnico [93]. Cabe mencionar que la PDO estática usualmente es el punto de referencia para la PDO dinámica y/o transitoria.

Asimismo, la PDO centralizada y distribuida presentan ciertas ventajas y desafíos que tienen que ser considerados para su implementación. Las principales características de PDO centralizado es que, al llegar los datos de medición a un solo punto en común (generalmente centro de control), esto permite tener en cuenta a todos los elementos de la red para la coordinación y búsqueda de soluciones optimas/eficientes globales, sumado con el hecho que pueden integrarse con relativa facilidad en los sistemas de gestión existentes usados por los OSD. Mientras que, la PDO distribuida tiene bajo costo de implementación, baja necesidad de comunicación y mayor facilidad de escalabilidad. Sin embargo, esta última PDO se prefiere en caso de bajo nivel de penetración de DER [71].

Por lo cual, el presente trabajo se centra en el desarrollo de una metodología integral centralizada genérica de PDO estático (es decir, con un día en adelanto), que brinde al OSD un soporte para la toma de decisiones operativas en tiempo real. Ello con el objetivo de mejorar la eficiencia y desempeño del sistema, permitir la incorporación adecuada de DER, y así, facilitar la transición de las redes de distribución pasivas hacia las futuras RAD. Para ello, la metodología deberá considerar todas las etapas que involucra la PDO. Es decir, desde la recopilación de los datos hasta los algoritmos de planificación, incluyendo el modelado de los parámetros de entrada con incertidumbre (estocásticos).

2.6. Incertidumbre en los parámetros de planificación

Tradicionalmente, los procesos de planificación se han apoyado en los mecanismos de pronóstico como herramienta esencial para estudiar las posibles condiciones futuras del sistema. Sin embargo, es evidente que estas estimaciones no pueden preverse con total precisión, razón por la cual surge el concepto de incertidumbre [31], [33].

La incertidumbre se podría definir simplemente como algo que no es conocido porque ocurre en el futuro o porque su impacto es ignorado. El término incertidumbre se ha utilizado para representar lo "desconocido", entendido como aquello que no puede resolverse de forma determinista, o que sólo puede resolverse a través del tiempo. En [94] se define incertidumbre como cantidades o eventos que están más allá del conocimiento previo del centro de decisión.

La incertidumbre se puede presentar debido a las variaciones naturales e impredecibles de algunos fenómenos y que no puede reducirse con más investigaciones. Por otro lado, se tiene la incertidumbre epistémica que generalmente resulta de una falta de conocimiento y que, contrario a la incertidumbre aleatoria, es factible reducirla o eliminarla con suficiente estudio, es decir, reuniendo más datos, refinando modelos, mejorando técnicas de muestreo. En otras ocasiones, la incertidumbre se refiere a la imprecisión lingüística o a la ambigüedad [31], [33], [95].

2.6.1. Definición de incertidumbre en este trabajo

En el ámbito de esta tesis, incertidumbre se referirá a los parámetros que afectan las decisiones, pero que no son conocidos con total certeza al momento de realizar la planificación. Estos parámetros (con comportamiento estocástico) son datos de entrada de la metodología de planificación que pueden ser especificados, aproximados o pronosticados de antemano.

A continuación, se listan las incertidumbres que, de acuerdo con el horizonte de planificación considerado, se ven como esenciales para tener en cuenta en la estructura de esta investigación:

- **Demanda eléctrica**

  La demanda eléctrica afecta de forma significativa a la planificación, constituyendo una componente básica en la toma de decisiones. Su incertidumbre se relaciona principalmente con el comportamiento aleatorio que tiene el consumo de energía. Sin embargo, los aspectos que influyen en el pronóstico de la demanda a corto plazo (día siguiente) son: factores climatológicos (es decir, temperatura, humedad, temperatura de rocío, entre otros), tiempo (hora del día, día de la semana, estación del año) y económicos.

  Generalmente, los factores económicos se toman en cuenta al pronosticar la demanda para horizontes temporales más extensos (mediano o largo plazo). Ante la perspectiva de precios de venta de energía variables en el tiempo (precios dinámicos), este factor cobraría mayor relevancia en el corto plazo. Por otro lado, el clima ejerce una influencia predominante en el comportamiento de los usuarios, siendo más notorio en usuarios residenciales, en comparación con usuarios de tipo industrial o comercial. Por último, el tiempo es el factor de mayor relevancia para tener en cuenta en la previsión de demanda el corto plazo [96].

- **Generación distribuida solar fotovoltaica (GD-FV)**

  La GD-FV va adquiriendo mayor importancia en la planificación, dada su presencia cada vez más notoria en los sistemas eléctricos, especialmente en los sistemas de distribución. Su incertidumbre se debe principalmente a la variabilidad inherente del recurso solar como fuente primaria de generación [97].

  La temperatura e irradiación solar son las principales variables que condicionan la producción de energía de un GD-FV. Por tal motivo, usualmente se solían modelar estocásticamente estas variables y se estimaba la potencia de salida a través de un modelo de GD-FV estándar (disponibles en herramientas de simulación) o modelos ajustados en función de la experiencia del planificador [98]–[100]; en lugar de modelar directamente la potencia de generación.

Cabe mencionar que estos parámetros no son limitantes y tampoco son los únicos que pueden tener incertidumbre [4]. Sin embargo, otros parámetros con incertidumbre vinculados a la planificación de la operación en RAD ya sean de índole técnica o económica, como salidas no programadas de generadores, transformadores, alimentadores, carga/descarga de vehículos eléctricos, o la variación en los precios mayoristas de la electricidad, quedan fuera del alcance de este estudio. Por su parte, parámetros como la red eléctrica a analizar, costos unitarios asociados a penalizaciones o al uso de recursos durante la gestión, entre otros parámetros, se asumen que son conocidos por el planificador al momento de iniciar el proceso de PDO. Es importante señalar que estos parámetros, considerados determinísticos, se describen con mayor detalle en el Capítulo 5, secciones 5.2.1, 5.2.2 y 5.3.1.

2.6.2. Tratamiento de la incertidumbre

Está claro que el pronóstico de carga es la información base para la toma de decisiones relacionadas con la planificación de la operación y gestión activa de las RAD. Por ello se requieren modelos de pronóstico de

carga precisos que consideren, además, la incorporación masiva de DER y brinden información de la incertidumbre futura de sus pronósticos.

El pronóstico de carga se clasifica generalmente en tres categorías, de acuerdo con el horizonte de predicción [96]:

- Largo plazo (desde un año en adelante)
- Mediano plazo (usualmente de semanas hasta un año)
- Corto plazo (horizonte desde horas hasta semanas)

Este trabajo de tesis se centra en la predicción de carga de corto plazo, orientado a perfiles de carga con un alto grado de granularidad espacial o de nivel agregado bajo. Es decir, pronóstico con un día en adelanto de pocos usuarios agregados en puntos de la red de distribución de MT (específicamente en subestaciones MT/BT).

Por otro lado, de acuerdo con la forma de los resultados de predicción, el pronóstico de carga probabilístico se puede clasificar en tres tipos: pronóstico de intervalos de predicción, cuantil y función de densidad de probabilidad (FDP). Cabe mencionar que el pronóstico de carga probabilístico en forma de FDP es la forma más completa de proporcionar información estadística sobre períodos de tiempo futuros [101]. Además, esta información en conjunto con métodos de optimización estocásticos, permitirán analizar la influencia de los parámetros con incertidumbre en la toma de decisiones de planificación [21].

Tradicionalmente, la incertidumbre de la demanda ha sido modelada como una variable aleatoria con distribución gaussiana (distribución paramétrica). Sin embargo, dado que los DER de pequeña escala, principalmente la generación fotovoltaica GD-FV detrás del medidor, está experimentando un rápido crecimiento y se está convirtiendo en uno de los principales componentes de las RAD, es necesario pasar del concepto de pronóstico de carga a pronóstico neto de potencia [22].

Es decir, que el resultado de pronóstico sea la suma de las inyecciones de GD-FV junto con las demandas de energía, en conjunto. Esto por un lado aumenta la complejidad del problema de pronóstico y, por otro lado, imposibilita seguir adoptando distribuciones de probabilidad conocidas para modelar la incertidumbre de las potencias de inyección nodal.

Todos estos antecedentes ponen en evidencia la necesidad de buscar enfoques alternativos que permitan fortalecer las estrategias de pronóstico, acorde con las exigencias de las RAD. De allí que, resulta imprescindible que estos nuevos modelos proporcionen información de calidad para los procesos de planificación, considerando su importancia en la de toma de decisiones.

Por lo que, como aporte de este trabajo se destaca el desarrollo de un modelo de pronóstico probabilístico de corto plazo, que estima de forma no paramétrica la función de densidad de probabilidad para cada período del horizonte de optimización. Los pronósticos corresponden a las potencias de inyección nodal, visto desde las subestaciones de MT/BT. Es importante destacar que se ha contemplado la posibilidad de que los nodos en la red puedan tener solamente carga o carga y generación de pequeña escala, en conjunto (es decir potencia neta).

2.7. Resumen del capítulo

En este capítulo, se ha definido a la energía eléctrica como un pilar fundamental para el funcionamiento de la sociedad, puesto que permite la provisión y previsión de bienes y servicios. Además, constituye un factor de producción de uso general, llegando a ser, en ocasiones, un elemento clave para la competitividad en diversos sectores económicos. En tal virtud, resulta fundamental dedicar los esfuerzos necesarios para garantizar un suministro eléctrico en condiciones óptimas de seguridad, calidad y economía.

Los sistemas eléctricos de distribución han sido diseñados e implementados de diferente manera que los sistemas de transmisión y generación. Estos sistemas de distribución se caracterizan por ser extensos y complejos de controlar, monitorear, analizar y gestionar. Por lo general, estas redes eléctricas, debido al bajo nivel de supervisión y control con el que cuentan, se operan en forma radial (a pesar de que su diseño pudiera ser mallado); permitiéndoles tener simplificaciones operativas y ciertas ventajas técnicas. Esto ha suscitado a que la planificación de la operación sea tratada de manera trivial/convencional, considerando para ello la operación de pocos elementos de compensación o regulación. Incluso, en redes de distribución donde no era posible una gestión centralizada, se implementaban controladores distribuidos que se pre-seteaban (establecían) para supervisar un parámetro local en específico.

Sin embargo, las expectativas crecientes respecto a la integración masiva de recursos energéticos distribuidos a la red, junto con la necesidad de contar con sistemas más eficientes y efectivos, no pueden ser satisfechas bajo el paradigma actual de operación y planificación de la operación. Así, la implementación de una red eléctrica inteligente que incluya las características descritas en las secciones 2.4 y 2.5 es fundamental en el contexto expuesto.

Estas redes inteligentes, denominadas también como redes activas de distribución (RAD), es una conjunción de nuevos conceptos, metodologías, modelos, algoritmos, sistemas de medición inteligente y modernas tecnologías de la información y comunicación. En este sentido, debido a la digitalización de la red y a la mayor complejidad que imponen las RAD, el desarrollo de sistema de gestión y control avanzados que apoyen las decisiones en relación con la operación y planificación de la operación es indispensable.

Por lo que, el desarrollo de las RAD, con respecto a la planificación de la operación, se basa en una planificación integral y gestión activa del sistema considerando todos los elementos de la red (tradicionales y DER) para determinar el mejor equilibrio técnico-económico. Por otro lado, el

ingreso de fuentes de energía renovables (principalmente de tipo solar fotovoltaica) ubicadas detrás del medidor, sumado con el comportamiento de la demanda eléctrica, presentan una variabilidad inherente que alteran sustancialmente las condiciones operativas del sistema de distribución. Lo que trae grandes desafíos e incertidumbres a tomar en cuenta en las modernas herramientas de planificación de la operación de distribución.

La conjunción de estos aspectos y la aplicación de nuevos conceptos metodológicos para la PDO son un aporte muy significativo de este trabajo. El propósito es brindar soporte al operador del sistema en la toma de decisiones operativas en tiempo real y acompañar la transición de las actuales redes hacia las futuras redes activas de distribución.

CAPÍTULO 3:

ESTADO DEL ARTE

En el apartado anterior se definió el problema a estudiar: la planificación de la operación de corto plazo (con un día en adelanto) en redes activas de distribución, a partir de la gestión activa (coordinación) de los elementos tradicionales de la red y elementos de red activa, considerando las incertidumbres en los parámetros de planificación.

Este capítulo se enfocará en presentar el estado del arte con relación a la problemática y se divide básicamente en dos partes. En la primera (sección 3.1), se analizan diversas propuestas vinculadas a la planificación de la operación, que consideran como recursos controlables las instalaciones propiedad de la empresa distribuidora “elementos de red” y la flexibilidad de los recursos energéticos distribuidos “elementos de red activa”; con enfoques tanto determinísticos como estocásticos, y aplicando diferentes algoritmos y estrategias de solución. Luego, en la sección 3.2, el análisis se enfoca en los trabajos desarrollados para el pronóstico de carga de corto plazo, la inclusión de GD-FV detrás del medidor (pronóstico neto), y las extensiones probabilísticas existentes.

Esto permitirá entender las falencias y virtudes tanto teóricas como prácticas que posee cada metodología planteada, y a partir de ello discutir un nuevo enfoque y tratamiento integral del problema de pronóstico y planificación de la operación, que permita cumplir con el objetivo de este trabajo.

3.1. Conceptos metodológicos de planificación de la operación

3.1.1 Enfoques tradicionales

La PDO y gestión de la operación en los SD tradicionales básicamente se ha centrado en el control clásico Volt/Var (CVV) [8], [102]. El CVV busca principalmente optimizar la tensión (para reducir el consumo de potencia mediante la reducción del voltaje de conservación (RVC)), y/o el flujo de potencia reactiva (para minimizar pérdidas de energía y caídas de tensión), tomando en cuenta ciertas restricciones operativas y del sistema.

El problema de CVV típico es un problema de optimización no lineal de enteros mixtos (MINLP, por sus siglas en inglés) y para su solución se han implementado métodos analíticos, numéricos, metaheurísticos e inteligentes. Los dispositivos considerados en la programación del CVV generalmente son de propiedad de la empresa distribuidora, tales como:

- Cambiador de taps bajo carga (OLTC, por sus siglas en inglés)
- Banco de capacitores (BDC)
- Reguladores de tensión (RDT)

En este trabajo de tesis, a estos dispositivos se les denomina como “dispositivos CVV” o “elementos de red”. Una revisión exhaustiva sobre los diferentes objetivos, dispositivos de control y métodos de solución relacionados con el CVV se presenta en [8].

En este sentido, en [103] se formula al CVV como un problema de programación restringida cuadrática de enteros mixtos (MIQCP, por sus siglas en ingles) para un SD en Vancouver, Canadá. En este problema se considera la programación óptima de BDC, RDT y OLTC para la planificación de la operación diaria. Este marco minimiza las pérdidas del SD y realiza la reducción de la demanda total con RVC, teniendo en cuenta un número limitado de acciones de conmutación de los dispositivos CVV. A pesar de ello, durante los periodos de carga máxima del sistema, el

rendimiento de CVR se ve afectado, ya que cualquier reducción adicional en las magnitudes de tensión podría dar lugar a violaciones de los límites inferiores establecidos.

Por otro lado, en [102] se realiza una programación horaria de CVV con un día en adelanto para un SD de MT. Para el control óptimo se consideran los BDC ubicados en los alimentadores y el OLTC de la subestación AT/MT con el objetivo de minimizar las pérdidas de potencia activa y mejorar las desviaciones de tensión en la red, considerando un número máximo de operaciones de BDC y OLTC en las restricciones del problema. Este enfoque multiperíodo es resuelto mediante una programación dinámica (PD) simplificada basado en reglas definidas por los autores. Si bien este enfoque basado en reglas aborda el desafío de la *maldición de dimensionalidad* inherente con la exploración exhaustiva, es importante tener en cuenta que no puede garantizar su efectividad ante cualquier cambio en las condiciones operativas del sistema.

En [104] realiza un CVV multiobjetivo para un SD radial que considera como objetivos la minimización de la desviación y variación de tensión, minimización de acciones de conmutación de OLTC y BDC y reducción de las pérdidas de potencia activa. Mientras que en [105] se presenta un CVV para minimizar los costos de operación y eliminar las violaciones de tensión de la red. Para la solución del problema MINLP original de gran escala, convierte a un modelo entero mixto de cono de segundo orden (MISOCP) mediante la linealización y relajación cónica. Con ello garantiza la solución con una carga computacional moderada.

En definitiva, el CVV se ha establecido como una solución efectiva y ampliamente utilizada en los SD. Sin embargo, con el desarrollo de las RAD y las consecuencias operativas que esto conlleva (sobrecarga de ramas, fluctuaciones de tensión, flujos de potencia bidireccionales, por citar algunos), los algoritmos tradicionales de CVV no podrán afrontar de manera adecuada estos nuevos desafíos, y las herramientas de PDO y gestión necesitan ser redefinidas [8], [103], [106], [107].

Debido a esto aparecen otras funcionalidades de red y actores emergentes como los sistemas de almacenamiento de energía [11], [108], la generación distribuida programable [91], [109], [110] y los programas de respuesta de la demanda. Estos recursos distribuidos, denominados "elementos de red activa", se presentan como alternativas eficientes de flexibilidad para gestionar los sistemas eléctricos.

Sin embargo, a diferencia de los dispositivos CVV, que son controlados directamente por la empresa distribuidora, el manejo directo de una gran cantidad de DER de pequeña escala podría no ser factible. Por lo que, la implementación de mecanismos de control indirecto se presenta como una solución adecuada para la gestión de estos DER, tal como se discute a continuación.

De esta manera, las empresas de distribución pueden utilizar sus activos "dispositivos CVV" y la flexibilidad de DER para el manejo de congestiones, soporte de tensión (subtensión o sobretensión), mejora de la eficiencia energética, en general, optimizar la operación de la red a través de la PDO.

3.1.2. Respuesta de la demanda como recurso de PDO

Dado que la respuesta de la demanda (RD) es considerada como una solución rentable para modificar la curva de demanda cuando el sistema está bajo estrés, trabajos de investigación recientes proponen enfoques considerando este recurso. Varios estudios de RD dirigidos a diferentes tipos de usuarios (industriales, comerciales y residenciales) se han desarrollado para obtener una serie de beneficios, tales como la reducción de la demanda máxima y eficiencia energética [111].

Desde la perspectiva de las RAD, los mecanismos de control de RD se pueden agrupar en dos categorías [112]–[114]: esquemas de control directo y control indirecto.

En los esquemas de control directo, una entidad central, en este caso la empresa distribuidora, toma directamente las decisiones sobre el control de la demanda. Si bien estos esquemas, debido a la naturaleza de aplicación, aseguran su implementación, presentan desafíos en cuanto a su escalabilidad. Además, en algunas ocasiones, la empresa distribuidora requiere información detallada sobre los atributos de los usuarios, lo que podría generar problemas de información relacionados con la privacidad de los usuarios [114], [115]. Por lo que, los esquemas de control indirecto aparecen como facilitadores de los SD inteligentes para garantizar la seguridad de los sistemas y la competencia ordenada en el mercado de energía [58], [69].

Las estrategias de control indirecto se refieren a los métodos de mercado que usan señales de precio o contratos para influir en el consumo de los usuarios. Los métodos desarrollados incluyen [3], [112]: precios dinámicos diarios, mercado de capacidad en distribución y mercado de servicios de flexibilidad. Cada estrategia tiene sus propios beneficios, así como particularidades en su aplicación, y aprovechan diferentes aspectos del potencial de la demanda flexible. Una revisión detallada de los esquemas y programas de RD en RAD se puede consultar en [116]. *Con base en lo anterior, en este trabajo de tesis se implementará un esquema de RD basado en precios dinámicos, utilizado como recurso de flexibilidad para la operación de la RAD.*

En el método de precio dinámico (variante en el tiempo), el planificador encontrará precios horarios que teóricamente serán los más bajos, para que la demanda y producción sensible al precio, sumado el resto de cargas base del sistema garanticen una operación eficiente, segura y con niveles adecuados de calidad [112].

En este sentido, en [117], [118] se proponen precios dinámicos con el fin de evitar congestiones en la red de distribución y gestionar la carga/descarga de vehículos eléctricos conectados a la red. En [90] se realiza una programación diaria para una RAD visto como un problema de flujo de potencia óptimo AC. Los autores consideran como variables

de control la RD y generación distribuida solar ubicada en MT para minimizar las violaciones de tensión predichas. Asimismo, en [12], [119], [120] desarrollan precios dinámicos para incorporar DER en la operación de las RAD, gestionar sobrecargas y, además, reducir las pérdidas en la red.

El método de precios dinámicos para la gestión en SD es ampliamente usado y su efectividad depende del cálculo de los precios horarios. Sin embargo, cuando se presenta una congestión/violación severa, la obtención de estos precios óptimos por parte del planificador no puede ser factible o en ocasiones los usuarios pueden afrontar precios muy altos que incluso llegan a ser inaceptables. Por esta razón, investigaciones recientes combinan esquemas de CVV con programas de RD, para lograr soluciones efectivas frente a situaciones con violaciones críticas [58], [121]–[124].

Está claro que el establecimiento de un mercado de electricidad a nivel de distribución, en conjunto con enfoques clásicos como el Control Volt/Var, se consideran un medio prometedor para gestionar y utilizar de manera eficiente las instalaciones propiedad de la Distribuidora y grandes cantidades de DER presentes en las redes [59]. Debido a esto, investigaciones recientes han desarrollado diversas alternativas de PDO bajo este criterio, cada una orientada en resolver una problemática en particular.

En este contexto, resulta difícil clasificar todas las propuestas que han aparecido en la literatura, ya que muchas son una combinación de formulaciones y metodologías específicas. Sin embargo, gran parte de las propuestas anteriormente presentadas, se basan en transformaciones y aproximaciones lineales con el fin de abordar el problema de PDO complejo y de gran escala [16], [58], [103], [105], [121].

De esta manera, el problema original de PDO, caracterizado por su naturaleza no lineal y no convexa, que involucra variables tanto continuas como discretas, así como restricciones integrales en el tiempo; es resuelto

a través de simplificaciones que, básicamente, tratan de mejorar la convergencia y reducir los tiempos de cálculo.

Sin embargo, estas técnicas de aproximación pueden causar pérdidas de precisión en los cálculos y conducir a estrategias de control subóptimas. Además, estos métodos, que suelen basarse en algoritmos de optimización clásicos, dependen en gran medida de una formulación matemática específica, lo que limitada su capacidad para adaptarse fácilmente a nuevas condiciones de operación de las RAD.

3.1.3. Optimización metaheurística aplicada a la PDO y enfoque de dos etapas

Las técnicas heurísticas y metaheurísticas se han aplicado para resolver el problema de PDO. La principal ventaja de estos enfoques es que pueden tratar problemas de optimización no convexos y, además, no requieren diferenciabilidad de la función objetivo ni restricciones, superando las desventajas de los algoritmos de optimización clásicos [17].

Los algoritmos metaheurísticos generalmente se inspiran en fenómenos naturales o sociales. Diferentes técnicas de optimización como los algoritmos genéticos (AG) [91], [125], algoritmo de colibrí artificial [126], seno coseno [127], optimización de enjambre de partículas (PSO, por sus siglas en inglés) [124], optimización de mapeo de varianza media [128], colonia de abejas [129], entre otros se han implementado para resolver el problema de PDO.

En [124] combina la carga flexible, BDC y OLTC para minimizar las pérdidas del sistema y reducir los picos de carga, considerando un número máximo de operaciones diarias de BDC y OLTC en las restricciones del problema. En [130] se propone una PDO del día siguiente y se formula como un problema de minimización de costos, que integra las operaciones de OLTC y RD para resolver las violaciones de tensión y minimizar el costo debido a las pérdidas de energía y uso de RD. Ambas propuestas han utilizado el algoritmo de PSO para resolver el problema.

En [131] se presenta una propuesta integral para la minimización de costos en una RAD, la cual considera aspectos técnicos, operativos y de confiabilidad. Sin embargo, el enfoque de este estudio se centra en un intervalo máximo de 1 hora, por lo que la coordinación diaria de las variables de control está más allá del alcance de este estudio. A pesar de esto, es importante resaltar que los autores toman en cuenta el desgaste de los dispositivos CVV mediante la inclusión de un costo asociado a cada acción de conmutación, en lugar de establecer un límite máximo de operaciones diarias. Esta estrategia demuestra ser más efectiva, considerando que los límites diarios de operación a menudo se basan en la experiencia del planificador.

Por otro lado, en [132] se presenta una interfaz Python-DIgSILENT que busca minimizar las pérdidas totales de energía en un sistema de potencia mediante la gestión de BDC, OLTC y generadores convencionales. La principal contribución de este enfoque es la combinación de las capacidades modelado de sistemas y cálculo de flujo de potencia de DIgSILENT, así como la implementación del algoritmo de optimización basado en AG, a través del entorno de programación de Python.

En la misma dirección, varios enfoques [18], [124], [133], [134] han ampliado este concepto de co-simulación hacia las RAD, utilizando el simulador para sistemas de distribución de EPRI, OpenDSS [135], junto con algoritmos de búsqueda inteligente, para resolver de manera efectiva el problema de optimización.

Sin embargo, la mayoría de los estudios anteriores en la literatura presentan principalmente dos criticas claves:

a) adoptar enfoques deterministas para la PDO en los que asume que la información futura relacionada con los parámetros de entrada (por ejemplo, demanda y GD-FV) es conocida con total precisión; y

b) no abordar de manera eficiente la dimensionalidad del problema PDO multiperíodo, teniendo en cuenta la complejidad y el costo computacional inherentes en este tipo de problemas [15], [136].

Considerando lo anterior, para abordar las incertidumbres de los parámetros de entrada se propone un método de optimización estocástico basado en escenarios (los métodos estocásticos serán tratados con extensión en la sección 3.1.4). Mientras que, para tratar el desafío combinatorio que surge al considerar la PDO como un problema de múltiples periodos, en la literatura se han propuesto enfoques de dos etapas para resolver este inconveniente [137], [138].

En [137] se resuelve un problema multiperíodo que minimiza las pérdidas y mejora la confiabilidad, a través de la reconfiguración de red. Por un lado, en la primera etapa, se utiliza un algoritmo metaheurístico denominado de búsqueda armónica para hallar un conjunto eficiente de configuraciones que minimizan el costo de pérdidas y el costo de interrupción para cada período. Mientras que, en la segunda etapa, a partir de las configuraciones halladas y el costo de conmutación entre periodos, se encuentra el esquema óptimo de reconfiguración para todo el horizonte, a través del algoritmo de programación dinámica. A pesar de ello, este enfoque es determinístico y no considera a la RD y dispositivos CVV como variables de control. De modo análogo, en [138] se emplea un enfoque similar para resolver el problema multiperíodo de planificación.

3.1.4. Planificación en ambientes con incertidumbre

En la teoría de decisión clásica, una decisión se puede caracterizar por un conjunto de alternativas (espacio de decisión), un conjunto de estados del sistema (espacio de estados), una relación que asigna a cada pareja estado-decisión un resultado y finalmente una función de utilidad (función objetivo) que ordena los resultados de acuerdo con su medida de mérito.

Cuando se toma una decisión bajo certeza, el ingeniero de planeamiento conoce que estados del sistema analizado esperar y

selecciona aquellas alternativas con los más altos niveles de mérito. Sin embargo, en la mayor parte de situaciones en las que se llevan a cabo procesos de toma de decisiones en el mundo real, no se conoce exactamente qué estado ocurrirá. De ahí que, la información que se dispone es de algún modo imperfecta, al no poder ser expresada de una manera precisa y cierta. Así, la imperfección en la información debe ser entendida en su sentido más amplio en donde la imprecisión y la incertidumbre son los aspectos más significativos que la caracterizan [95], [139].

Por lo tanto, una metodología de planificación de la operación debe considerar las incertidumbres asociadas a los futuros valores de los parámetros de planificación que influyen en la toma de decisiones. Una apropiada modelación de las incertidumbres es la clave para una buena "toma de decisiones" en el proceso de planificación.

En este sentido, trabajos recientes han propuesto varios métodos que consideran criterios estocásticos, en lugar de valores determinísticos esperados [140]–[142], [15], [143]–[146]. Estos métodos pueden clasificarse aproximadamente en dos tipos: métodos de optimización robusta [140]–[142] y métodos de optimización estocástica [15], [143]–[146].

Los métodos de optimización robusta se centran en encontrar soluciones factibles para todos los posibles escenarios de incertidumbre considerando los límites superior e inferior de los parámetros inciertos. Sin embargo, estas soluciones suelen ser muy conservadoras, ya que se centran en el peor de los casos. Mientras que, los métodos de optimización estocástica tienen en cuenta la distribución de probabilidad de los escenarios de incertidumbre y generalmente brindan soluciones más flexibles y eficientes [4].

En [143], los autores proponen un modelo de CVV estocástico para RAD basado en escenarios que minimiza las pérdidas y desviaciones de tensión, considerando la naturaleza probabilística de la generación solar y

demanda. Por otro lado, en [144] se realiza una programación diaria estocástica para la regulación de voltaje y reducción de picos, utilizando DER. En [145], se resuelve un CVV estocástico que considera OLTC, BDC e inversores GD, sin embargo, este estudio solo aborda problemas técnicos mientras que no se investiga la operación rentable óptima de los recursos.

Asimismo, en [146] se realiza una PDO a través de la programación de BDC, OLTC, compensadores estáticos de potencia reactiva y reconfiguración de red, para reducir las pérdidas de energía y las violaciones de tensión. Sin embargo, el problema se resuelve mediante PSO y considera únicamente la incertidumbre de la generación solar en el problema.

Por otro lado, a través del muestro de Monte Carlo, en [15] se realiza una PDO estocástica basada en escenarios. En este estudio se resuelve el problema usando AG y se modela la incertidumbre de la generación fotovoltaica y la variabilidad de la demanda. Sin embargo, una limitación observada tanto en este trabajo como en la mayoría de los estudios anteriores es que las incertidumbres de generación y demanda se modelan de forma independiente, a través de funciones de densidad de probabilidad comunes (paramétricas), como la distribución Gaussiana, Beta y/o Weibull.

Es importante señalar que, de acuerdo con lo discutido en la sección 2.6, seguir asumiendo distribuciones de probabilidad paramétricas para modelar la incertidumbre de generación y demanda ya no resulta adecuado.

Con el fin de superar este inconveniente, en este trabajo se desarrolló un modelo de pronóstico probabilístico no paramétrico basado en el aprendizaje profundo y la estimación de densidad de kernel. Este modelo basado en datos tiene la capacidad de predecir funciones de probabilidad para cada hora, ya sea de carga o carga neta (es decir, demanda y generación fotovoltaica en conjunto) [147]. A continuación, se presenta el

estado del arte relacionado con la tarea de pronóstico de corto plazo, lo cual ha sido la base para el desarrollo de este novedoso modelo.

3.2. Estimación de los parámetros de planificación con incertidumbre

3.2.1. Inteligencia artificial aplicada el pronóstico de corto plazo

Considerando que el pronóstico de carga de corto plazo es la información base para diversas aplicaciones, incluyendo la PDO, es necesario desarrollar modelos de pronóstico más precisos, enfocados en perfiles de carga con un alto grado de granularidad espacial, por ejemplo, las subestaciones MT/BT. Sin embargo, debido a la variabilidad y no estacionariedad de los perfiles de carga en estos niveles, se agregan complejidades que podrían afectar el rendimiento del modelo. Adicionalmente, en el contexto de las RAD, estos modelos deben considerar la incorporación masiva de DER ubicados detrás del medidor y proporcionar información sobre la incertidumbre futura en sus estimaciones.

En la literatura se han propuesto numerosos modelos de pronóstico de carga, sin embargo, las técnicas más comunes, basado en series temporales, se pueden clasificar en modelos estadísticos y basados en inteligencia artificial. A pesar de ello, los modelos estadísticos no siempre funcionan de manera adecuada, debido a las características no lineales presentes en los datos de carga [2], [24]. Por ello se han desarrollado modelos de pronóstico basados en inteligencia artificial, los cuales no necesitan funciones explicitas y pueden manejar patrones complejos y altamente no lineales. Estos modelos basados en datos solo dependen de los datos históricos y pueden clasificarse en estructuras superficiales y profundas [148].

Por ejemplo, máquinas de vector soporte, sistemas expertos y redes neuronales artificiales (RNA) han sido implementadas para pronosticar el

perfil de carga [149]. Sin embargo, estos modelos con arquitecturas superficiales suelen tener dificultades para caracterizar adecuadamente los perfiles de carga no lineales, por lo que requieren bloques de extracción de características suplementarios para mejorar su rendimiento.

En este sentido, en [150] se presenta un modelo que combina la descomposición empírica en modos y la máquina de vectores soporte. Asimismo, en [151] se implementa un modelo basado en la transformada wavelet y las RNA para la predicción de la carga eléctrica. A pesar de ello, la adición de bloques para la extracción de características incrementa el costo computacional y hace que los modelos no sean soluciones generales para el pronóstico a corto plazo.

En los últimos años, las RNA, junto con los enfoques de aprendizaje profundo, han captado la atención por tener un mayor número de capas ocultas que les permite lidiar de mejor manera con los patrones altamente no lineales [19], [152]. Estos modelos de aprendizaje profundo basados en datos "*data-driven deep learning models*" tienen capacidad para el procesamiento de datos a gran escala, la extracción automática de características y una gran capacidad de generalización.

Las redes neuronales recurrentes (RNN, por sus siglas en inglés) se presentan en [153]–[155], como un tipo de red apropiada para tratar datos secuenciales y capturar sus dependencias temporales. En particular, se evaluó el rendimiento de la red de memoria a corto y largo plazo (LSTM, por sus siglas en inglés), así como su variante, la unidad recurrente cerrada (GRU, por sus siglas en inglés), que superan los problemas de desvanecimiento y explosión de gradiente que suele surgir durante el entrenamiento de las RNN simples. Sin embargo, estos modelos tienen problemas para capturar las dependencias a largo plazo, lo que dificulta la modelación precisa de patrones de carga complejos. Además, el entrenamiento de este tipo de redes es a través del algoritmo de retro propagación a través del tiempo, que a menudo dificulta el cálculo eficiente [156].

Por otro lado, las redes neuronales convolucionales (CNN, por sus siglas en inglés), que originalmente fueron desarrolladas para tareas como el reconocimiento de imágenes [157], han sido introducidas para el modelado de datos secuenciales [158]–[160]. En [160] se proponen las redes convolucionales temporales (TCN) y se demuestra su superioridad mediante una comparación sistemática con las RNN, así como con sus variantes GRU y LSTM, en una amplia variedad de tareas y conjuntos de datos. Debido al buen rendimiento de las TCN, varios trabajos comienzan a implementar esta arquitectura para el pronóstico de carga eléctrica [161], en sustitución de opciones tradicionales como las RNN-LSTM.

En esta línea, Google DeepMind en [162], combina la convolución temporal (causal) y la convolución dilatada, junto con bloques residuales y conexiones de salto en su arquitectura *WaveNet* para tratar datos secuenciales de audio. De esta manera, presentan una alternativa eficiente para modelar series temporales, ya que los campos receptivos de la red y su capacidad para aprender dependencias a largo plazo aumenta exponencialmente de acuerdo con la profundidad de la red. Esto permite que la red tenga en cuenta un historial de mayor tamaño y aumente la capacidad del modelo, con un número menor de capas. Además, en este tipo de arquitectura el proceso de entrenamiento se puede realizar en paralelo, lo que garantiza la eficiencia en el cálculo. Por esto, diversos estudios han implementado arquitecturas basadas en estos conceptos para el pronóstico de carga de corto plazo [159], [163]–[165]. Cabe destacar que el potencial de las capas convolucionales dilatadas y otros conceptos se examinan detenidamente en el Capítulo 4, sección 4.2.1.

Note que el uso de conexiones de salto permite diseñar redes neuronales significativamente más profundas, mientras que el uso de bloques residuales, en lugar de apilar múltiples capas ocultas entre la entrada y la salida, mejorará enormemente la capacidad de aprendizaje. Estudios experimentales muestran que el marco de aprendizaje residual puede mejorar significativamente el rendimiento de la predicción y superar estadísticamente a varios modelos de aprendizaje profundo convencionales presentados en la literatura [164], [165]. A pesar de ello,

la implementación de conexiones de salto y bloques residuales en la tarea de pronóstico de carga sigue siendo relativamente limitada.

Por otro lado, varios de los enfoques analizados [158], [166], [167] y el modelo *WaveNet* son modelos generativos autorregresivos. Es decir que solamente predicen un paso adelante en el tiempo, a partir de las observaciones pasadas. Luego este resultado se considera como verdadero y se retroalimenta al modelo, para producir pronósticos adicionales. Como es de esperar, la primera predicción suele ser más precisa que las siguientes, debido a la acumulación de errores de predicción. Esta consideración adquiere relevancia ya que un modelo de pronóstico de corto plazo destinado a la PDO debe estimar múltiples intervalos de tiempo futuros. En particular, para este trabajo de tesis se requiere con un día en adelanto, es decir, 24 pasos horarios adelante.

En consecuencia, se proponen soluciones no autorregresivas o estrategias de predicción directa para predecir todos los pasos temporales directamente, obteniendo así mejores resultados de precisión. Por ello, en [163] se considera una arquitectura codificador-decodificador "*encoder-decoder*" basada en TCN para conseguir un modelo no autorregresivo. La mejora del rendimiento en la predicción se demuestra utilizando series temporales, como la carga de los servidores en un centro de datos, el flujo de tráfico y el consumo de carga eléctrica. Este modelo de dos pasos, conocido como codificador-decodificador, supera notablemente a los modelos autorregresivos y ofrece la flexibilidad de procesar secuencias de longitud arbitraria en la entrada (datos históricos) y generar secuencias de salida (pronósticos) de diferente longitud. Además, esta arquitectura puede extraer automáticamente características de los datos de entrada y considerar variables exógenas que influyen significativamente en las series temporales.

Así, en [168] se construye un modelo CNN-codificador-decodificador para el pronóstico de carga, en el que únicamente se apilan capas convolucionales ocultas. A pesar de esto, un aspecto destacable del enfoque propuesto es que incorpora, como datos de entrada, no solo las

observaciones históricas de la carga sino también la temperatura y variables relacionadas con el tiempo. De esta forma, el modelo puede capturar las relaciones temporales y espaciales entre la carga y las variables exógenas que inciden en el consumo, con el fin de mejorar la precisión en las predicciones.

3.2.2. Inclusión de GD-FV detrás del medidor: Pronóstico neto de potencia

Debido a que los DER de pequeña escala, principalmente la generación fotovoltaica GD-FV ubicada detrás del medidor, está experimentando un rápido crecimiento y se está convirtiendo en uno de los principales componentes de las RAD, es necesario pasar del concepto de pronóstico de carga a pronóstico neto de potencia. Es decir, que el resultado de pronóstico sea la suma de generación fotovoltaica y demanda, en conjunto.

En la última década, y en especial en los últimos años, esta problemática ha capturado considerable atención por parte de la comunidad científica en reconocidas competencias y grupos de trabajo, bajo la denominación de *"Behind-The-Meter (BTM): DER and load forecasting"* [23], [169].

Por su parte, investigaciones como [97], [170] representan ejemplos de esfuerzos realizados para abordar el pronóstico neto de potencia. En [97] se propone un modelo de pronóstico que primero estima la penetración GD-FV y, luego, este pronóstico se integra al pronóstico de carga. Por otro lado, en [22] se propone un modelo LSTM (de salida única) para el pronóstico neto de potencia. Como datos de entrada, se utilizan las variables exógenas de tiempo y temperatura, junto con las observaciones pasadas de carga neta. Sin embargo, este modelo es autorregresivo (salida única) y solamente apila capas LSTM ocultas para capturar las relaciones altamente no lineales de los datos.

En general, estos estudios revelan que la incorporación de GD-FV detrás del medidor aumenta la incertidumbre y la complejidad del

problema de pronóstico de potencia neta, tal como se anticipaba. Por lo que, obtener resultados de pronóstico puntuales, con un valor esperado en cada paso, comienzan a no ser suficientes para aplicaciones relacionadas con la planificación y gestión de las RAD [171].

3.2.3. Modelado de la incertidumbre: Pronóstico probabilístico

A pesar del notable éxito que las técnicas de aprendizaje profundo han alcanzado en diversos ámbitos, incluido el pronóstico de series de tiempo, estas técnicas no brindan información sobre la incertidumbre de sus predicciones [172], [173]. Para abordar esta limitación, es necesario recurrir a extensiones probabilísticas de los algoritmos de aprendizaje profundo.

Según la forma de los resultados de predicción, el pronóstico probabilístico se puede clasificar en tres tipos [101]: intervalos de predicción (IDP), cuantiles y función de densidad de probabilidad (FDP).

Un IDP es el pronóstico de un intervalo dentro del cual se espera que caiga el valor futuro real con una determinada probabilidad, denominada nivel de confianza. Con respecto a esto, en [174] se empleó un modelo basado en RNA junto con la técnica delta para el pronóstico de carga y construcción de los IDP. Cabe señalar que los autores resaltan la necesidad de diseñar una nueva función de coste[10], requerida para el entrenamiento y ajuste de los parámetros de la red neuronal.

Asimismo, varios investigadores han desarrollado modelos de pronóstico cuantílico. Por ejemplo, en [175], DeepAR presenta un modelo probabilístico basado en cuantiles, utilizando redes LSTM y un marco de predicción autorregresivo, para el pronóstico de carga. A su vez, en [165] se propone un modelo probabilístico que combina bloques residuales y conexiones de salto, fundamentado en RNA y regresión cuantílica.

[10] La función de coste, también llamada función de pérdida, *loss function* o *cost function*, es la encargada de cuantificar la distancia o error entre el valor real y el valor predicho por una red neuronal.

En [163], el pronóstico probabilístico se resuelve mediante un modelo basado en TCN. En este modelo se emplea la función de coste cuantílica o la función de verosimulitud negativa (“*negative log-likelihood”)* para guiar el proceso de entrenamiento. Con esta consideración, la salida del modelo puede expresarse mediante cuantiles o a través de una FDP asumida (también conocido como enfoque paramétrico).

Si bien un modelo de pronóstico práctico y eficaz no sólo debe proporcionar resultados puntuales precisos, sino también describir la incertidumbre de la carga futura. El pronóstico probabilístico en forma de FDP puede proporcionar información más detallada sobre la variabilidad de la carga, al representar el intervalo de variación como una distribución probabilidad en torno a un valor de previsión puntual.

Además, el pronóstico FDP es la forma más completa de proporcionar información estadística sobre periodos de tiempo futuros. Sin embargo, dado que la carga neta real es cambiante, asumir funciones de densidad de probabilidad para diversas condiciones de carga puede resultar inadecuado y no describir correctamente la distribución real. En consecuencia, la confiabilidad de los resultados de pronóstico podría verse comprometida.

Con el fin de abordar las limitaciones inherentes a la suposición de distribuciones, la estimación no paramétrica de la FDP ha ganado notable relevancia en estudios recientes. En la referencia [176], se propone un modelo que combina la regresión cuantílica con RNA y la estimación de densidad de kernel (KDE, por sus siglas en inglés) para construir un modelo de pronóstico de densidad de probabilidad de generación eólica.

KDE es un método de estimación no paramétrico presentado en [177] que tiene como objetivo estimar la FDP desconocida a partir de los propios datos (el método KDE será tratado con extensión en el Capítulo 4, sección 4.2.3).

A pesar de que la regresión cuantílica es uno de los métodos más utilizados para el pronóstico probabilístico, en determinadas ocasiones

presenta un inconveniente significativo: las curvas cuantílicas generadas pueden solaparse, resultando en una distribución inválida para la respuesta. Este fenómeno indeseado de cruce compromete tanto la precisión de las estimaciones como la interpretabilidad de los modelos resultantes [178]. En este sentido, en [179], y con mayor detalle en [178] se proponen diferentes enfoques ponderados para dar solución a este inconveniente.

Sin embargo, la mayoría de las investigaciones previas, emplean extensiones probabilísticas de los algoritmos de aprendizaje profundo y requieren ajustar la función de coste del proceso de entrenamiento y adicionar parámetros en el modelo, para estimar la incertidumbre [163], [165], [173]. Lo que complejiza aún más la tarea de pronóstico y reduce la escalabilidad de la herramienta, considerando la gran cantidad de datos y parámetros con los que puede tener que lidiar un modelo profundo [172].

Por el contrario, en [180] se propone una técnica denominada Monte Carlo Dropout (MC Dropout), para cuantificar la incertidumbre de la predicción. Los autores mencionan que ocupar capas *dropout*, normalmente implementadas como una técnica de regulación para prevenir el sobreajuste en el entrenamiento, se podría interpretar como inferencia bayesiana aproximada. Debido a su potencial, este enfoque ha sido recientemente implementado en estudios que abordan el pronóstico de carga, tal como se evidencia en las referencias [164], [173].

En este contexto, en [173] se analizan varios algoritmos de pronóstico probabilístico recientemente propuestos, enfocando al pronóstico de carga de corto plazo. Este estudio destaca la superioridad de la técnica MC Dropout, junto con la ventaja en velocidad y tiempo de convergencia, en comparación con otros métodos como la regresión cuantílica, procesos Gaussianos profundos y conjuntos profundos *"Deep Ensembles"*.

Sin embargo, ninguna de las propuestas considera una red neuronal profunda adecuada para manejar datos secuenciales, es decir, RNN o

CNN, junto con bloques residuales y conexiones de salto, para mejorar las capacidades de aprendizaje.

Además, estos estudios se centran en el pronóstico de carga, y se ha ignorado la inclusión de GD-FV detrás del medidor. Por último, emplear únicamente MC Dropout no es suficiente para describir satisfactoriamente la regularidad y probabilidad de la carga o carga neta futura. Para abordar este desafío, se combina la técnica de MC Dropout y la teoría KDE, con el objetivo de desarrollar un modelo robusto de pronóstico de densidad de probabilidad no paramétrico.

3.3. Resumen del capítulo

Se han examinado y analizado exhaustivamente diversas metodologías que la literatura ofrece para la planificación de la operación (PDO) de corto plazo en redes activas de distribución. De igual forma, se han investigado modelos de pronóstico de corto plazo, tanto determinísticos como probabilísticos, enfocados en analizar perfiles de carga con un mayor grado de granularidad espacial, es decir, pocos usuarios agregados en puntos de la red de distribución de MT. Como resultado de este análisis, emergen las siguientes reflexiones/consideraciones.

Es evidente que la PDO en los sistemas de distribución ha ido evolucionando durante los últimos años. Desde controles clásicos como el CVV, hasta sistemas de gestión integrales que consideran la flexibilidad de los DER, con el objetivo de alcanzar una gama amplia de objetivos tanto técnicos como económicos y medioambientales. Sin embargo, en la mayoría de los artículos de la literatura anteriores se trata a la respuesta de la demanda (RD) y CVV como problemas independientes. Las formulaciones, que consideran el impacto colectivo de la flexibilidad de la carga y los dispositivos CVV, tratan al problema de forma determinista. Además, varios estudios formulan al problema de optimización multiperíodo como un problema de una sola etapa, lo que provoca desafíos significativamente mayores en comparación con la versión estática (un solo período). Por otro lado, para modelar la incertidumbre de demanda y

generación se siguen asumiendo funciones de probabilidad paramétricas, que no describen correctamente la verdadera distribución de las inyecciones de potencia.

De este análisis también se ha constatado que, en la PDO de corto plazo, los requerimientos de calidad, seguridad y eficiencia energética son esenciales. Indicadores de desempeño como desviaciones de tensión, congestiones y pérdidas de energía se toman en cuenta para optimizar la operación del sistema de distribución. Asimismo, con el fin de evitar el uso excesivo de los recursos controlables y alcanzar soluciones rentables, las estrategias que comúnmente se adoptan son: establecer un límite diario de operaciones o asociar un costo a cada acción de conmutación o uso del recurso. Es importante destacar que la alternativa basada en costos suele ser más efectiva, considerando que los límites de operación a menudo se determinan según la experiencia del planificador. Desde esta perspectiva, el plantear el problema de PDO centrado en minimizar los costos de operación a través de una suma ponderada de objetivos, que combine indicadores de desempeño del sistema y acciones de control, surge como una alternativa efectiva para alcanzar la mejor relación técnico-económica.

Dado que todavía hay una falta de literatura sobre la temática desde varias perspectivas, este trabajo de tesis tiene como objetivo introducir una nueva metodología integral estocástica de PDO que contemple de manera conjunta tanto la RD como los dispositivos CVV, para la minimización del costo total de operación del día siguiente. Además, desarrollar soluciones de pronóstico en forma de función de probabilidad no paramétrica basado en datos y estrategias de optimización eficientes para el problema de PDO multiperíodo.

CAPÍTULO 4:

METODOLOGÍA DEL TRABAJO DE INVESTIGACIÓN

El análisis bibliográfico desarrollado en el Capítulo 3 ha demostrado que hasta ahora no existe una metodología integral para la planificación de la operación en redes activas de distribución que cumpla con:

- Abordar el problema de PDO a corto plazo (planificación con un día en adelanto) con el objetivo de minimizar de los costos de operación de una empresa distribuidora, mediante la programación horaria de los dispositivos CVV y la flexibilidad de la respuesta de la demanda basado en un esquema de precios.
- Proporcionar una estrategia de solución de dos etapas, robusta y computacionalmente eficiente, para abordar el desafío dimensional de la PDO de múltiples periodos.
- Implementar un modelo de pronóstico probabilístico no paramétrico, que considere la incorporación masiva de generación fotovoltaica GD-FV detrás del medidor, usando técnicas de aprendizaje profundo de última generación.
- Integrar un método de optimización estocástico basado en escenarios, que considere el impacto de las incertidumbres de los parámetros de entrada (demanda y GD-FV) en la toma de decisiones de planificación.

Por lo que, este capítulo se centrará en presentar la metodología propuesta para abordar la problemática descrita, así como la formulación matemática desarrollada para su resolución.

4.1. Descripción general

4.1.1. Preliminares

Para la elaboración de la metodología de PDO a desarrollar, es necesario definir ciertas asunciones y delimitaciones del problema.

La planificación de largo o mediano plazo del sistema (es decir, el diseño de la red, los componentes y sus especificaciones, capacidad, ubicación, entre otros) no es el enfoque de este trabajo. Por el contrario, el objetivo de este trabajo es la gestión óptima de la operación, es decir, la programación de dispositivos CVV y RD para minimizar la función de costo operativo con un día en adelanto.

La metodología propuesta se basa en una operación estática del sistema en condiciones normales de operación. Además, la red de distribución analizada es a nivel de media tensión (MT), mayormente de zonas urbanas, en una configuración radial con la posibilidad de puntos de malla abiertos.

Se considera que la red de estudio ya tiene cierto grado de inteligencia acorde al criterio de red activa de distribución, es decir, está equipada con TICs, elementos de maniobra controlados a distancia y medición a nivel de MT (SCADA) y BT (medición inteligente) no redundante, pero suficiente para brindar plena observabilidad topológica y numérica del sistema.

La instalación de medición inteligente permitirá al sistema tener una comunicación de dos vías con los usuarios. Esto habilita a los llamados “prosumidores” (clientes con capacidad simultánea de generación y consumo de electricidad) a beneficiarse económicamente de su generación y por participar en programas de RD.

Se supone que las fases son balanceadas, o al menos que el desbalance no es crítico y que la topología, los parámetros de red y los planes de

mantenimiento programados son perfectamente conocidos por el planificador.

La generación distribuida considerada es de pequeña escala de tipo fotovoltaica, es decir GD-FV para autoconsumo con posible entrega de excedentes a la red. Su instalación se basa bajo el esquema de incentivos de balance mensual neto de energía denominado también como "Net Metering". Por lo que no se considera como una variable de control dentro del proceso de optimización, ya que los usuarios se esfuerzan por explotar completamente este recurso energético. Sin embargo, estas inyecciones de generación solar son tomadas en cuenta en los pronósticos de potencia nodal.

Por otro lado, dada su presencia habitual en las redes de distribución, se toman como variables de control los dispositivos CVV (generalmente de propiedad de la Distribuidora), a los bancos de capacitores (BDC) y los cambiadores de taps bajo carga (OLTC) de los transformadores de la subestación AT/MT.

Mientras que, el programa de respuesta de la demanda (RD), considerado como otra variable de control, trata de aprovechar la racionalidad de los usuarios a modificaciones en el precio de la energía. De manera que, se propone un mecanismo basado en señales de precio (precio dinámico), en donde cada usuario tomará sus propias decisiones de programación de consumo que maximicen su beneficio, al mismo tiempo que ayudará a resolver los posibles problemas operativos a presentarse en la red.

De acuerdo con el horizonte de planificación establecido, los parámetros con incertidumbre son la demanda y generación fotovoltaica de pequeña escala, visto desde las subestaciones transformadoras de MT/BT. Es importante destacar que cada SET MT/BT puede tener solamente carga o carga y GD-FV, en conjunto (es decir, potencia neta).

Finalmente, se considera que la ejecución de la PDO del día siguiente se realiza una vez al día, generalmente antes del cierre del precio de la energía para el día siguiente y después de la ejecución del despacho económico. De este modo, se obtienen los precios de energía diarios iniciales (PREF) necesarios para la PDO.

4.1.2. División temporal

Según lo definido en la sección 2.1.2, el horizonte de análisis para la planificación de la operación suele extenderse desde minutos hasta un año, siendo el alcance de este trabajo de un día (PDO de corto plazo). A su vez, este horizonte de estudio es dividido en periodos o intervalos de tiempo discretos de una hora. Cabe destacar que, según las necesidades del planificador, la metodología puede adaptarse fácilmente a horizontes de análisis más extensos o periodos más cortos.

4.1.3. Esquema metodológico

La metodología integral propuesta en esta tesis doctoral tiene como objetivo minimizar el costo total de operación, considerando las incertidumbres de los parámetros de entrada. En la *Figura 4-1*, se muestra un esquema general de la metodología, la cual se desglosa en tres etapas principales. A continuación, se presenta una breve descripción de estas etapas, y en las secciones siguientes se detallan con mayor profundidad.

En la Etapa I, a partir de un modelo desarrollado de pronóstico probabilístico (sección 4.2), se estiman de forma no paramétrica las funciones de distribución de probabilidad (FPD) de las potencias de inyección nodal de las subestaciones transformadoras de MT/BT para cada período de tiempo.

En la Etapa II, a través de la simulación de Monte Carlo y con base en las funciones de probabilidad de los parámetros de planificación con incertidumbre, se generan diversos escenarios de operación horaria para el día siguiente.

En la Etapa III, se utiliza una estrategia de solución de dos etapas, que combina algoritmos genéticos y programación dinámica, cuyos fundamentos se detallarán en la siguiente sección. Esta estrategia tiene como objetivo determinar la programación de los dispositivos CVV: estados de conexión de los bancos de capacitores y posiciones de tap de los OLTC, así como los precios de la energía (por RD) que minimicen la función de costo total de operación para cada escenario.

Finalmente, tras generar un número suficiente de escenarios y realizar el proceso de optimización para cada uno de ellos, se encuentra la programación estocástica de los recursos para el día siguiente, mediante agregación de escenarios.

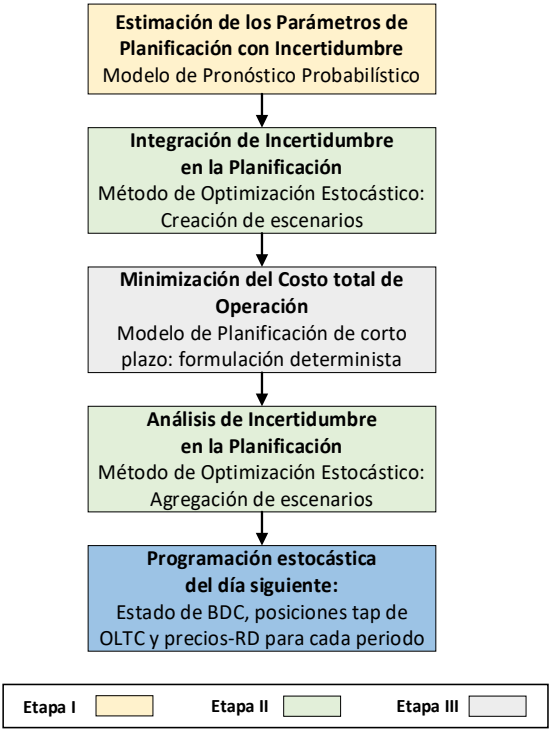


Figura 4-1. Esquema general de la metodología de solución propuesta.

4.2. Modelado de parámetros con incertidumbres: Pronóstico probabilístico

Considerando el problema general de pronóstico de series de tiempo, el objetivo es modelar la distribución condicional de la serie de tiempo futura, basado en los datos históricos. Acorde a lo descrito en la sección 3.2.1, los modelos generativos clásicos (autorregresivos) se han usado comúnmente para modelar estas secuencias temporales. Esto lo realizan factorizando la probabilidad conjunta de las observaciones futuras, como el producto de probabilidades condicionales de todos los pasos previos de la serie.

$$p(X) = \prod_{n=1}^{N} p(x_{t+n}|x_1, \dots, x_{t+n-1}) \tag{4.1}$$

De esta manera, cada observación futura x_{t+n} está condicionada por todas las observaciones pasadas. Asimismo, considerando que, para el problema de pronóstico de carga, las variables exógenas tienen un gran impacto en la precisión de los resultados. Es crucial tener en cuenta estos datos en el vector de entrada. Por lo que la ecuación (4.1) cambia de la siguiente manera:

$$p(X|H) = \prod_{n=1}^{N} p(x_{t+n}|x_1, \dots, x_{t+n-1}, h_1^i, \dots, h_{t+n-1}^i) \tag{4.2}$$

Donde $i = 1, \dots, \theta$, es el número de variables exógenas consideradas en el problema. A pesar de ello, es posible que estos modelos generativos clásicos pueden enfrentar algunos inconvenientes cuando se aplican a problemas complejos del mundo real, como el pronóstico de carga. Más allá de los potenciales desafíos de eficiencia durante las etapas de entrenamiento e inferencia, la acumulación de errores se destaca como uno de los principales inconvenientes tal como se discutió en el Capítulo 3.

Este aspecto toma relevancia al considerar que, aplicaciones como la planificación de la operación, requieren pronósticos con múltiples pasos de tiempo hacia adelante. Por lo que, para cumplir con este requerimiento, cada resultado generado por el modelo se debe considerar como verdadero y retroalimentarse a fin de obtener pronósticos adicionales. Como es de esperar, la precisión de los resultados disminuye a medida que se incrementan los pasos de tiempo.

En consecuencia, adoptar soluciones no autorregresivas o estrategias de predicción directa para predecir todos los pasos temporales directamente, resulta adecuado en aplicaciones como la PDO. Así, el modelo propuesto en este trabajo pronostica directamente la distribución conjunta de todas las observaciones futuras, a partir de los datos de entrada históricos.

Además, considerando el efecto que las variables exógenas futuras pueden aportar en la precisión de la predicción, resulta fundamental incorporar esta información. Cabe mencionar que este criterio es similar a lo que se realiza en modelos de regresión dinámica, por ejemplo, el modelo autorregresivo integrado de medias móviles estacional con variables exógenas (SARIMAX, por sus siglas en inglés) [96]. De acuerdo con la formulación planteada, finalmente la distribución conjunta de las estimaciones, para el modelo propuesto, se define como (4.3):

$$p(X|H) = \prod_{n=1}^{N} p(x_{t+n}|x_1, \dots, x_t, h_1^i, \dots, h_{t+n}^i) \tag{4.3}$$

A partir de esto, el desafío radica en diseñar un modelo basado en redes neuronales y aprendizaje profundo, capaz de pronosticar directamente todos los pasos de tiempo considerando tanto las observaciones históricas como variables exógenas futuras. En este sentido, las arquitecturas de codificador – decodificador *"encoder-decoder"*, implementada por primera vez para tareas como la traducción automática neuronal, se han extendido a otras tareas como el pronóstico de carga [163], [168].

La idea central de este tipo de arquitectura es emplear dos redes. La primera red neuronal (comúnmente profunda), el codificador lee las *t* estampas de tiempo de la secuencia de entrada y construye un estado o representación latente de dimensión fija, luego de considerar el proceso estocástico de las observaciones históricas. Seguido de esto, una segunda red o decodificador estima las siguientes *N* estampas de tiempo, a partir de esta representación latente. Note que, en este trabajo, para extender el concepto de regresión dinámica a un modelo de aprendizaje profundo, se ha integrado una red residual de doble entrada en el decodificador. De esta manera, el modelo es capaz de considerar información proveniente tanto de observaciones pasadas como de variables exógenas futuras.

En la *Figura* 4-2 se ilustra la arquitectura completa del modelo de pronóstico de carga probabilístico. El modelo propuesto se compone de dos etapas. En primer lugar, el modelo basado en nueva combinación efectiva de técnicas de aprendizaje profundo, como son las redes convolucionales dilatadas, bloques residuales y conexiones de salto, junto con una arquitectura codificador-decodificador, se diseña para realizar pronósticos deterministas/puntuales precisos.

Mientras que, en la segunda etapa, utilizando el modelo previamente entrenado para la predicción puntual, junto con Monte Carlo Dropout (MC Dropout) y la estimación de densidad de kernel (KDE, por sus siglas en inglés), se estiman las FDP para cada período de las próximas 24 horas. En las siguientes subsecciones, se proporcionan detalles adicionales sobre cada componente del modelo propuesto.

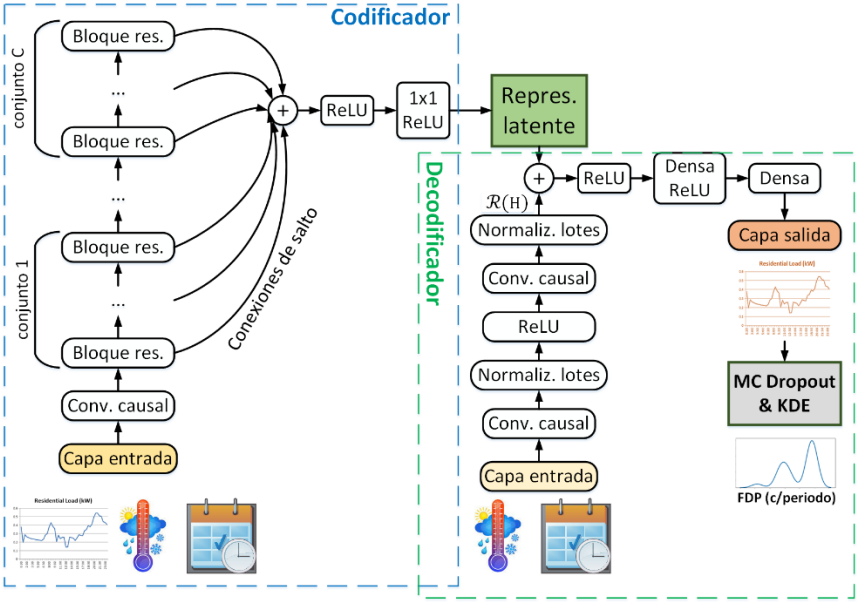


Figura 4-2. Modelo de pronóstico de carga probabilístico propuesto.

4.2.1. Arquitectura red neuronal - Codificador

a) Convolución causal dilatada: son redes convolucionales diseñadas para procesar datos secuenciales. En estas redes, el operador de convolución estándar es reemplazado por la convolución causal [160]. De esta manera, se garantiza que el modelo mantenga el orden temporal de los datos y asegura a que el valor estimado en el tiempo t solo pueda depender de los datos de entrada que no son posteriores a t. Sin embargo, una limitación que presentan estas capas causales es que requieren de múltiples capas o filtros de gran tamaño para aumentar su campo receptivo.

Por lo que, se incorpora el concepto de capas convoluciones causales dilatadas. Esto permite aumentar el campo receptivo de la red y su capacidad para aprender las dependencias a corto y

largo plazo de las series de tiempo de manera efectiva [162]. Por ejemplo, dada una entrada unidimensional x, con un filtro o *kernel* w, el mapa de características f (salida o mapeo) de la convolución dilatada en la posición t, usando un factor de dilatación d se describe como (4.4):

$$f(t) = (x *_d w)(t) = \sum_{j=0}^{k-1} x(t - dj)w(j) \tag{4.4}$$

Como se puede apreciar, esta característica representa una ventaja significativa con respecto a las convoluciones causales, ya que estas últimas, su campo receptivo crece linealmente de acuerdo con la profundidad de la red, mientras que con las convoluciones dilatadas el crecimiento es exponencial. Esto permite que la red tenga en cuenta un historial de mayor tamaño (longitud de secuencia de entrada) y aumente su capacidad de modelado, con un número menor de capas.

En la *Figura 4-3*, se muestra un ejemplo de red con capas convolucionales dilatadas. En este caso se ha considerado un tamaño de filtro $k = 2$ y tasa de dilatación $d = 1, 2, 4$. De esta manera se logra tener un campo receptivo de tamaño 8, apilando solamente tres capas. Mientras que, si se apilase el mismo número de capas causales "comunes", el tamaño del campo seria solamente 4 tal como se indica en la *Figura 4-4*. Si bien el ejemplo que se muestra es considerablemente pequeño y para el caso de entrada unidimensional, estas redes se pueden extender fácilmente a entradas multidimensionales y de gran tamaño.

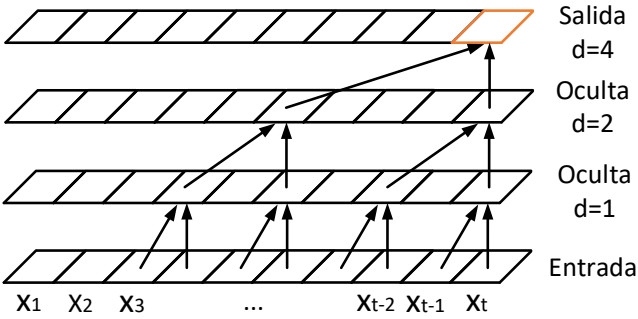


Figura 4-3. Convolución causal dilatada. Tasa de dilatación=1, 2, 4.

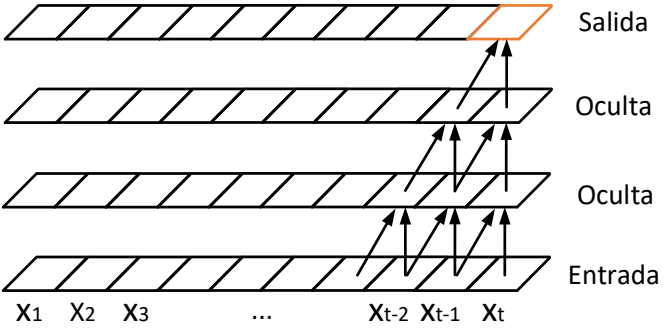


Figura 4-4. Convolución causal sin dilatación.

b) Bloque residual (Bloque res.): A pesar de la implementación de la convolución dilatada, la red aún necesita una gran cantidad de capas para aprender la dinámica compleja de las entradas. Además, considerando que una red muy profunda puede presentar dificultades en su entrenamiento y provocar una disminución en la precisión de la predicción. Por esta razón, en [157] se propone por primera vez un marco de aprendizaje residual profundo, para hacer frente a este problema.

Suponiendo que $\mathcal{H}(x)$ es el mapeo de un grupo de capas ocultas apiladas, un bloque residual, ajusta en su lugar, el mapeo residual

$\mathcal{F}(x) = \mathcal{H}(x) - x$, entre la entrada y la salida. En consecuencia, la salida de un bloque residual se convierte en (4.5):

$$\mathcal{H}(x) = \mathcal{F}(x) + x \tag{4.5}$$

Según los autores, esta modificación permite que la red solo necesite aprender el mapeo residual de cada bloque, en lugar de aprender el mapeo original $\mathcal{H}(x)$. Lo que facilita en gran medida el proceso de entrenamiento de la red. Esto debido a que en el momento de la propagación hacia atrás (entrenamiento de la red), los gradientes se pueden propagar directamente a la entrada, en lugar de atravesar muchas capas antes de llegar a la entrada. De esta manera se pueden apilar varios bloques residuales para construir fácilmente una red residual profunda y obtener mejores resultados.

Este trabajo, inspirado en [162] propone un bloque residual modificado que combina la convolución dilatada y unidades de activación cerrada. Además, con el fin de prevenir el sobreajuste en la red, se incorpora la técnica de regularización *dropout* o abandono [181]. Es importante destacar que esta técnica de regularización, propuesta en [182] y luego presentada con mayor detalle en [181], ha demostrado ser altamente efectiva, convirtiéndose en una de las técnicas de regularización más populares para redes neuronales profundas.

Por otro lado, en el bloque propuesto se emplean unidades de activación cerrada, denominadas como *"gated activation units"*, en lugar de funciones de activación convencionales como la función de activación lineal rectificada (ReLU, por sus siglas en inglés). Esta elección se fundamenta en la capacidad superior de estas unidades para manejar las complejas interacciones presentes en los datos, gracias a sus no linealidades [183]. La estructura del bloque residual modificado se ilustra en la *Figura 4-5*.

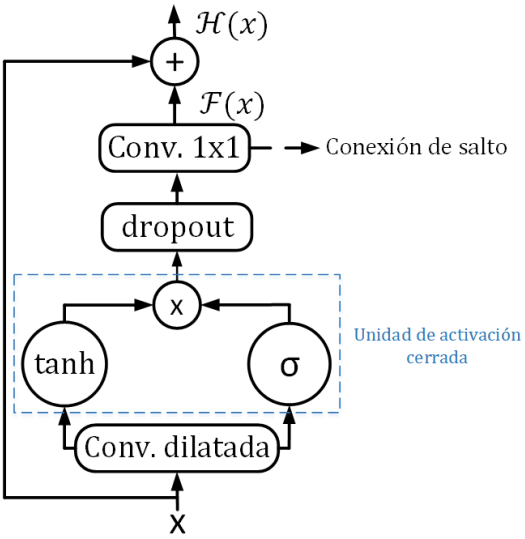


Figura 4-5. Bloque residual propuesto. Codificador.

Así, de acuerdo con lo descrito anteriormente, se construye la estructura de la red para el codificador *"encoder"*, tal como se mostró en la *Figura 4-2*. Específicamente, se apilan B bloques residuales, donde en cada uno la convolución dilatada tiene una tasa de dilatación d diferente (es decir $1, 2, \ldots, 2^d$). Luego de esto, se apila otro conjunto de B bloques residuales, con las mismas tasas de dilatación del conjunto anterior, y así sucesivamente hasta un número C de conjuntos.

Por un lado, tener distintas tasas de dilatación permite extraer características de las series de tiempo en múltiples niveles de abstracción. Mientras que, apilar varios conjuntos aumenta notablemente el campo receptivo de la red, mejorando su capacidad para aprender dependencias tanto a corto como a largo plazo de los datos. Además de apilar bloques residuales, se introducen conexiones de salto que fusionan las características extraídas de las series de tiempo en cada bloque residual. Esto no solo mejora el rendimiento, sino que también acelera la

convergencia y garantiza que las características de las series se mantengan a lo largo de las capas [184].

Luego de apilar C conjuntos de bloques residuales, la red es seguida por una activación ReLU y una convolución $1x1$. Finalmente, la capa de salida convolucional genera un vector que es considerado como la representación latente de las observaciones históricas. Esta salida latente, junto con las variables exógenas futuras, se concatena para generar directamente los pronósticos de carga para el día siguiente, es decir, 24 pasos de tiempo hacia adelante.

4.2.2. Arquitectura red neuronal - Decodificador

Con la representación latente construida en el codificador, la tarea del decodificador es incorporar esta representación $g(t)$ junto con las variables exógenas futuras H_{t+n}^{i} para estimar las siguientes N estampas de tiempo. Para ello, se emplea una red residual de doble entrada [157], [163]. Así, la primera entrada corresponde al mapeo residual aplicado a las variables exógenas futuras. Mientras que, la segunda entrada recibe la salida latente $g(t)$ del codificador. Esto se representa en (4.6):

$$z_{t+n} = \mathcal{R}(H_{t+n}) + g(t) \tag{4.6}$$

La función residual $R(\cdot)$ representa la función de transferencia, similar a los modelos de regresión dinámica. Su objetivo es explicar los residuos entre las observaciones reales (mediciones) y las predicciones generadas únicamente por el codificador. De esta manera se considera el efecto que tiene las variables exógenas, por ejemplo, meteorológicas y temporales, en el pronóstico de carga.

De modo similar, en la *Figura 4-2* se muestra la estructura del decodificador. La parte inferior (mapeo residual) inicia con una capa de convolución causal, seguido de una capa de normalización por lotes y función de activación ReLU. Luego, se apila otra capa convolucional y normalización por lotes. Finalmente, este mapeo residual junto con la representación $g(t)$ pasan a través de capas densas para producir

directamente la salida final, que representa las estimaciones de las potencias de inyección de las próximas 24 horas. La arquitectura completa de la red neuronal diseñada para el pronóstico de carga se presentó en la *Figura 4-2*.

4.2.3. Marco de pronóstico probabilístico

La predicción de carga probabilística se puede implementar capturando la incertidumbre dentro del modelo [172]. Esta incertidumbre, denominada también como incertidumbre epistémica, se la puede capturar a través de la modelación bayesiana. Esto significa que en lugar de generar un solo conjunto de parámetros del modelo (pesos y sesgos de la red), se los represente mediante distribuciones de probabilidad. De esta manera las salidas de la red (pronósticos) también serán distribuciones de probabilidad. El proceso de aprendizaje de este tipo de redes consiste en actualizar estas distribuciones usando la regla de bayes [185], [186].

Así, dado $D = \{X,Y\}$, conjunto de observaciones usados para el entrenamiento, la inferencia bayesiana encuentra la distribución posterior sobre los parámetros W del modelo a través de (4.7). A partir de esto, con un nuevo punto de dato x^*, el objetivo es determinar la distribución de predicción posterior mediante (4.8).

$$P(W|D) = \frac{P(D)P(W)}{P(D)} \tag{4.7}$$

$$P(y^*|x^*, D) = \int P(y^*|x^*, W)P(W|D)dw \tag{4.8}$$

Sin embargo, a pesar de ser teóricamente sólido, sigue siendo un desafío computacional aplicarlo en la práctica, especialmente considerando que las redes neuronales son cada vez más profundas y con capas mucho más complejas. Por ello, técnicas de inferencia aproximada se aplican para dar solución a este inconveniente [164], [172], [186].

En este contexto, en [180] se ha introducido un método simple y computacionalmente eficiente para capturar la incertidumbre del modelo. Específicamente, Monte Carlo Dropout (MC Droopout) se refiere al uso del abandono (*dropout*) estocástico en cada capa, durante la etapa de inferencia. Es decir que una fracción p de unidades se desactivan de manera aleatoria mientras se predice con la red previamente entrenada. Como resultado, cada salida del modelo puede verse como una muestra aleatoria obtenida de la distribución posterior de predicción aproximada definida en (4.8).

Al realizar este procedimiento un número determinado de veces, se obtienen M resultados diferentes para cada período $\{\hat{y}^*_{(1)}, \dots, \hat{y}^*_{(M)}\}$. A partir de ello, es posible calcular la media predictiva a través de (4.9) y construir la función de distribución de probabilidad (FDP), para cada intervalo de tiempo, usando KDE.

$$\overline{\hat{y}^*} = \frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M} \hat{y}^*_{(m)} \tag{4.9}$$

KDE es un método de estimación de densidad de probabilidad no paramétrico, basado en datos. Este método se usa comúnmente cuando la FDP de una variable aleatoria no se puede describir con precisión mediante una distribución estándar conocida. Considerando que $\hat{y}^* = \{\hat{y}^*_{(1)}, \dots, \hat{y}^*_{(M)}\}$ son los resultados de pronóstico para cada período, la función de probabilidad $\hat{f}(\hat{y}^*)$ basado en el método KDE se puede definir como (4.10):

$$\hat{f}(\hat{y}^*) = \frac{1}{Mh}\sum_{m=1}^{M} K\left(\frac{\hat{y}^* - \hat{y}^*_{(m)}}{h}\right) \tag{4.10}$$

donde M indica el número de muestras para cada hora del día siguiente, h representa el parámetro de suavizado y $K(\cdot)$ es la función de kernel. Estos parámetros describen la distribución de kernel y por lo tanto deben

ser ajustados. Sin embargo, la función kernel gaussiana es ampliamente utilizada en la literatura [187] y su expresión se presenta en (4.11). Debido a esto, en este trabajo se utiliza esta función gaussiana.

$$K(\eta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\eta^2} \tag{4.11}$$

En definitiva, este método MC Dropout resulta atractivo para distintas aplicaciones ya que es fácil de implementar, genérico y directamente aplicable a cualquier red neuronal existente. Además, cabe aclarar que los valores elegidos de p y M serán los que mejor rendimiento logren durante el entrenamiento y prueba, de acuerdo con el caso analizado**.** A pesar de esto, en la práctica, la estimación de incertidumbre suele ser robusta dentro de un rango acotado de p (normalmente entre 0.1 y 0.3) [180], [186]. Por otro lado, cabe señalar que los mismos autores que propusieron MC Dropout han realizado un trabajo para establecer la probabilidad de abandono p de forma adaptativa tratándola como parte del modelo. Sin embargo, este enfoque requiere modificar la fase de entrenamiento de la red [188].

Finalmente, luego de estimar las FDP de las potencias de inyección nodal para cada período (hora), las funciones de distribución acumuladas y sus inversas son generadas. Esto permitirá la creación de escenarios, que se requiere para el desarrollo del método estocástico propuesto en este trabajo, con el fin de incorporar incertidumbre en la PDO. Esto será abordado con mayor detalle en la sección 4.4.

4.2.4. Métricas de evaluación

El desempeño de la arquitectura implementada se evaluará y cuantificará a través de métricas de error ampliamente consideras en la tarea de pronóstico de carga. Específicamente, para el pronóstico puntual (determinístico) se adoptará la raíz del error cuadrático medio y una variante del error porcentual absoluto medio (RMSE y MAPE, por sus siglas en inglés, respectivamente).

Estas métricas se consideran ya que RMSE es sensible a los errores y por lo tanto adecuado para evaluar la precisión de las predicciones [189]. Por otro lado, MAPE al calcular el error porcentual absoluto medio, entre el valor predicho y el valor verdadero, evita problemas de compensación de errores e independencia de escala [190]. Sin embargo, MAPE presenta inconvenientes cuando los valores verdaderos son igual o cercanos a cero. Este inconveniente no se presenta para pronóstico de carga, sin embargo, para el pronóstico neto de potencia en ocasiones los valores verdaderos oscilan alrededor del cero. Esto ocasionaría que el valor de MAPE tienda al infinito y su desempeño no sea el deseado.

Por ello, para tratar este inconveniente se emplea un nuevo índice introducido por [191], denominado porcentaje absoluto de arco tangente (MAAPE, por sus siglas en inglés), en lugar de MAPE. Según [191], este índice conserva las ventajas de MAPE, presenta resultados muy similares para un cierto rango de valores debido a la similitud del cálculo (errores entre 0 y 0.5) y es robusto frente a valores atípicos. Las expresiones matemáticas de las métricas son las siguientes:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}(a_t - y_t)^2} \tag{4.12}$$

$$MAAPE = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N} arctan\left(\left|\frac{a_t - y_t}{a_t}\right|\right) \tag{4.13}$$

donde N es el número de total de predicciones, a_t y y_t son los valores verdaderos y pronosticados, respectivamente en el tiempo t. Cabe recalcar que las métricas usadas para evaluar los pronósticos puntuales no son adecuadas para el pronóstico probabilístico de carga.

Por esta razón, para evaluar la calidad de la incertidumbre predictiva, se ajustará la cobertura empírica de los intervalos de predicción y se utilizará la puntuación de Winkler (WS, por sus siglas en inglés) para cuantificar el rendimiento del pronóstico probabilístico a través de MC

Dropout. Esta puntuación permite una evaluación conjunta de la cobertura incondicional y ancho del intervalo de predicción (es decir, la confiabilidad y nitidez, respectivamente). Por ello, para un cierto intervalo de predicción $(1-\alpha)*100\%$, se define como [171], [192]:

$$Winkler = \begin{cases} \delta, & L_t \leq y_t \leq U_t \\ \delta + 2(L_t - y_t)/\alpha, & y_t < L_t \\ \delta + 2(y_t - U_t)/\alpha, & y_t > U_t \end{cases} \quad (4.14)$$

donde U_t y L_t son los límites superior e inferior del intervalo en el tiempo t, δ_t=$U_t - L_t$ es el ancho del intervalo, y el valor verdadero se representa con y_t. Una puntuación menor significa un mejor intervalo de predicción. Estas métricas presentadas se usarán para analizar los pronósticos de carga/neto según corresponda.

4.3. Diseño del modelo de planificación de la operación de corto plazo

4.3.1. Caracterización de la operación de corto plazo

Como se discutió en el capítulo anterior y considerando que el objetivo de la planificación de la operación, en este trabajo, es determinar acciones de control sobre los recursos gestionables del sistema para minimizar el costo total de operación, resulta fundamental incluir en los objetivos requerimientos de calidad, seguridad y eficiencia energética.

Para ello, el desempeño de funcionamiento eléctrico y de eficiencia energética a alcanzar por la PDO, se basa en las estimaciones de los posibles estados futuros del sistema, y está asociado específicamente con los siguientes indicadores:

- Niveles de tensión, para poder determinar qué nodos del sistema superar los límites máximos o mínimos permitidos.

- Flujos de potencia, para poder determinar qué ramas del sistema superan el límite máximo de capacidad establecido.
- Pérdidas de energía del sistema.

Sin embargo, la gestión del sistema necesaria para cumplir con los estándares previamente mencionados de calidad, seguridad y eficiencia energética conlleva costos asociados con el uso o acción de conmutación de los recursos controlables. En consecuencia, durante el proceso de toma de decisiones, el ingeniero de planificación deberá optar por la alternativa de programación que sea óptima no solo en términos técnicos, sino también económicos, acorde con los intereses de la Distribuidora.

En este sentido, los requerimientos de calidad y seguridad en el suministro, así como la eficiencia energética, pueden ser evaluados mediante señales económicas que orienten las estrategias de gestión dentro de la PDO. Estas posibles penalizaciones/compensaciones suelen estar relacionadas con el costo de la energía o energía entregada con mala calidad, acorde con los esquemas regulatorios establecidos por las entidades encargadas del control del servicio eléctrico.

En definitiva, se busca la alternativa que minimice los costos totales de operación, resultado de la suma de costos debido a las operaciones de conmutación de los dispositivos CVV y uso de RD, junto con la valorización económica de las pérdidas, violaciones de tensión y congestiones (sobrecarga) por las ramas del sistema.

Para ello, el desempeño del sistema y su valorización, así como los costos asociados con el uso de los recursos controlables, deberán determinarse para cada intervalo de tiempo (una hora) durante el período completo de análisis (un día). Con este fin, es fundamental que el planificador disponga de información apropiada tanto del sistema como de sus parámetros de entrada. Esta información, junto con herramientas-software de análisis de funcionamiento, permitirán hallar los futuros estados del sistema y la determinación de los indicadores anteriormente mencionados.

4.3.2. Formulación específica del modelo

En esta sección se presenta la formulación determinista del problema de PDO a corto plazo. Para ello, los estados de BDC, los ajustes tap de OLTCs y los precios de la energía (por RD) se consideran como variables de control en cada hora. El desarrollo matemático de cada componente que integra la función de costos de operación se describe a continuación.

Función Objetivo

El problema de optimización se realiza minimizando la función de costos de operación para todo el horizonte de programación de la siguiente manera:

$$\min f^{PDO} = COST^{L} + COST^{VT} + COST^{VC} + COST^{RD} + COST^{BDC} + COST^{OLTC} \quad (4.15)$$

donde, $COST^{L}$ refleja el costo de las pérdidas de potencia activa de todo el sistema. $COST^{VT}$ es el costo asociado con las violaciones de tensión en los nodos. $COST^{VC}$ es el costo asociado con las congestiones por las ramas del sistema. $COST^{RD}$ muestra el costo incurrido debido al programa de respuesta de la demanda. Mientras que, $COST^{BDC}$ y $COST^{OLTC}$ son los costos de operación de conmutación de BDC y OLTC, respectivamente.

Además, la formulación está sujeta a restricciones de balance de potencia activa y reactiva en cada nodo del sistema y para cada período t de optimización [193]. Por otro lado, el costo de pérdidas, costo de violaciones de tensión y costo de congestiones se obtiene después del análisis de flujo de potencia.

Costo de Pérdidas de Energía y Potencia

En (4.16) el costo de las pérdidas se calcula utilizando todas las pérdidas de las ramas en cada hora que se obtienen directamente después de ejecutar el flujo de potencia.

$$COST^{L} = \sum_{t=1}^{24} C_{energia,t} * P_{l,t} \tag{4.16}$$

donde $C_{energia,t}$ representa el costo de la energía (\$/kWh) y $P_{l,t}$ son las pérdidas totales del sistema en cada período t.

Costo-Penalización por Violaciones a los Límites de Tensión

La expresión matemática del costo asociado con las violaciones de tensión viene dada por (4.17) y (4.18). En este caso, $C_{ESMC,t}$ es el costo de la energía suministrada con mala calidad (\$/kWh) [194], [195]. Nl es el número de nodos de carga. $L_{j,t}$ representa la carga del nodo j en el período t. $\rho_{j,t}^{VT}$ es una constante de penalización por violaciones de tensión. $V_{\min j}$ y $V_{\max j}$ son los límites de tensión mínimo y máximo en el nodo j, respectivamente. $V_{j,t}$ es la tensión del nodo j en el período t.

$$COST^{VT} = \sum_{t=1}^{24} \sum_{j=1}^{Nl} C_{ESMC,t} * L_{j,t} * \rho_{j,t}^{VT} \tag{4.17}$$

$$\rho_{j,t}^{VT} = \begin{cases} 1, & V_{j,t} > V_{\max j} \\ 1, & V_{j,t} < V_{\min j} \\ 0, & V_{\min j} \le V_{j,t} \le V_{\max j} \end{cases} \tag{4.18}$$

Costo-Penalización por Congestión en Ramas (sobrecarga)

El cálculo del costo asociado con las congestiones por las ramas del sistema viene dado por (4.19) y (4.20). En este caso, $C_{EVC,t}$ es el costo de violación de capacidad de ramas ($/kWh) [194], [195]. Nb es el número ramas. $\Delta L_{k,t}$ representa el flujo de potencia que excede el límite de capacidad de la rama k en el período t. $\rho_{k,t}^{VC}$ es un factor de penalización por violación de capacidad de la rama k en el período t. $Capac_{\max k}$ es el límite máximo de capacidad de la rama k.

$$COST^{VC} = \sum_{t=1}^{24} \sum_{k=1}^{Nb} C_{EVC,t} * \Delta L_{k.t} * \rho_{k,t}^{VC} \tag{4.19}$$

$$\rho_{k,t}^{VC} = \left\{ \begin{array}{l} 0, \ Capac_{k,t} \leq Capac_{\max k} \\ 1, \ Capac_{k,t} > Capac_{\max k} \end{array} \right\} \tag{4.20}$$

Costo Operacional por Respuesta de la Demanda

El costo operacional debido al programa de respuesta de la demanda viene dado por (4.21). Donde, $C_{RD,t}$ es el costo de modificar la demanda a través de RD en el período t ($/kWh). N_d es el número de nodos de carga que participan en RD (nodos flexibles). $\Delta P_{m,t}^{RD}$ es la variación de carga debido al nuevo precio de la electricidad del nodo m en el período t.

$$COST^{RD} = \sum_{t=1}^{24} \sum_{m=1}^{Nd} C_{RD,t} * \Delta P_{m,t}^{RD} \tag{4.21}$$

Costo Operacional de OLTC de Transformadores y Banco de Capacitores

Finalmente, en (4.22) y (4.24) se definen las funciones de costo asociadas con el número de operaciones diarias del OLCT del transformador de la subestación AT/MT y bancos de capacitores, respectivamente. Estas expresiones se consideran con el objetivo de

preservar la vida útil de los equipos y evitar sobrecostos de mantenimiento.

Por un lado, $C_{OT,i}$ es el costo por maniobra del cambiador de tomas del transformador i ($/por maniobra). Nt es el número de transformadores. $Tap_{i,t}$ es la posición de toma OLTC del transformador i en el período t. Además, en (4.23) se establece los limites mínimo y máximo que la posición de toma del transformador i puede tomar en cada período.

Mientras que, $C_{OBC,l}$ es el costo de conmutación on/off del banco de capacitores l ($/por maniobra). Nc es el número de banco de capacitores instalados. $C_{l,t}$ es el estado del banco de capacitores l en el período t.

$$COST^{OLTC} = \sum_{t=1}^{24} \sum_{i=1}^{Nt} C_{OT,i} * \left| Tap_{i,t} - Tap_{i,t-1} \right| \tag{4.22}$$

$$Tap_{min,i} \leq Tap_{i,t} \leq Tap_{max,i} \tag{4.23}$$

$$COST^{BDC} = \sum_{t=1}^{24} \sum_{l=1}^{Nc} C_{OBC,l} * \left| C_{l,t} - C_{l,t-1} \right| \tag{4.24}$$

Es importante señalar que, si se requieren incluir recursos controlables (variables de control) o indicadores de desempeño adicionales dentro de la función objetivo, estos pueden integrarse sin inconveniente, siempre que se modelen mediante una función de costo.

4.3.3. Gestión de la respuesta de la demanda

Reconociendo el potencial de los programas de RD, las Distribuidoras cada vez toman mayores iniciativas para implementar estos programas. En este sentido, los precios de venta variables en el tiempo o precios dinámicos motivan a los usuarios a reducir su consumo en los periodos pico, cuando los precios pool, así como los costos de operación de la red,

son más altos. Una forma atractiva y modesta de evaluar el potencial de la demanda flexible en respuesta a estos precios variables o dinámicos es utilizando la elasticidad de precios. Otros enfoques, incluido el comportamiento de consumo detallado, función de utilidad y métodos basados en datos, han sido aplicados para modelar este recurso.

En economía, la elasticidad es una medida de cuán sensible es una variable económica ante un cambio en otra. En particular, para una RAD, la elasticidad precio de la demanda mide la sensibilidad de la demanda de los clientes con respecto a las variaciones en los precios.

Por lo general, la elasticidad es negativa e indica una relación inversa entre la demanda de electricidad y el precio de la electricidad [196]. Asimismo, varios estudios han investigado la elasticidad precio de la demanda para RAD [197]–[199]. En [200] determinaron que las elasticidades precio de la demanda pueden oscilar entre -0.2 y -0.8, a partir de datos y encuestas realizadas en los EE. UU. Además, en [197], [199] se concluyó que la demanda de electricidad es más elástica durante las horas pico en comparación con las horas valle, lo que hace que la RD sea un recurso eficaz para mejorar la seguridad y calidad en horas de mayor estrés del sistema.

Por lo tanto, la demanda resultante en el período de tiempo t, bajo RD basado en precios dinámicos se define como:

$$P_{m,t}^{RD} = P_{m,t}^{ref} \left(1 + \xi_{m,t} \frac{\lambda_{m,t} - \lambda^{ref}}{\lambda^{ref}}\right) \tag{4.25}$$

$$\xi_{m,t} < 0 \tag{4.26}$$

$$\eta_1 * \lambda^{ref} \leq \lambda_{m,t} \leq \eta_2 * \lambda^{ref} \tag{4.27}$$

donde $P_{m,t}^{RD}$ es la nueva demanda del nodo m en el período t, bajo el precio de venta de electricidad $\lambda_{m,t}$. $P_{m,t}^{ref}$ es la demanda base pronosticada por la Distribuidora del nodo m en el período t, de acuerdo con el precio de venta inicial (PREF) λ^{ref}. Por otro lado, $\xi_{m,t}$ es el coeficiente de elasticidad para el nodo m en el período t.

Además, considerando que las Distribuidoras tienen un monopolio natural con relación al suministro de electricidad, los precios de los servicios están regulados y sujetos a ciertos límites para asegurar que sean justos para los clientes. Estas restricciones se conocen como restricciones regulatorias [201]. Bajo este escenario, en (4.27), η_1 y η_2 son coeficientes predeterminados de los límites del precio de venta de electricidad. Dado que el propósito de este trabajo es explorar el potencial de los precios variables en el tiempo para brindar flexibilidad a la operación del sistema, el hallazgo de los valores de elasticidad se encuentra fuera del alcance del presente trabajo. Por lo que, los valores de elasticidad se obtienen directamente de literatura previa existente. Por último, obsérvese que en (4.21) se emplea $\Delta P_{m,t}^{RD}$, que es la diferencia entre $P_{m,t}^{RD}$ y $P_{m,t}^{ref}$.

A lo largo de esta sección, se evidencia que el problema de PDO planteado en esta tesis ha evolucionado con respecto a los enfoques tradicionales/pasivos que comúnmente se empleaban para la gestión de los sistemas de distribución. De hecho, hasta hace poco, la PDO se basaba en la operación centralizada de unos cuantos elementos de compensación o regulación. Incluso, en redes de distribución pasivas, donde la gestión centralizada no era posible, se implementaban controladores distribuidos que se pre-seteaban (pre-establecían) para supervisar únicamente un parámetro local en específico.

Por el contrario, en este trabajo, se ha abordado a la PDO en su verdadera magnitud, al tratarlo como un problema complejo multivariable, multiperíodo y bajo incertidumbre en sus parámetros de entrada. Así pues, para tratar eficientemente la dimensionalidad del problema PDO de múltiples periodos, considerando la complejidad y el

costo computacional que estos problemas conllevan, se desarrolla una estrategia de solución de dos etapas basada en algoritmos genéticos y programación dinámica. La formulación de esta estrategia se detalla a continuación.

4.3.4. Estrategia de solución de dos etapas

Debido a la no convexidad y la no linealidad del problema de PDO multiperíodo, se propone una estrategia de solución de dos etapas, basado en optimización metaheurística y programación dinámica (PD). Con esta estrategia combinada, la metodología puede manejar de manera eficiente grandes esfuerzos computacionales en un tiempo razonable a medida que aumenta el tamaño del problema.

Como se discutió anteriormente, para minimizar el costo diario de operación de (4.15), se consideran como variables de control a BDC, OLTC y precios dinámicos basado en RD. Debido a la operación discreta de los dispositivos CVV, el precio RD, que es una variable de control originalmente continua, se transforma en una variable discreta con una resolución determinada. Por lo tanto, el problema de PDO se formula como un problema combinatorio.

En consecuencia, si se emplea el algoritmo de búsqueda completa, considerando t periodos, n_{VC} variables de control y cada variable con n_{OD} opciones discretas, habrá ${n_{OD}}^{n_{VC} \times t}$ posibles esquemas de programación diario de PDO, y uno de estos esquemas será el que alcance el menor costo diario operativo. Esto muestra que encontrar una programación diaria óptima de PDO es un problema complejo, especialmente en grandes redes de distribución. Incluso, si el problema combinatorio se resuelve únicamente a través de PD, la complejidad computacional resultante se puede expresar como $PD_{CC} = {n_{OD}}^{2n_{VC}} \times t$ [202]. Por ello, para resolver este problema se propone una estrategia novedosa de dos etapas que combina PD junto con algoritmos genéticos (AG).

4.3.4.1. Hallazgo de configuraciones efectivas utilizando algoritmos genéticos

Como primera etapa, se divide el día en 24 periodos de tiempo horarios, y a través de AG se obtienen los *n* mejores estados candidatos de cada hora, los cuales son necesarios para ejecutar el algoritmo de PD. Cabe aclarar que cada estado representa una configuración especifica de las variables de control. De esta manera, se reduce significativamente el espacio de búsqueda de todas las posibles configuraciones de BDC, OLTC y precios en cada hora, a un conjunto de *n* mejores soluciones que minimizan los costos de pérdidas $COST_t{}^{L}$, costos por congestiones $COST_t{}^{VC}$, costos por violaciones de tensión $COST_t{}^{VT}$ y costos por utilizar RD $COST_t{}^{RD}$.

El AG es un algoritmo inteligente que se inspira en la evolución genética y selección natural para encontrar la mejor solución posible a un problema dado. Para ello, un conjunto inicial de individuos (soluciones candidatas) pasan por etapas de selección, cruce y mutación con el objetivo de mejorar una función de aptitud dada. Este ciclo se repite durante un número predefinido de generaciones, permitiendo que las soluciones evolucionen y se acerquen cada vez más a la solución óptima. Una explicación detallada de AG se puede encontrar en [203]–[205]. Así, para esta primera etapa, acorde con (4.15), el problema de optimización se especifica de la siguiente manera:

$$\min f_t^{PDO} = COST_t{}^{L} + COST_t{}^{VT} + COST_t{}^{VC} + COST_t{}^{RD} \tag{4.28}$$

donde f_t^{PDO} denota la función objetivo para cada hora, la cual no considera la interacción entre periodos, es decir, los costos de conmutación de BDC y OLTC. Una vez completado el proceso de búsqueda con AG, se almacenan las *n* mejores soluciones (*n* estados con el menor valor de f_t^{PDO}) para ser consideradas luego por PD y encontrar la programación diaria.

4.3.4.2. Algoritmo de programación dinámica

Luego de obtener las *n* configuraciones efectivas de cada hora, la PD se usa para encontrar la programación diaria considerando los costos de operación de BDC y OLCT. Estos costos de operación se consideran como el costo de transición C_{ij} para pasar del estado i del período $t-1$ a un estado j del período t. En este contexto, el algoritmo recursivo de PD se muestra a continuación [137], [206]:

$$f^{PDO^*}(j,t) \stackrel{!}{=} \min_{i=1,n(t-1)} \left\{ f^{PDO^*}(i,t-1) + C_{ij} \right\} \tag{4.29}$$

donde $f^{PDO^*}(j,t)$ es el valor óptimo (mínimo) de costos totales hasta un estado j, de la etapa t. Es claro que para encontrar $f^{PDO^*}(j,t)$, se necesita contar con los valores f^{PDO^*} para cada estado de la etapa anterior $t-1$. Asimismo, para determinar los valores en $t-1$, es necesario conocer los valores en $t-2$ y así sucesivamente.

Para comenzar el proceso, se realiza el cálculo de los valores en el período inicial $t=1$ y se continúa con los cálculos en las etapas sucesivas hasta llegar al período $t=24$, donde se obtendrá el valor mínimo del costo diario de operación. Luego, se reconstruye el camino hacia atrás, para determinar la secuencia de estados en cada período que conduce a la solución óptima. El diagrama de flujo de la estrategia PD+AG propuesta (basado en configuraciones efectivas de cada hora) se muestra en *Figura 4-6*.

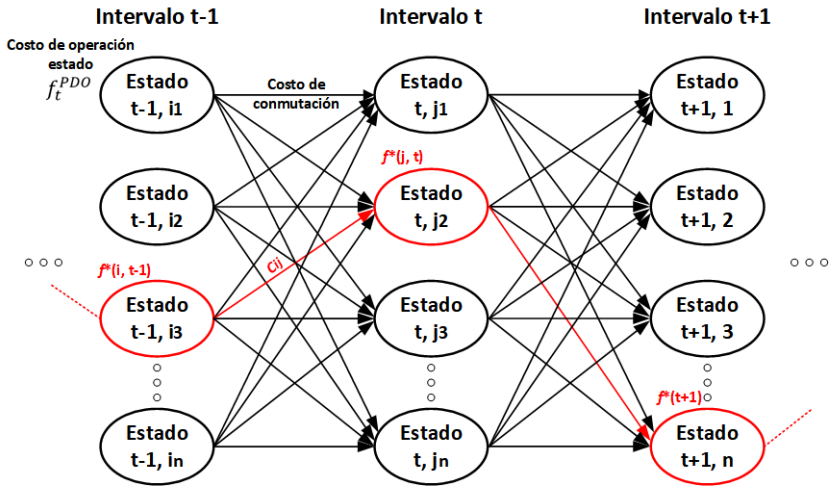


Figura 4-6. Algoritmo de programación dinámica basado en n configuraciones efectivas.

4.4. Método estocástico para considerar incertidumbre en la planificación

La incertidumbre de las fuentes de energía renovables, así como el comportamiento aleatorio de la demanda eléctrica, tienen un efecto significativo en la seguridad, calidad y eficiencia energética del sistema y, por lo tanto, sobre los costos operativos. La programación estocástica puede ayudar a los operadores del sistema de distribución (OSD) a tomar decisiones de operación frente a un entorno de incertidumbres.

En este trabajo, se emplea el método de programación estocástica basado en escenarios para abordar las incertidumbres asociadas con la generación renovable y demanda [4]. Para ello, se generan múltiples escenarios de los parámetros de entrada con incertidumbre, es decir, las potencias de inyección nodal vistas desde las subestaciones transformadoras de MT/BT, tal como se discutió en las secciones 2.6.2 y 4.2.3. Es importante destacar que cada nodo puede tener solamente carga

o carga y generación de pequeña escala, en conjunto (es decir potencia neta).

4.4.1. Generación y análisis de escenarios

Generalmente, los parámetros con incertidumbre tienen realizaciones ilimitadas y es imposible considerarlos a todos en el proceso de toma de decisiones. Por ello, en los métodos de toma de decisiones basados en escenarios, el espacio de realización se aproxima mediante un número limitado de escenarios cada uno con probabilidades particulares.

En este método, el conjunto de escenarios se genera a partir de la función de densidad de probabilidad (FDP) de cada parámetro con incertidumbre. Cabe mencionar que, aunque el espacio ilimitado de los parámetros con incertidumbre se transforma en uno aproximado, estos métodos son eficaces y fáciles de implementar [207]. Para crear escenarios utilizando la simulación de Monte Carlo (SMC), primero, se genera individualmente un número aleatorio sujeto a una distribución uniforme entre [0, 1] y se asigna a cada parámetro incierto (potencia de inyección nodal) para cada hora. Con esto, se genera un escenario "*s*" para cada hora del horizonte de optimización, resultado de la combinación de los pronósticos de las potencias de inyección nodal. Seguido, el problema de optimización se resuelve de forma determinística para cada escenario "*s*" generado.

Luego, para lograr una solución óptima de todos los escenarios considerados, se utiliza la técnica de agregación de escenarios. Para ello, todas las soluciones óptimas de cada escenario se combinan basándose en las probabilidades de cada uno y se obtiene el resultado esperado del problema estocástico. Sin embargo, cuando las soluciones incorporan variables discretas (por ejemplo, estado de BDC y posición OLTC) el resultado se determina considerando la configuración con mayor frecuencia [208] o a través de cuantiles. De esta manera, a través del modelo de pronóstico probabilístico combinado con el método estocástico

basado en escenarios, se logra modelar las incertidumbres consideradas en el problema de PDO.

4.5. Síntesis de la metodología de solución propuesta

El marco general de la metodología propuesta para PDO puede ser sintetizado en el diagrama de bloques que se presenta en la *Figura 4-7*. En este diagrama puede apreciarse que, a través de nuevos conceptos metodológicos y herramientas eficaces de última generación, se resuelve el problema de planificación de la operación de corto plazo para redes activas de distribución.

El objetivo es definir la programación (acciones de control) de los recursos controlables para cada período del horizonte de planificación, fundamentado en criterios técnicos y de eficiencia económica, considerando incertidumbre en los parámetros de entrada. De esta manera se pretende brindar al operador del sistema alternativas efectivas que respalden la toma de decisiones operativas en tiempo real y facilite la gestión de los posibles estados operativos a presentarse en el sistema.

Para ello, a través del modelo de pronóstico probabilístico descrito en la sección 4.2, se estiman de forma no paramétrica las FDP de las potencias de inyección nodal para cada período. A partir de estos datos, utilizando SMC, se crean diferentes escenarios para el día siguiente. La estrategia PD+AG se aplica para determinar la programación de los estados de BDC, posiciones de tap de OLTC y precios de la energía que minimicen la función de costos de operación para cada escenario. Después de generar un número suficiente de escenarios, se determina la programación de los recursos mediante agregación de escenarios. Sin embargo, dado que las variables de control son discretas, la programación no se basa en el cálculo del valor esperado de cada una de ellas. En su lugar, se sugieren tres programaciones para el día siguiente, las cuales se obtienen a partir del cálculo de los cuartiles Q1 (25%), Q2 (50%) y Q3 (75%) del costo diario de operación de todos los escenarios generados.

Es importante mencionar que los sistemas de distribución bajo análisis han sido modelados en el simulador del Instituto de Investigación de Energía Eléctrica (EPRI, por sus siglas en inglés), OpenDSS. A través de esta herramienta, se realiza el cálculo del flujo de potencia para evaluar la función objetivo, a partir de la actualización de las variables de control consideradas. Además, mediante el entorno de Python, se accede a todas las funcionalidades de OpenDSS [209] y se codifica el resto de los componentes de la metodología propuesta, como el pronóstico de potencia, la estrategia de optimización, el análisis de datos y el enfoque estocástico. De esta manera, la estrategia de solución (algoritmo genético) se ha desarrollado utilizando la librería especializada en computación evolutiva DEAP 1.3.3 [210]. Así mismo, la arquitectura de red neuronal propuesta se ha implementado usando la librería de aprendizaje profundo Keras 2.2.4 con TensorFlow 2.1.0 como backend [211].

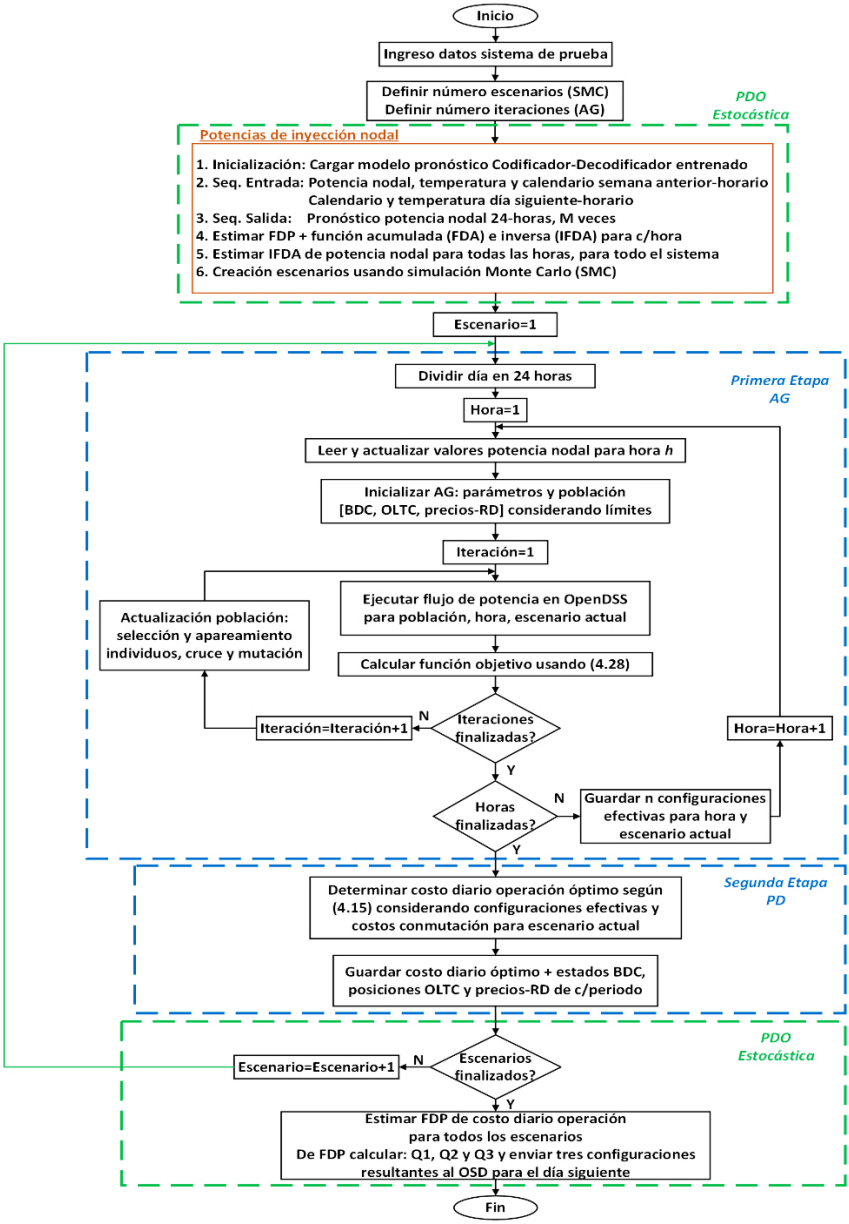


Figura 4-7. Diagrama de bloques de la metodología de solución propuesta.

CAPÍTULO 5:

EJEMPLOS DE APLICACIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

En este capítulo se presentan los resultados que surgen al aplicar la metodología integral de PDO desarrollada en el capítulo anterior en sistemas de distribución. Esta metodología está orientada a realizar una planificación de la operación que tempranamente defina acciones de control sobre los recursos controlables del sistema, con el fin de brindar soporte a la toma de decisiones operativas en tiempo real en un entorno con incertidumbres.

En primera instancia, se evalúa el rendimiento del modelo de pronóstico probabilístico de carga/potencia neta desarrollado, a través de un conjunto de datos reales tomados del proyecto "Red Inteligente Caucete", ubicado en la Provincia de San Juan – Argentina. Luego, con el fin de verificar la robustez y versatilidad de la metodología de planificación propuesta, se presentan dos casos de estudio: el sistema de prueba de 13 nodos de la IEEE modificado y un sistema típico de América Latina de 37 nodos. En cada caso de estudio, se detallan los diferentes escenarios de aplicación a considerar y, posteriormente, se presentan los resultados obtenidos que demuestran la aplicabilidad de la metodología propuesta en este trabajo.

5.1. Pronóstico probabilístico de potencia nodal

En esta sección se lleva a cabo el análisis de los resultados de pronóstico desde dos enfoques: modelo determinístico y probabilístico. Para ello, se han tomado mediciones reales de la base de datos relacional del proyecto "Red Inteligente Caucete", ubicado en Argentina [147], [194], [212]. Este conjunto de datos contiene, en su mayoría, series de

tiempo por hora de consumo de electricidad y GD-FV, agregados en subestaciones aéreas transformadoras de 13.2 kV/380 V (SET MT/BT). Además, el período considerado para el análisis abarca desde el 1 de enero de 2019 al 31 de diciembre de 2020.

Con el fin de evaluar la capacidad de aprendizaje del modelo propuesto y el impacto de incorporar generación distribuida detrás del medidor, en primera instancia se analiza el pronóstico de carga y el pronóstico neto de potencia de una SET MT/BT que abastece a 120 usuarios, en su mayoría residenciales. La elección de esta subestación se debe a la complejidad intrínseca en sus pronósticos, originada por la volatilidad de sus perfiles.

5.1.1. Pronóstico nodal en SET MT/BT con predominio de usuarios residenciales

5.1.1.1. Detalles de entrenamiento del modelo

A partir de los datos disponibles, se analiza el pronóstico de carga y el pronóstico neto de potencia, es decir, suma de consumo y GD-FV detrás del medidor. Para considerar las dependencias temporales y del clima en el pronóstico, se incluye la información de calendario (hora del día, día de la semana y época del año), así como la temperatura. Esta información forma parte del vector de entrada, tanto en el codificador como en el decodificador. En el codificador con el objetivo de modelar el proceso estocástico de las observaciones históricas y en el decodificador para considerar el efecto que causa estas características en las estimaciones futuras (ver Capítulo 4, sección 4.2).

Como preprocesamiento de datos, se realiza una verificación y completado de datos faltantes, reemplazo de datos erróneos y escalamiento de los datos. Los dos primeros pasos son necesarios ya que, al tratarse de mediciones reales, es común enfrentar fallas en los equipos de medición.

Por lo que, para completar los datos faltantes, se utilizó el promedio entre la hora anterior y la siguiente. Si alguno de estos dos datos no está disponible, se recurrió al promedio de la misma hora del día anterior y siguiente. Finalmente, como última opción, se empleó el promedio del dato de la misma hora del mismo día de las semanas anterior y posterior.

Por otro lado, se consideran como datos erróneos aquellas mediciones que superen el valor de la media más o menos cinco desviaciones estándar de todo el conjunto de datos disponible. Estas mediciones se reemplazan siguiendo el mismo criterio de promedio empleado para los datos faltantes.

Por último, debido a la diferencia de escala que existe entre los datos de entrada se utiliza el método de estandarización Min-Max. La normalización de los datos para el pronóstico de carga y neto de potencia, se aplican para un rango de (0, 1) y (-1, 1), respectivamente. Mientras que, a las características temporales se las trata como características categóricas y se ingresan al modelo después de realizar una codificación *one-hot encoding*.

Una vez realizado el preprocesamiento, los datos disponibles se dividen en segmentos con intervalos de 8 días (192 horas), con una ventana deslizante de 1 hora. A parir de esto cada segmento se divide en datos de entrada y salida, conforme a las necesidades del aprendizaje supervisado en redes neuronales.

La longitud de los datos de entrada son 7 x 24 = 168 en el codificador (datos horarios de la semana anterior) y 24 en el decodificador, respectivamente. Es importante mencionar que la longitud de los datos de entrada en el codificador se estableció a través del análisis de autocorrelación, cuyos detalles y algoritmo desarrollado se encuentran en [213]. Por otra parte, tanto la longitud de salida como la de entrada en el decodificador es de 24, acorde con el horizonte de pronóstico establecido. De esta manera se pretende que los datos sean suficientes para aprender

las dependencias no lineales de la carga y mitigar posibles problemas de subajuste y sobreajuste *(under-fitting y over-fitting)*.

Por otro lado, siguiendo con el flujo de trabajo del aprendizaje automático, el conjunto de datos se divide de la siguiente manera: aproximadamente el 80% de los datos disponibles se utiliza como datos de entrenamiento, alrededor del 10% se elige para validación y el 10% restante se considera para pruebas. Además, durante el entrenamiento del modelo, se utiliza el optimizador Adam *(Adaptive moment estimation)* [214] para actualizar los pesos de la red, debido a su eficiencia en comparación con métodos clásicos como el descenso de gradiente estocástico (SGD, por sus siglas en inglés).

Finalmente, como modelos de referencia para comparación de resultados, se implementa una red neuronal recurrente formada con capas RNN-LSTM, similar al modelo propuesto en [153], un modelo clásico autorregresivo integrado de medias móviles estacional con variables exógenas (SARIMAX, por sus siglas en inglés) y un modelo básico denominado como Día-anterior. En este último modelo, se asume que las mediciones reales del día anterior serán los pronósticos del día siguiente. Por último, cabe señalar que tanto el conjunto de datos como el código del modelo propuesto se alojan en el repositorio de investigación y desarrollo I+D del Instituto de Energía Eléctrica (IEE-UNSJ) [213].

5.1.1.2. Rendimiento del modelo

Enfoque Determinístico

En esta sección se evaluarán los dos escenarios de pronóstico para una SET MT/BT en la que predomina los usuarios residenciales. Para el primer escenario se considera únicamente las mediciones de consumo de carga. Mientras que, para el segundo escenario se incluye GD-FV, y se convierte en pronóstico neto de potencia. En este último escenario la incorporación de GD-FV es del 28%, con respecto a la demanda base.

Cada modelo se ajusta con los datos de entrenamiento y después de cada época se evalúan las métricas consideradas, sobre los datos de validación. Cuando el proceso de entramiento finaliza, se selecciona el modelo que obtiene los mejores resultados. En la *Tabla 5-1* se muestra el ajuste de los principales hiperparámetros de la red, para cada escenario. Es importante destacar que, en el aprendizaje automático, el término "hiperparámetro" hace referencia a todos los parámetros que se configuran durante el entrenamiento del modelo con el fin de mejorar su desempeño.

Tabla 5-1. Ajuste de hiperparámetros del modelo para los escenarios de carga y potencia neta

Hiperparámetro	**Pronóstico de carga**	**Pronóstico neto**
Número de bloques B	3	4
Número de conjuntos C	3	4
Número de filtros (codificador)	25	40
Número de filtros (decodificador)	10	30
Tamaño de lote *(batch size*)	32	32
Tasa de aprendizaje (*learning rate*)	0.006	0.006

Luego de realizar la inferencia del modelo, en la *Figura 5-1* se muestran los resultados de predicción junto con los valores reales (mediciones), para un día del conjunto de prueba que coincide con la estación de verano en la Provincia de San Juan. Asimismo, en la *Tabla 5-2* se presentan los valores de las métricas consideradas para comparar la precisión del pronóstico entre el modelo propuesto y los modelos de referencia. Estos valores son calculados de acuerdo con (4.12) y (4.13), detallado en el capítulo anterior.

Para el escenario de pronóstico de carga, el modelo propuesto proporciona un RMSE de 5.86 y un MAAPE de 0.09, mientras que los modelos RNN-LSTM, SARIMAX y Dia-anterior ofrecen un RMSE y MAAPE de 13.58 y 0.13, 19.48 y 0.21 y 22.09 y 0.21, respectivamente. De manera similar, para el escenario de pronóstico neto de potencia, los valores de RMSE del modelo propuesto son 5.88 y MAAPE de 0.09. Los

resultados del modelo RNN-LSTM, SARIMAX y Dia-anterior para RMSE son 14.46, 18.72 y 22.10, mientras que para MAAPE son 0.13, 0.25 y 0.26.

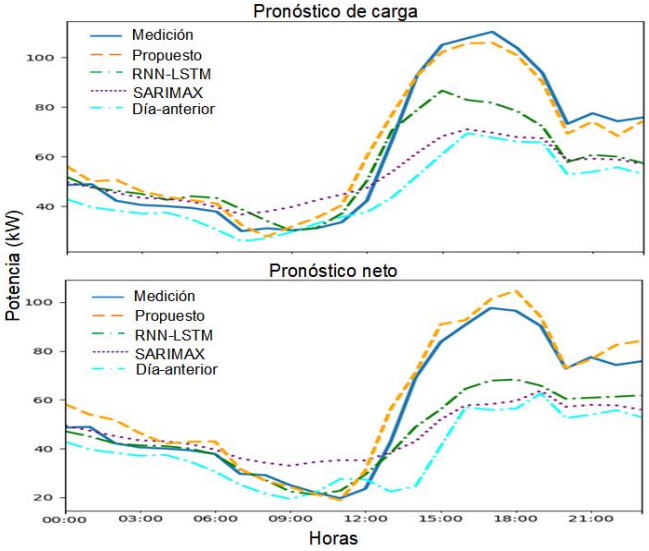


Figura 5-1. Pronóstico determinístico SET MT/BT con predominio residencial: pronóstico de carga y neto de potencia – 21 dic. 2020 (conjunto de prueba, estación verano).

Tabla 5-2. Comparación de métricas de precisión para los modelos propuesto y de referencia

	Pronóstico de carga		**Pronóstico neto**	
Modelo	**RMSE**	**MAAPE**	**RMSE**	**MAAPE**
Propuesto	5.86	0.09	5.88	0.09
RNN-LSTM	13.58	0.13	14.46	0.14
SARIMAX	19.48	0.21	18.72	0.25
Dia-anterior	22.09	0.21	22.10	0.26

De acuerdo con los resultados obtenidos, el modelo propuesto supera en precisión a los modelos de referencia en todos los escenarios. En promedio, el modelo propuesto alcanza una reducción del 50.00% en RMSE y del 138.82% en MAAPE, en comparación con el mejor modelo de referencia (RNN-LSTM). Cabe destacar que en la actualidad las redes RNN-LSTM se destacan como una de las arquitecturas de redes neuronales más empleadas en el ámbito de la ingeniería eléctrica para el pronóstico de series de tiempo.

Además, algo que resaltar, es que los periodos de peor rendimiento de los modelos de referencia son las horas pico del sistema. Este inconveniente se vuelve crítico, considerando que estos resultados son el punto de partida para las herramientas de planificación y gestión de los sistemas eléctricos. Junto con ello, señalar que esta tendencia es similar para el resto de días de los datos de prueba. Por lo que se ha determinado que el modelo propuesto generalmente se desempeña mejor, ya sea para el pronóstico de carga o neto de potencia del corto plazo. Cabe señalar que la incorporación de GD-FV introduce una variabilidad adicional en la tarea de pronóstico. A pesar de ello, este impacto se traduce en un ligero aumento de las métricas analizadas.

Enfoque Probabilístico

Considerando el buen rendimiento del modelo propuesto desde un enfoque determinístico, la segunda tarea en esta sección es examinar su capacidad en el pronóstico probabilístico. Con este fin, se toman los modelos ajustados descritos en el apartado anterior y se calibra la cobertura empírica de los intervalos de predicción a través de la probabilidad de abandono p y el valor de M. El objetivo es alcanzar la mínima puntuación de Winkler (WS, por sus siglas en inglés), asegurando al mismo tiempo que se cumpla con la cobertura empírica deseada. En este trabajo, la cobertura empírica se establece como el porcentaje de observaciones reales (mediciones) que caen dentro de cada intervalo de predicción (IDP) horario en todo el horizonte de predicción.

En la *Tabla 5-3* se muestran los resultados de WS promedio para una cobertura empírica diaria del 87.5%, junto con el valor ajustado de p y M en cada escenario. Luego, usando las M predicciones para cada período (hora) y el método de estimación de densidad de kernel, se obtienen las FDP para las próximas 24 horas. Es importante observar que, en comparación con lo reportado en estudios previos, los valores obtenidos por el modelo propuesto son adecuados para la tarea de pronóstico [164], [165].

Asimismo, en la *Figura 5-2* se ilustran los resultados de los IDP junto con el valor medio y real de las próximas 24 horas. Se puede observar que, para el escenario de pronóstico de carga, los periodos con mayor incertidumbre coinciden con las horas de mayor demanda del sistema (15:00 – 19:00).

Tabla 5-3. Coberturas empíricas y puntuación Winkler del modelo propuesto

Escenario	**Probabilidad de abandono p**	**Número predicciones M**	**Cobertura empírica**	**Puntuación Winkler (90%)**
Pronóstico de carga	0.22	200.00	87.50	35.92
Pronóstico neto	0.16	200.00	87.50	23.98

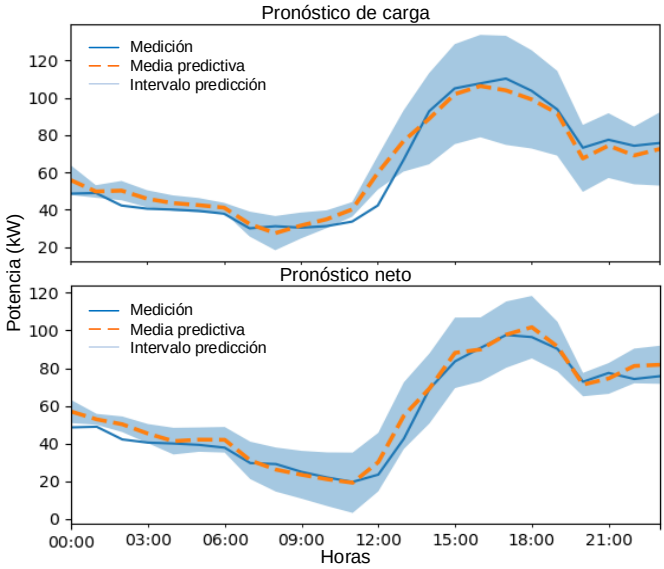


Figura 5-2. Pronóstico probabilístico SET MT/BT con predominio residencial: pronóstico de carga y neto de potencia – 21 dic. 2020 (conjunto de prueba, estación verano).

Por otro lado, en el pronóstico neto de potencia, la mayor incertidumbre coincide con las horas de mayor producción de generación solar y demanda del sistema (08:00 – 12:00 y 15:00 – 19:00, respectivamente). Sin embargo, sorprendentemente, la WS resultó menor en el escenario de pronóstico neto. Esto se debe a que la métrica recompensa cuando se tiene IDP estrechos (nítidos). Debido a esto, para una comparación más generalizada, se realizan simulaciones de pronósticos para un período de 5 días (distinto al día analizado), que incorpore días hábiles y no hábiles dentro del período. Estos resultados se muestran en la *Figura 5-3*.

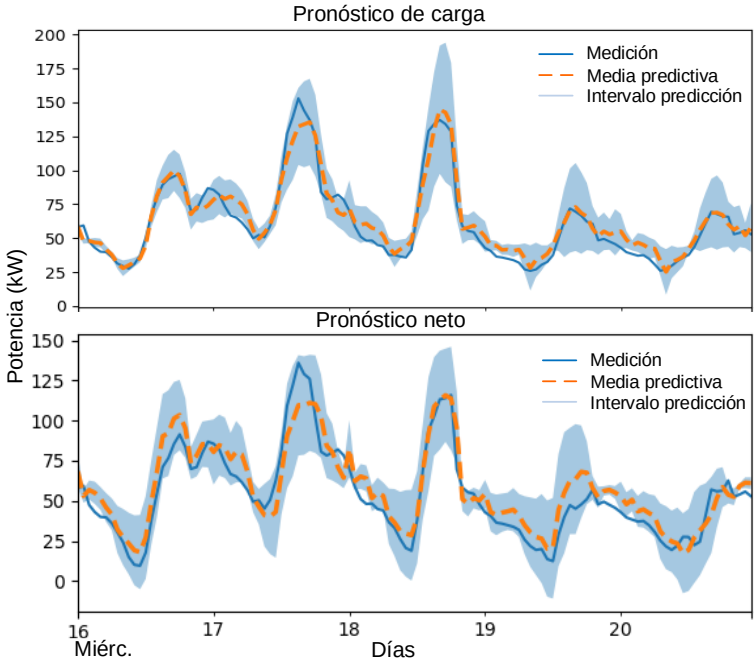


Figura 5-3. Pronóstico probabilístico SET MT/BT con predominio residencial: pronóstico de carga y neto de potencia – 16 dic. al 20 dic. 2020 (conjunto de prueba, estación verano).

En este caso, los resultados promedio de las métricas MAAPE y RMSE para el pronóstico de carga y neto son: 0.10 y 0.19, y 7.53 y 10.49, respectivamente. Por otro lado, la WS promedio para un intervalo del 90% es 39.15 y 48.14, para los dos escenarios en análisis. Con base en los resultados es claro que la incorporación de GD-FV agrega incertidumbre a la tarea de pronóstico; sin embargo, el modelo genera estimaciones precisas junto con intervalos de predicción nítidos, confiables y con alta resolución.

Cabe aclarar que la nitidez en el pronóstico probabilístico es similar al rango de errores en el pronóstico puntual, donde una alta nitidez

corresponde a un rango bajo de errores. Asimismo, el término resolución se refiere a la variación en el ancho del intervalo de predicción a lo largo del tiempo. Si el ancho del intervalo permanece constante, esto indica una baja o nula resolución, dado que la incertidumbre varía durante las distintas horas del día. Por ello, de acuerdo con los resultados, se puede decir que el modelo propuesto con MC Dropout tiene la capacidad de capturar efectivamente la incertidumbre presente en el pronóstico de carga o neto de potencia.

Finalmente, para apreciar detalladamente la información estadística de los pronósticos probabilísticos y en consonancia con el método estocástico basado en escenarios adoptado en este trabajo, se obtienen las FDP para las próximas 24 horas. Los resultados, junto con sus valores reales (mediciones), se presentan en la *Figura 5-4*. Esta figura ilustra las FDP para el escenario de potencia neta en horas valle (01:00), resto (06:00) y pico (14:00 y 21:00), correspondientes al 21 de diciembre de 2020. Como se puede apreciar, la mayoría de los valores reales se ubican en puntos de las curvas de densidad con mayor probabilidad, a excepción de la hora 01:00, que se sitúa en el extremo izquierdo de la FDP. Sin embargo, todos los valores reales están dentro del rango de cada FDP. Esto sugiere que el modelo es estable y reduce el riesgo general de realizar pronósticos deficientes. Además, las curvas son suaves y no siguen una distribución predeterminada (por ejemplo, distribución gaussiana o unimodal). Por lo tanto, el modelo propuesto puede obtener una estimación fina independientemente del tipo de función de distribución resultante.

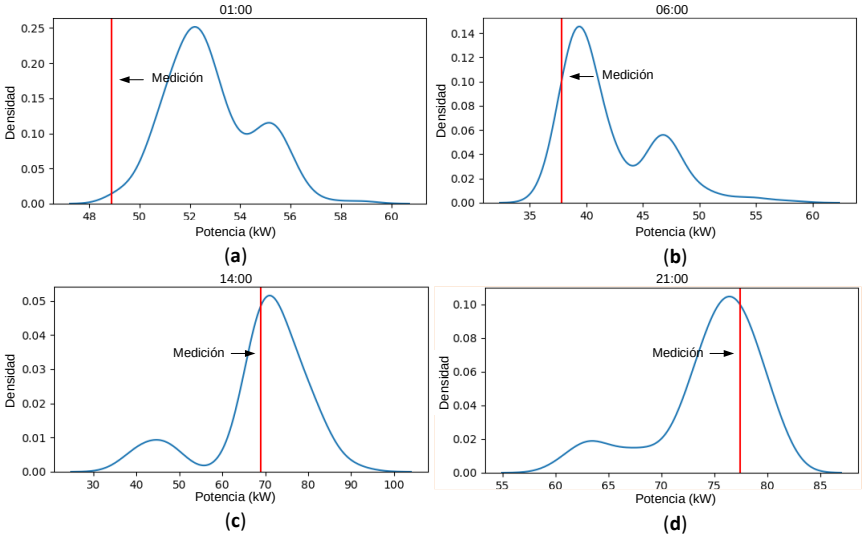


*Figura 5-4. Pronóstico probabilístico neto de potencia SET MT/BT residencial. Funciones de probabilidad resultantes, horas: **(a)** 01:00, **(b)** 06:00, **(c)** 14:00, **(d)** 21:00 – 21 dic. 2020.*

Luego de analizar exhaustivamente el rendimiento del modelo propuesto para el conjunto de datos de prueba, que coincide con los días de verano en la Provincia de San Juan, se evalúa el desempeño del modelo para otras estaciones del año.

Por lo que, en la *Figura 5-5* se muestran los resultados de predicción para un día de invierno (mes de julio), en ambos escenarios de pronóstico. Este análisis complementario es necesario debido a que en esta provincia se tiene una marcada variación estacional a lo largo del año. Por ejemplo, para las temporadas de verano e invierno, los valores de temperatura alcanzan los 38 ◦C y 2 ◦C, respectivamente. Esto hace que los patrones de consumo cambien según las estaciones. Sin embargo, las métricas RMSE y MAAPE, para los escenarios de pronóstico de carga y neto, son: 3.22 y 2.49, y 0.08 y 0.14, respectivamente. Asimismo, considerando el intervalo

de predicción del 90% la WS es de 15.76 y 11.45, para cada escenario, respectivamente.

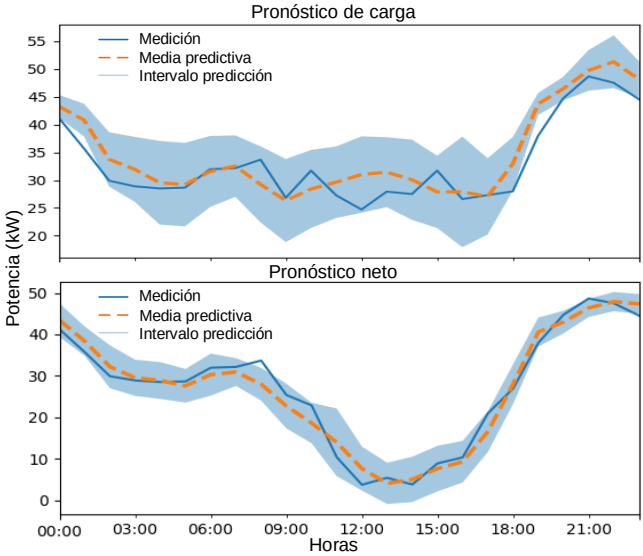


Figura 5-5. Pronóstico probabilístico SET MT/BT residencial: pronóstico de carga y neto de potencia – 14 jul. 2021 (estación invierno).

Además, la *Figura 5-6* muestra las curvas de densidad de probabilidad obtenidas por el modelo propuesto para el escenario de carga neta, correspondientes a las horas 1, 6, 14 y 22 del 14 de julio de 2021. De acuerdo con los resultados se observa una tendencia similar en el rendimiento del modelo en comparación con los días de verano analizados. De esta manera se comprueba la robustez del modelo propuesto, para diferentes estaciones del año.

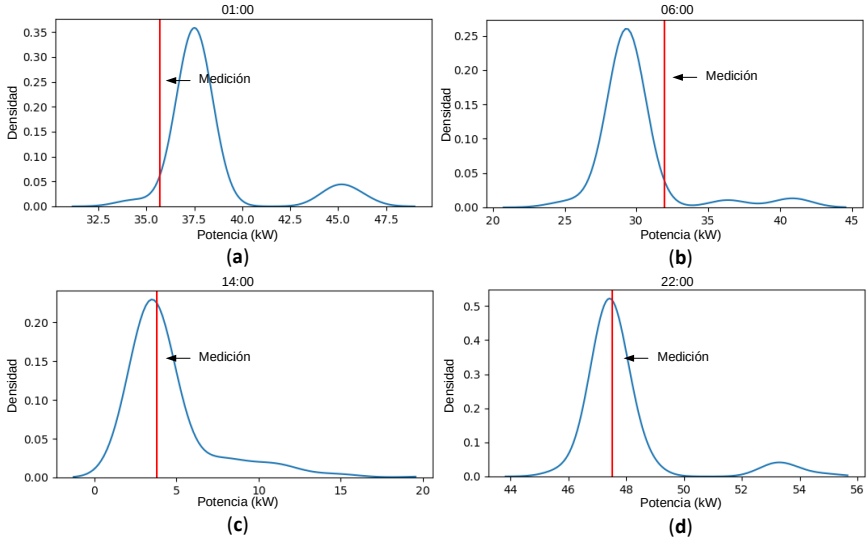


*Figura 5-6. Pronóstico probabilístico neto de potencia SET MT/BT residencial. Funciones de probabilidad resultantes, horas: (**a**) 01:00, (**b**) 06:00, (**c**) 14:00, (**d**) 22:00 – 14 jul. 2021.*

5.1.2. Pronóstico nodal en SET MT/BT con usuario industrial

Por otra parte, considerando que dentro de la base de datos del proyecto "Red Inteligente Caucete" se dispone de mediciones de consumo de diferentes tipos de usuarios, se ha tomado los registros de un usuario de tipo industrial, para evaluar la capacidad de generalización y versatilidad del modelo propuesto. En la *Figura 5-7* se presenta el pronóstico probabilístico de carga para este usuario.

En promedio, las métricas resultantes que el modelo propuesto proporciona son 9.11 y 0.03 para RMSE y MAAPE, respectivamente. Asimismo, la puntuación de Winkler para el 90% es de 60.24. A partir de los resultados se observa un rendimiento adecuado del modelo junto con una disminución en los valores de las métricas consideradas, es decir, mejor precisión de pronóstico, como se esperaba. Esto se debe a la poca

volatilidad que este usuario presenta en el consumo horario de electricidad.

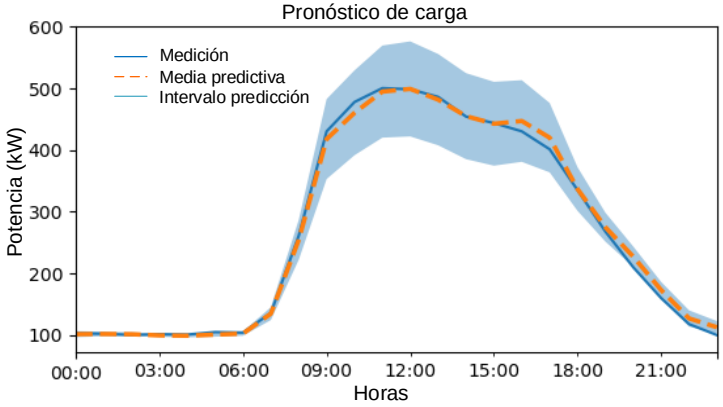


Figura 5-7. Pronóstico probabilístico de carga SET MT/BT industrial – 11 dic. 2020 (conjunto de prueba, estación verano).

Por el motivo de poca volatilidad, y sumado al hecho que la variable exógena de temperatura afecta principalmente a los usuarios de tipo residencial, esta variable exógena no ha sido considerada dentro del vector de entrada. Aun así, el resto de los aspectos relacionados con el preprocesamiento de datos y entrenamiento del modelo, son iguales al caso residencial previamente descrito.

Finalmente, en la *Figura 5-8* se presentan las curvas de densidad de probabilidad calculadas para las horas 01:00, 06:00, 14:00 y 21:00. Puede verse intuitivamente que la forma de las curvas de densidad para todas las horas es similar a la distribución gaussiana, que está muy relacionada con este tipo de usuarios y sus patrones de consumo. Además, todos los valores reales se distribuyen dentro de las curvas de pronóstico de densidad y aparecen cerca del pico con alta probabilidad. A partir de estos resultados, es fácil descubrir que el modelo propuesto puede realizar pronósticos puntuales precisos y FDP de alta calidad. Esta capacidad se extiende tanto a perfiles más volátiles, como el caso de la SET MT/BT que abastece a

usuarios residenciales (incluso para diferentes estaciones del año), así como en perfiles menos volátiles, como el usuario industrial. Por lo tanto, esta información resulta adecuada para ser utilizada como datos de entrada en la planificación de la operación estocástica basada en escenarios propuesta en este trabajo.

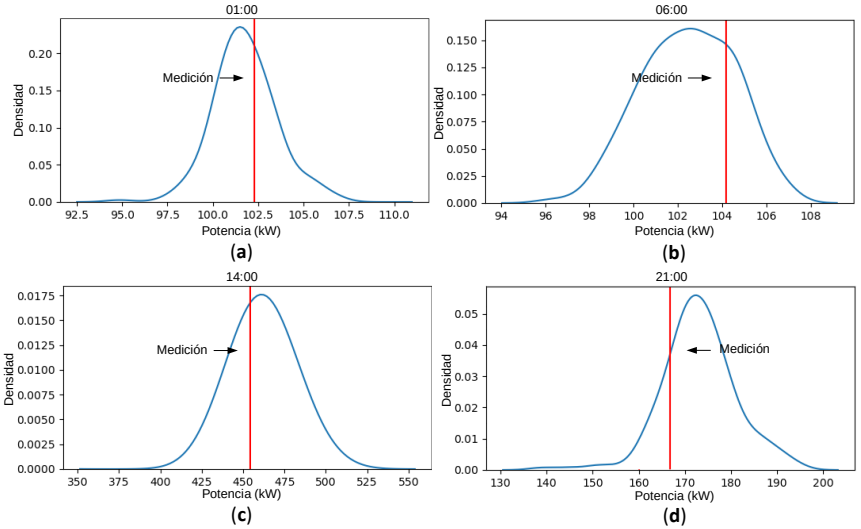


*Figura 5-8. Pronóstico probabilístico de carga SET MT/BT industrial. Funciones de probabilidad resultantes, horas: (**a**) 01:00, (**b**) 06:00, (**c**) 14:00, (**d**) 21:00 – 11 dic. 2020.*

5.2. Sistema de prueba I: Sistema IEEE de 13 nodos

5.2.1. Descripción del sistema

Para la aplicación de la metodología de planificación propuesta, se utilizó el sistema de prueba de 13 nodos de la IEEE [215], con algunas modificaciones que se detallan en esta sección. Este sistema, denominado como sistema de prueba I (ver *Figura 5-9.*), es trifásico balanceado, tiene una tensión nominal de 13.2 kV y considera la presencia de tres principales sectores: Industrial (Ind), Comercial (Com) y mayormente

residencial (Res). Los datos principales del sistema de prueba I están disponibles en línea en [212].

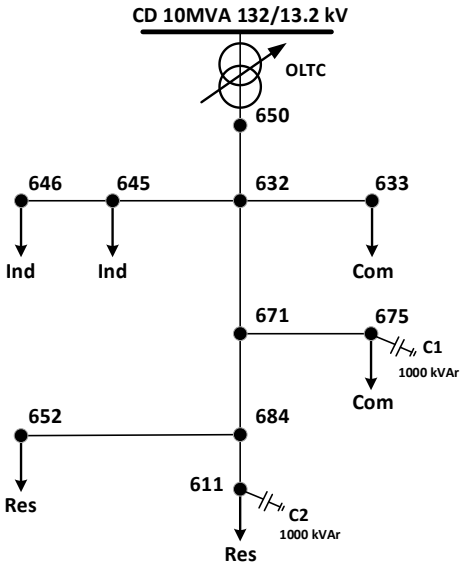


Figura 5-9. Diagrama unifilar – Sistema de prueba I.

Por otro lado, como variables de control, el sistema de prueba I dispone de los siguientes recursos controlables:

- Un OLTC del transformador de la subestación AT/MT,
- dos BDC conectados en los nodos 675 y 611,
- y tres nodos con cargas flexibles que participan en el programa de RD (645, 675 y 652).

5.2.2. Consideraciones

Los parámetros de planificación (datos de entrada) con incertidumbre corresponden a los pronósticos de potencia nodal de las SET MT/BT del sistema. Para ello, se utilizan mediciones reales del proyecto "Red Inteligente Caucete" que sirven como datos de entrenamiento para los

modelos de pronóstico probabilístico de cada nodo del sistema, acorde con el tipo de actividad considerado en cada uno (es decir, SET MT/BT con usuarios: Industrial (Ind), Comercial (Com) o mayormente residencial (Res)). El detalle de la modelación de los parámetros con incertidumbre se presenta en la sección subsiguiente.

Por otro lado, se adoptan diversas consideraciones técnicas y económicas que se emplean en la formulación del problema de planificación, las cuales se describen a continuación [128], [194], [198]:

- Costo de la energía para evaluar las pérdidas de energía: 0.1 $/kWh.
- Costo de la energía suministrada en mala calidad para violaciones de tensión $\pm$5%: 0.35 $/kWh.
- Costo de la energía no suministrada para violaciones de capacidad >80%: 1.0 $/kWh.
- Precio inicial diario de la energía (PREF): 0.1 $/kWh.
- Costo por acción de conmutación de BDC: 4.0 $/maniobra.
- Los BDC son fijos, es decir, estado conectado (1) o desconectado (0).
- Costo por acción de conmutación de OLTC: 6.0 $/maniobra.
- Las posiciones de toma de OLTC varían entre $[0.9, 1.1]$ p.u. de tensiones nominales con un tamaño de paso de 0.0125.
- Se supone que tres nodos de carga participan en el programa de RD. Los detalles sobre las elasticidades ξ_t se muestran en la *Tabla 5-4*.
- Los coeficientes η_1 y η_2 (definidos en (4.27)), que limitan los precios de venta de electricidad, se establecen en 0.5 y 1.5, respectivamente. Estos valores se consideran aceptables ya que tienen en cuenta los intereses tanto de la Distribuidora como de los usuarios. Por lo tanto, los precios pueden variar entre $[0.05, 0.15]$ $/kWh y han sido discretizados con una resolución de 0.025.

Tabla 5-4. Valores de elasticidad de nodos que participan en el programa de RD [198]

Horas del día	Elasticidad
01:00 – 12:00	– 0.3
13:00 – 16:00, 22:00 – 24:00	– 0.5
17:00 – 21:00	– 0.7

Por último, para verificar la precisión de los resultados obtenidos mediante la estrategia desarrollada PD+AG, todos los casos analizados se ejecutan inicialmente utilizando el algoritmo de PD (es decir, programación dinámica a partir de todas las configuraciones posibles resultado de una búsqueda exhaustiva). Esto permite obtener los resultados teóricamente óptimos para ajustar los parámetros de AG y determinar el número adecuado de configuraciones efectivas *n* de cada hora.

5.2.3. Datos de entrada con incertidumbre

Siguiendo la metodología general del aprendizaje automático, se lleva a cabo el entrenamiento de los modelos de pronóstico probabilístico para cada nodo del sistema, según lo descrito en la sección 5.1.1.1. Para ello, se utilizan las mediciones reales disponibles de la "Red Inteligente Caucete", acorde con el tipo de usuario definido en cada nodo.

Luego, con el fin de alcanzar estados operativos que requieran la gestión de los recursos controlables del sistema, ya sea por problemas de congestión en ramas, violaciones de tensión y, por supuesto, por reducción de pérdidas, los pronósticos de las potencias de inyección nodal son escalados convenientemente de tal forma que se cumpla con el objetivo anterior.

Así, en la *Figuras 5-10, 5-11 y 5-12* se muestran los resultados escalados de pronóstico de potencia nodal en forma de FPD, junto con la función de distribución acumulada (FDA), para las horas 06:00, 14:00 y 21:00 de un día hábil de verano (mes de diciembre), para los nodos 652, 646 y 633.

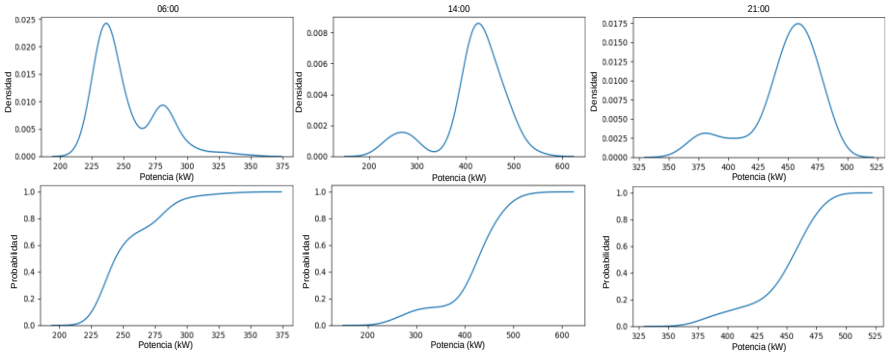


Figura 5-10. Función de densidad de probabilidad y acumulada – Nodo 652 Sistema de prueba I, horas: 06:00, 14:00, 21:00.

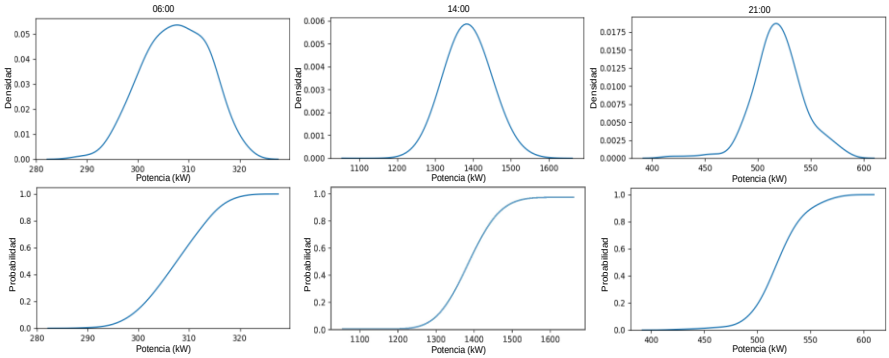


Figura 5-11. Función de densidad de probabilidad y acumulada – Nodo 646 Sistema de prueba I, horas: 06:00, 14:00, 21:00.

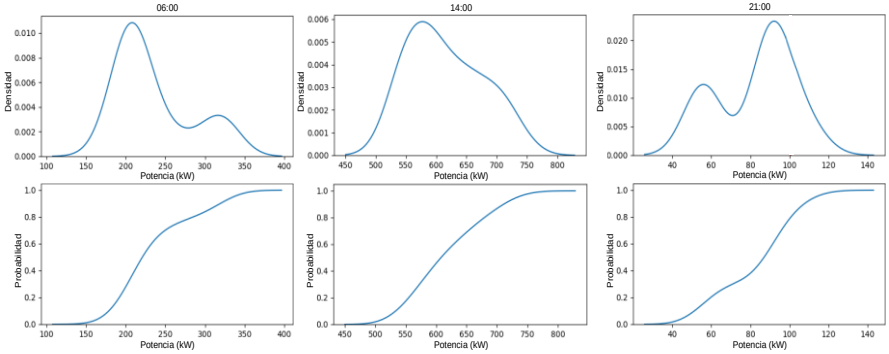


Figura 5-12. Función de densidad de probabilidad y acumulada – Nodo 633 Sistema de prueba I, horas: 06:00, 14:00, 21:00.

De acuerdo con las *Figuras 5-4 y 5-10* y *Figuras 5-8 y 5-11* se aprecia como los resultados, previamente detallados en la sección 5.1, se han asignado a los nodos 652 y 646, respectivamente. Al realizar una comparación visual, es evidente que el comportamiento diario y los niveles de incertidumbre se han mantenido, al mismo tiempo que se han adaptado para el análisis de la PDO en el sistema de prueba I.

Luego, a partir de las FDA y sus inversas se crean los escenarios suficientes para el análisis estocástico, en la forma que ya fue explicada en el capítulo anterior. Por último, en la *Figura 5-13* se ilustran los perfiles de carga (valores medios) de las potencias de inyección nodal para las siguientes 24 horas, señalando que la demanda máxima del sistema es de 6 MW durante la hora 16:00.

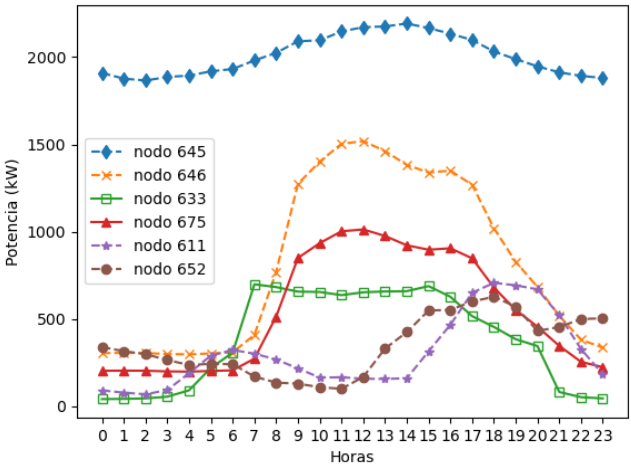


Figura 5-13. Perfiles de carga diarios (valores medios)–Sistema de prueba I.

5.2.4. Casos de estudio

A continuación, se detallan los distintos escenarios que exploran el comportamiento de la metodología de PDO propuesta.

Caso I

En este escenario todos los nodos del sistema tienen únicamente consumo de energía, excepto el nodo 652 que cuenta con GD-FV del 28% (mediciones originales, únicamente escaladas). Adicionalmente, este caso sirve de base para explicar en forma detallada sobre el potencial de la metodología propuesta en cuanto a reducción de pérdidas y minimización de las violaciones de tensión y capacidad existentes.

Caso II

En este escenario, en cambio, se analiza la influencia de los costos operacionales asociados con los dispositivos CVV y RD en la gestión del sistema. El objetivo de la PDO en este escenario es exclusivamente técnico.

Caso III

En este escenario, se formula al problema de planificación de forma determinística. En este escenario se supone que la información futura relacionada con la demanda y generación fotovoltaica (potencias nodales) están disponibles con total precisión.

Adicionalmente, con el fin de evaluar cómo las energías renovables afectan los estados operativos del sistema y consecuentemente las estrategias de planificación, se contemplan dos escenarios que consideran distintos niveles de penetración de GD-FV en el sistema.

Caso IV

Este escenario, con relación al Caso III, considera la incorporación de GD-FV en el nodo 611 del 50 % con relación a su demanda pico media diaria.

Caso V

Nuevamente tomando como referencia al Caso III, este escenario incorpora GD-FV en los nodos 611 y 646 del 50%, con relación a su demanda pico media diaria.

5.2.5. Resultados

En esta sección se presentan los resultados que justifican la necesidad de la formulación propuesta, seguido del análisis con respecto a la reducción de pérdidas y minimización de las violaciones de tensión (VT) y capacidad (VC) existentes. Los casos de estudio considerandos para el sistema de prueba I se han detallado en la sección previa y se resumen en la *Tabla 5-5*. Además, para simular los casos sin optimización, los ajustes del OLTC es su posición nominal, los BDC permanecen conectados y el precio de la energía es 0.1 $/kWh, es decir, el precio de referencia (PREF).

Tabla 5-5. Comparación de resultados para casos analizados en el Sistema de prueba I

Caso	Observación	Costo ($)						
		Pérdidas	VT	VC	RD	BDC	OLTC	Total
I	**Estocástico (Config. Q2).** No optimizado, variables de control en valores nominales	383.8	2484.2	10433.0	-	-	-	13301.0
I-PDO	Caso I optimizado	313.2	0.0	388.8	167.4	4.0	0.0	873.4
II-PDO	Caso I (sin costos operacionales) optimizado	239.8	0.0	259.6	---	---	---	499.4

III	**Caso I – Determinístico.** No optimizado, variables de control en valores nominales	395.1	4473.8	12281.1	-	-	-	17150.0
III-PDO	Caso III optimizado	316.1	0.0	424.4	200.1	4.0	0.0	944.6
IV	Caso III + GD-FV 50% nodo 611	377.6	1724.1	9598.2	-	-	-	11699.9
IV-PDO	Caso IV optimizado	304.9	0.0	404.9	190.9	4.0	0.0	904.6
V	Caso III + GD-FV 50% nodos 611 y 646	330.1	437.4	803.9	-	-	-	1571.4
V-PDO	Caso V optimizado	291.0	0.0	0.0	0.0	4.0	0.0	295.0

En el Caso I, luego de aplicar la metodología de PDO propuesta, se obtiene la FDP del costo diario total de operación para la empresa distribuidora, resultado de la agregación de escenarios. Con esta información, se calculan los cuartiles Q1, Q2 y Q3 y se seleccionan las programaciones diarias correspondientes. Estos resultados se muestran en la *Figura 5-14*.

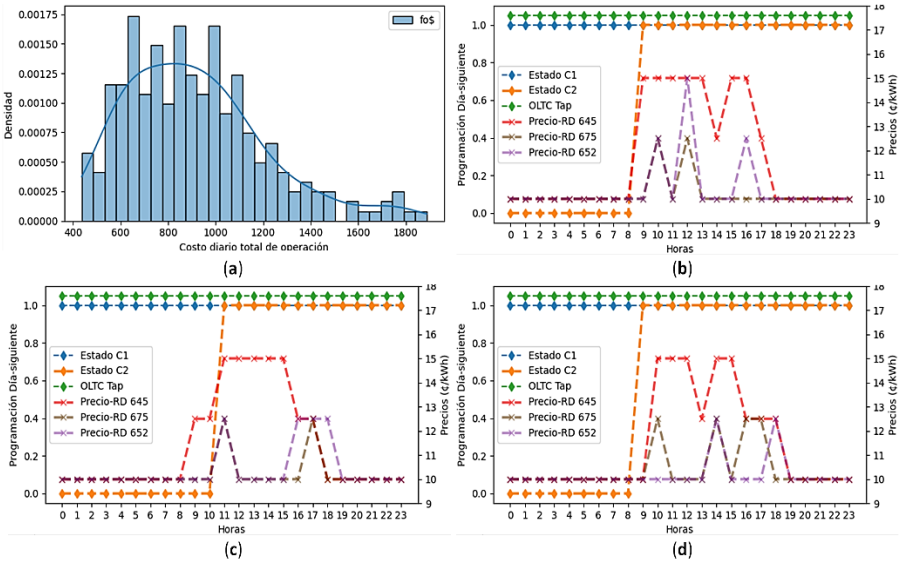


*Figura 5-14. Caso I – Sistema de prueba I: (**a**) FDP del costo diario total de operación, (**b**) programación del día-siguiente cuartil Q2, (**c**) programación del día-siguiente cuartil Q1, (**d**) programación del día-siguiente cuartil Q3.*

La *Figura 5-14*, muestra que la posición del tap de OLTC es la misma para las tres configuraciones obtenidas y permanece constante durante las 24 horas (tap = 1.05 p.u.). Además, los estados de conexión de los BDC C1 y C2 son similares en las tres configuraciones, con la diferencia de que para el cuartil Q1 se sugiere la conexión de C2 a la hora 10:00. Los precios de venta también tienen comportamientos muy similares, destacando que el nodo 645 (Industrial) es el que tiene una mayor participación de RD para la PDO. En resumen, los costos diarios totales de operación para las configuraciones con cuartil Q1, Q2 y Q3 son de $682.9, $873.4 y 1080.1, respectivamente. En aras de la claridad y objetividad, a continuación, se presentan únicamente los resultados de la programación Q2.

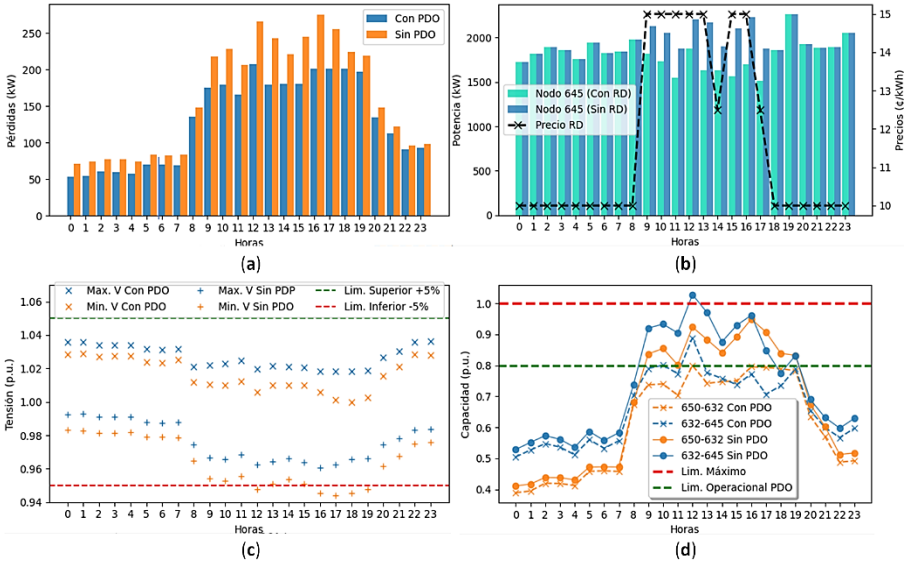


*Figura 5-15. Caso I – Programación cuartil Q2: (**a**) reducción de las pérdidas del sistema, (**b**) participación en programa de RD del nodo 645, **(c)** tensiones nodales máximas y mínimas del sistema, (**d**) minimización de las violaciones de capacidad en ramas.*

En la *Figura 5-15*, se muestran las reducciones de pérdidas y la gestión de violaciones de tensión y capacidad para cada hora. Por un lado, con la metodología propuesta, el costo debido a las pérdidas de energía se reduce en más del 18% (de $383.8 a $313.2), tal como se indica en la *Tabla 5-5*.

Por otro lado, en la *Figura 5-15 (c)* se ilustran los valores mínimos y máximos de las tensiones de todo el sistema. A partir de esto, se identifican violaciones del límite mínimo de magnitud especialmente durante las de mayor carga (12:00 h–19:00 h). Con la metodología propuesta, las tensiones convergen dentro los límites permitidos y se logra reducir los costos debido a violaciones de tensión a $0.

En cuanto a las violaciones de capacidad, se observa en la *Figura 5-15 (d)* que las ramas 650-632 y 632-645 exceden el límite máximo de operación establecido de 0.8 p.u. Después de realizar la PDO, se resuelve por completo la congestión de 650-632 (alimentador troncal) gracias a la participación coordinada de RD y CVV. Sin embargo, en la rama 632-645, se eliminan las congestiones en la mayoría de los periodos, excepto en la hora 12:00 donde solo se logra minimizar el inconveniente. Esto ocasiona un aumento de $388.8 en el costo de operación debido a la congestión (ver *Tabla 5-5*).

Es importante notar que la congestión se mantiene debido a una falta de disponibilidad de recurso de RD en esa zona. Esto se evidencia en la *Figura 5-15 (b)*, donde el precio en el nodo 645 alcanza su límite superior y, por ende, se produce la máxima reducción de potencia disponible durante estas horas de mayor congestión. En este sentido, la empresa distribuidora podría promover una mayor participación de RD o fomentar la incorporación de recursos energéticos distribuidos en esa zona, lo que brindaría mayor flexibilidad en la operación del sistema.

Por este motivo, en las *Figuras 5-16 y 5-17* se presentan mapas de calor que ilustran los niveles de carga o capacidades de las ramas del sistema para las horas 12:00 y 16:00 (hora en la que la congestión no se resuelve por completo y hora de demanda máxima del sistema, respectivamente). A partir de ello, se observa que los problemas de congestión se concentran principalmente en las ramas 650-632 y 632-645. Estas representaciones gráficas permiten comprender mejor los estados operativos del sistema en términos de niveles de carga y, a partir de esta información, proponer soluciones complementarias que resuelvan por completo los problemas/violaciones a presentarse en la red.

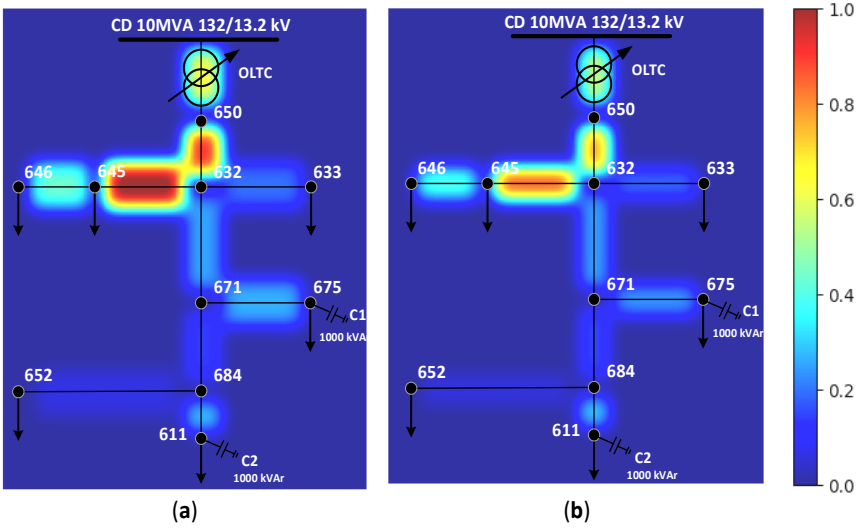


*Figura 5-16. Mapa de calor de capacidad en ramas. Caso I – Programación cuartil Q2, hora 12:00: (**a**) sin PDO y (**b**) con PDO.*

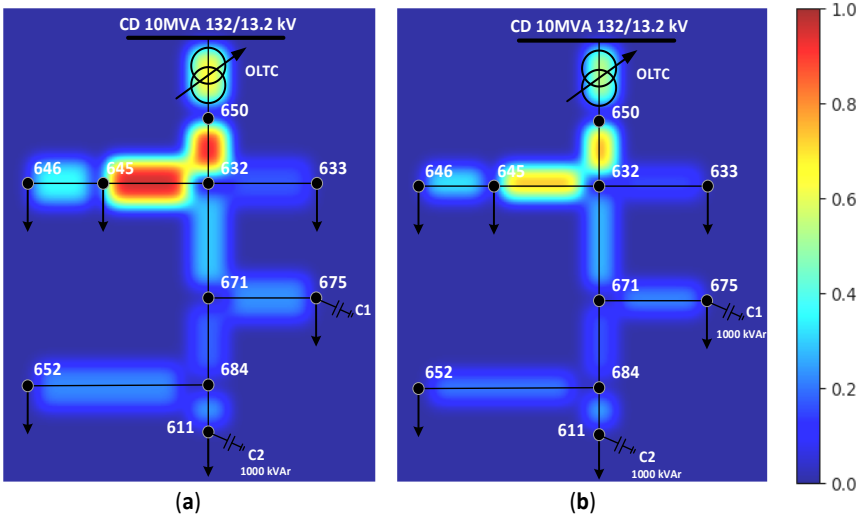


*Figura 5-17. Mapa de calor de capacidad en ramas. Caso I – Programación cuartil Q2, hora 16:00: (**a**) sin PDO y (**b**) con PDO.*

Por otra parte, con el objetivo de analizar el impacto de los costos operacionales asociados a los dispositivos CVV y RD en la PDO, se lleva a cabo el Caso II. En este caso, los resultados se obtienen considerando exclusivamente un análisis técnico que busca reducir las pérdidas y minimizar las violaciones de tensión y capacidad existentes. De esta manera, el costo diario de operación se reduce a $499.4, lo cual representa aproximadamente un 42.8% menos que el costo obtenido en el Caso I.

La *Figura 5-18* muestra la programación de las variables de control para las siguientes 24 horas. Es importante destacar que, en este caso, al no tomar en cuenta los costos asociados con la operación y uso de los recursos, se tiene un aumento notable en las operaciones de OLTC, BDC y RD a lo largo del día. Sin embargo, esto puede ocasionar un impacto negativo tanto en la vida útil de los dispositivos CVV, como en los niveles de satisfacción de los usuarios (por RD). Por lo que, es claro que un análisis de costos detallado asociado con la gestión de los recursos es importante para lograr una PDO efectiva desde el punto de vista técnico y económico.

Además, es importante señalar que, a pesar de no tener costo el recurso RD para este caso, no se realiza la máxima reducción de demanda durante las horas 03:00 y 04:00. Esto se debe a que, en este intervalo, que coincide con las horas de baja demanda del sistema (horas valle), una disminución adicional de demanda ocasiona violaciones de tensión en varios nodos de la red. En primera instancia, este inconveniente podría ser resuelto con la gestión del OLTC de la subestación AT/MT o con el BDC C1 (que se encuentra conectado en estas horas), considerando que el uso de los dispositivos CVV tampoco involucra costos para la Distribuidora. Sin embargo, ambas alternativas provocan un incremento de la corriente que, a su vez, aumenta las pérdidas y sus costos asociados.

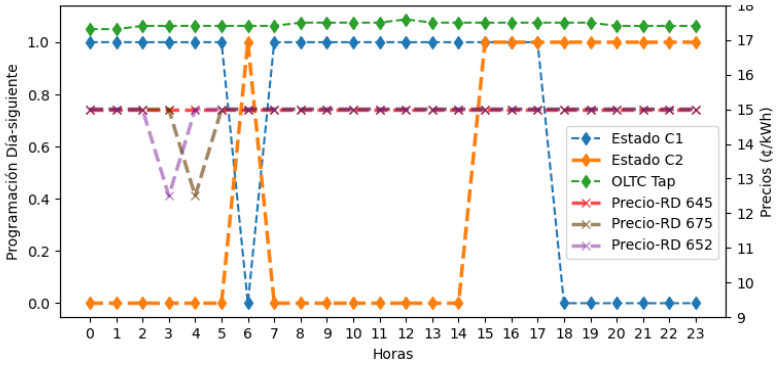


Figura 5-18. Caso II – Programación cuartil Q2: gestión recursos sin considerar sus costos operacionales.

Por otro lado, en el Caso III, se adopta un enfoque determinista en el cual se supone que la información relacionada con la carga y la generación GD-FV se dispone con precisión. Para ello, se utilizan los valores medios de las de las potencias de inyección nodal del Caso I (*Figura 5-13*), y se ejecuta la metodología propuesta en una sola ocasión.

De acuerdo con la *Tabla 5-5*, el costo diario de operación sin gestión alcanza los $17150.0 y se logra reducir a $944.6 a través de la PDO. En este caso, el costo diario de operación tiene una diferencia del 8.2% al enfoque estocástico (Caso I), y los costos asociados con RD aumentan un 19.5%. Esto evidencia la efectividad de la metodología propuesta y destaca la importancia de considerar la incertidumbre en los pronósticos nodales dentro de la PDO. Sin embargo, dado el alto grado de precisión en los resultados de pronóstico, una opción viable sería ejecutar la PDO utilizando los valores medios, especialmente para aplicaciones en tiempo real. Además, como era de esperar, las magnitudes de tensión convergen dentro los límites operacionales, y aunque se logra minimizar, las violaciones de capacidad en las ramas tampoco se resuelven por completo en este caso de estudio.

Con el fin de analizar el impacto de las energías renovables en la PDO, se incorpora GD-FV en los nodos 611 y 646 del 50%, con relación a su demanda pico media diaria (Caso IV y V, respectivamente). Los resultados obtenidos se resumen en la *Tabla 5-5*.

En el Caso V, la incorporación de GD-FV en ambos nodos tiene un efecto directo en la reducción de los costos de pérdidas de energía, así como en la minimización de las violaciones de tensión y capacidad en comparación con el Caso III. Con la metodología propuesta, se logra una reducción adicional de 9.8% en los costos de pérdidas, y las violaciones de tensión y capacidad se resuelven por completo para todas las horas del día siguiente.

La programación de las variables de control, así como la gestión de violaciones de tensión y capacidad para cada hora se muestran en las *Figuras 5-19 y 5-20*, respectivamente. Es importante resaltar que en este caso se requiere una gestión mínima de los dispositivos CVV, para lograr una operación eficiente del sistema. Además, gracias a la reducción de circulación de potencia reactiva por el sistema debido a CVV, se solucionan los problemas de congestión leves existentes (*ver Figura 5-20 (b)*) y se evita la reducción de carga por uso de RD. Como resultado, el costo de operación que enfrentará la empresa distribuidora se reduce a $295.0.

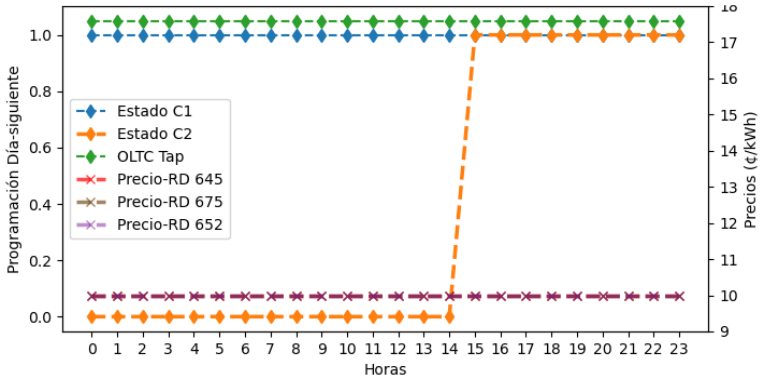


Figura 5-19. Caso V – Determinístico: programación del día-siguiente.

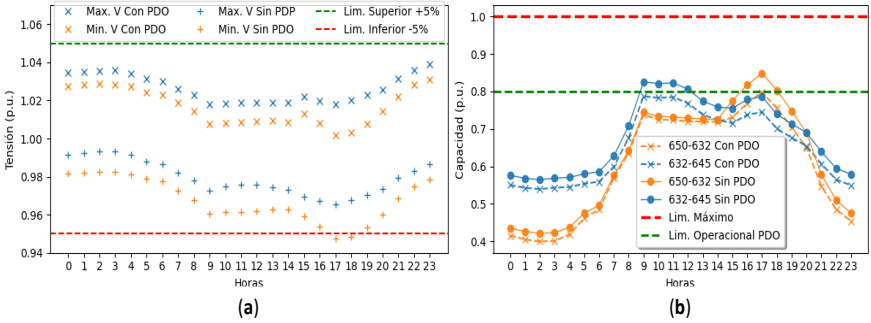


*Figura 5-20. Caso V – Determinístico: (**a**) tensiones nodales máximas y mínimas del sistema, (**b**) minimización de las violaciones de capacidad en ramas.*

5.3. Sistema de prueba II: Sistema LA de 37 nodos

5.3.1. Descripción del sistema

Con el fin de validar y probar la robustez y escalabilidad de la metodología propuesta, se implementa la PDO en un sistema de distribución típico latinoamericano de mediana escala de 37 nodos [194], [195]. En la *Figura 5-21 y 5-22* se muestran el diagrama unifilar del sistema de prueba II, así como los perfiles de carga (valores medios) de las potencias de inyección nodal para las siguientes 24 horas. A partir de esto, la demanda máxima del sistema es de 18 MW durante la hora 21:00. Los datos principales del sistema de prueba II están disponibles en línea en [212].

De igual manera, para este sistema de prueba II, se asume que es un sistema trifásico balanceado y tiene una tensión nominal de 13.2 kV. Es importante señalar que en ambos sistemas de prueba se ha considerado redes balanceadas, esto ya que en América Latina las empresas distribuidoras generalmente ubican sus cargas de BT de tal forma que a nivel de MT logren una red equilibrada [194], [195].

En este sistema se incluyen usuarios industriales de tipo I1, I2, I3 e I4, comerciales C1 y residenciales R1, R2 y R3. Además, las incertidumbres de carga y generación GD-FV se toman del sistema de prueba I, y se ajustan según las demandas medias de cada nodo en este sistema.

Por otro lado, como variables de control, el sistema de prueba II dispone de los siguientes recursos controlables:

- Un OLTC del transformador de la subestación AT/MT,
- cinco BDC conectados en los nodos D, E, G, K y O,
- y cuatro nodos con cargas flexibles que participan en el programa de RD (5, 9, 11 y 22).

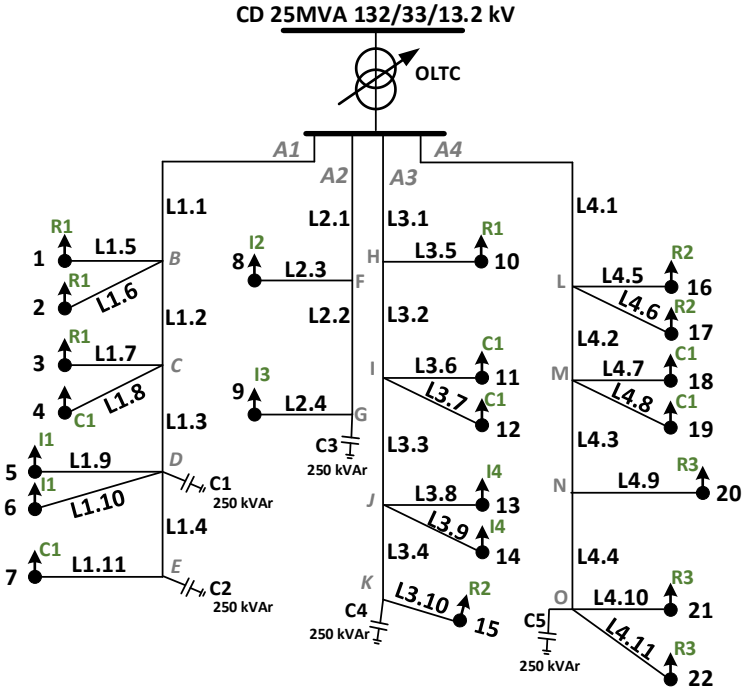


Figura 5-21. Diagrama unifilar – Sistema de prueba II.

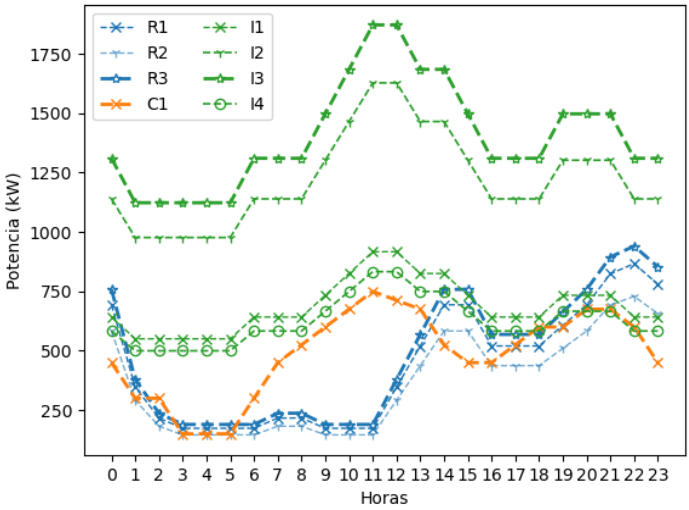


Figura 5-22. Perfiles de carga diarios (valores medios) – Sistema de prueba II.

5.3.2. Consideraciones

Las consideraciones técnicas y económicas para este caso son las mismas que se exponen en la sección 5.2.2 para el sistema de prueba I.

5.3.3. Casos de estudio

Los casos de estudio son: Caso I, Caso II, Caso III y Caso IV y siguen las mismas consideraciones que los casos diseñados para el sistema de prueba I.

En el Caso I, todos los nodos de carga tienen solamente consumo de energía, acorde a lo implementado en [194]. Para el Caso II, se ejecuta el Caso I basado en un enfoque determinista. Luego, en el Caso III se incorpora GD-FV en los nodos 4, 20 y 21 al 50% de su demanda pico media diaria. Por último, en el Caso IV se agrega generación solar en el nodo 2. De igual manera, los ajustes iniciales de OLTC, BDC y precio de la energía se mantienen en sus valores originales durante todo el horizonte para simular los casos sin optimización.

5.3.4. Resultados

La *Tabla 5-6* resume los casos analizados y muestra la eficacia de la metodología propuesta en la reducción de pérdidas y minimización de las violaciones de tensión y capacidad. En la *Figura 5-23 (a)* se muestra la FDP del costo diario total de operación del Caso I, luego de aplicar la metodología propuesta para diferentes escenarios de los datos de entrada inciertos (potencias nodales). Además, en la *Figura 5-23 (b), (c) y (d)* se despliegan los resultados de las variables de control para las programaciones correspondientes a los cuartiles Q1, Q2 y Q3.

Para este sistema de prueba, la posición del tap del OLTC y los estados de conexión de los BDC, son los mismos para las tres configuraciones obtenidas. Una de las principales razones es debido a la baja relación entre la potencia de inyección nodal y las tensiones del sistema. Es decir, que el efecto de variar potencia activa en un nodo (debido a la SMC) ocasiona pequeños cambios en las magnitudes de tensión. Sin embargo, está claro que la sensibilidad dependerá principalmente de los parámetros de línea y topología de red de cada sistema en análisis.

Por otro lado, los costos diarios totales de operación para las configuraciones con cuartil Q1, Q2 y Q3 son de $10544.1, $11147.4 y 11696.18, respectivamente. De modo similar, a continuación, se presentan los resultados de la programación Q2.

Tabla 5-6. Comparación de resultados para casos analizados en el Sistema de prueba II

Caso	Observación	Costo ($)						
		Pérdidas	**VT**	**VC**	**RD**	**BDC**	**OLTC**	**Total**
I	**Estocástico (Config. Q2).** No optimizado, variables de control en valores nominales	668.7	3069.2	23619.3	-	-	-	27357.1

I-PDO	Caso I optimizado	569.9	0.0	10365.3	212.3	0.0	0.0	11147.4
II	**Caso I – Determinístico.** No optimizado, variables de control en valores nominales	661.7	2803.7	22010.9	-	-	-	25476.4
II-PDO	Caso II optimizado	564.8	0.0	9891.6	204.5	0.0	0.0	10660.9
III	Caso II + GD-FV 50% nodos 4, 20 y 21	612.2	2803.7	17662.0	-	-	-	21077.9
III-PDO	Caso III optimizado	527.4	0.0	8132.1	151.2	0.0	0.0	8810.7
IV	Caso II + GD-FV 50% nodos 2, 4, 20 21	603.3	2803.7	16459.9	-	-	-	19866.8
IV-PDO	Caso IV optimizado	521.2	0.0	8002.6	138.3	0.0	0.0	8662.0

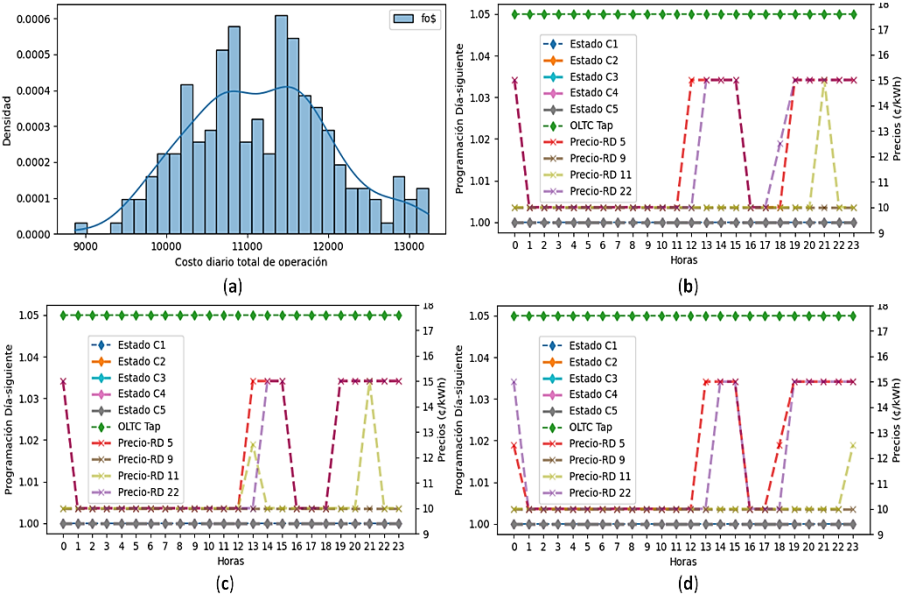


*Figura 5-23. Caso I – Sistema de prueba II: (**a**) FDP del costo diario total de operación, (**b**) programación del día-siguiente cuartil Q2, (**c**) programación del día-siguiente cuartil Q1, (**d**) programación del día-siguiente cuartil Q3.*

Para el Caso I (programación cuartil Q2), se logra una reducción significativa en el costo diario de operación, pasando de $27357.1 a $11147.4. Esto se debe a una disminución del 14.8% en los costos de pérdidas, una eliminación del 100% en los costos de violaciones de tensión y una reducción del 56.1% en los costos de violaciones de capacidad (ver *Tabla 5-6*). La disminución de las pérdidas totales en cada hora, así como los valores máximos y mínimos de las magnitudes de tensión alcanzados y la reducción de carga en el nodo 5 por RD se muestran en la *Figura 5-24*.

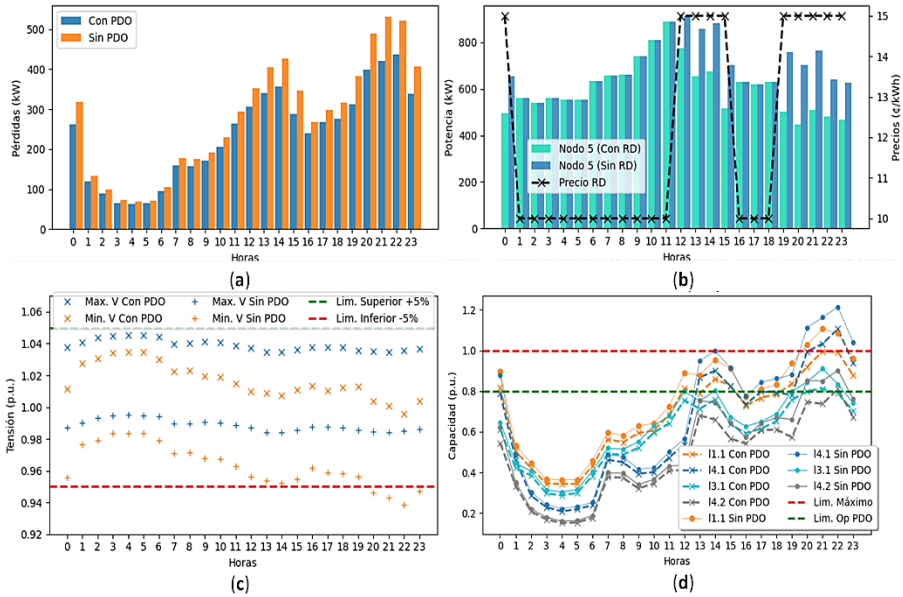


*Figura 5-24. Caso I – Programación cuartil Q2: (**a**) reducción de las pérdidas del sistema, (**b**) participación en programa de RD del nodo 5, (**c**) tensiones nodales máximas y mínimas del sistema, (**d**) minimización de las violaciones de capacidad en ramas.*

Además, en la *Figura 5-24 (d)* se observa que las congestiones en las ramas persisten después de la PDO en los periodos de 12:00 h - 15:00 h y 19:00 h - 23:00 h debido a la falta de recursos RD, similar a lo ocurrido en el sistema de prueba I. Por lo que, de manera análoga, en las *Figura 5-25 y 5-26* se presentan los niveles de carga de las ramas del sistema para las horas 14:00 y 21:00, con el fin de facilitar una comprensión visual de los estados operativos (capacidades) y los problemas/violaciones a presentarse en la red.

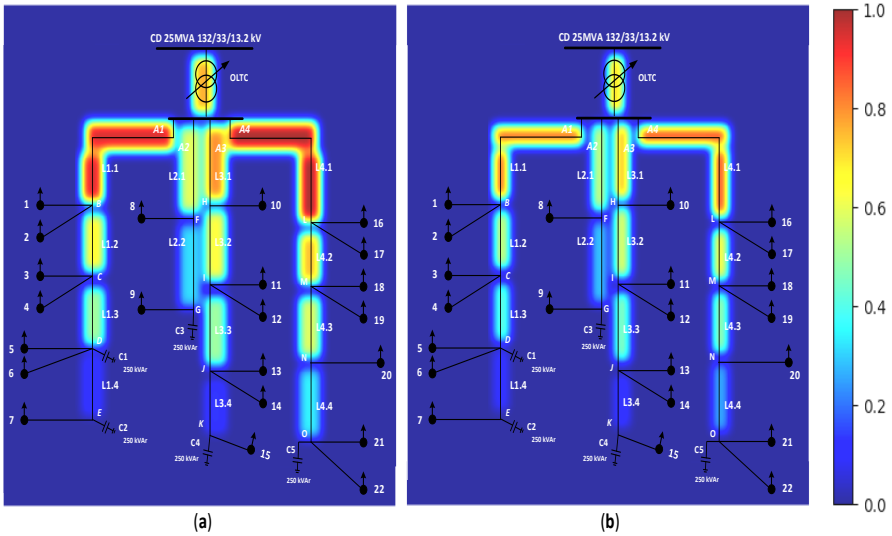


*Figura 5-25. Mapa de calor de capacidad en ramas. Caso I – Programación cuartil Q2, hora 14:00: (**a**) sin PDO y (**b**) con PDO.*

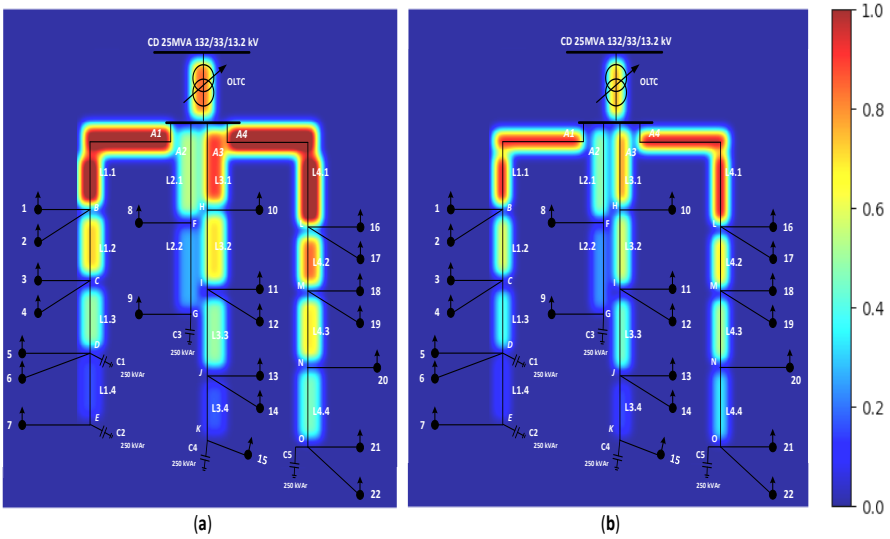


*Figura 5-26. Mapa de calor de capacidad en ramas. Caso I – Programación cuartil Q2, hora 21:00: (**a**) sin PDO y (**b**) con PDO.*

En este sentido, para hacer frente a la situación anterior, se incorpora GD-FV de acuerdo con los casos III y IV, lo que permite solucionar las congestiones en el pico del mediodía (12:00 h – 15:00 h), cuando se tiene la mayor inyección de potencia del recurso solar. Sin embargo, en el período de 19:00 h - 23:00 h (período que coincide con la hora pico sistema), ninguno de los casos analizados logra resolver las congestiones, lo que implica que la empresa distribuidora pueda enfrentar costos de operación/penalización considerablemente altos.

A pesar de esto, los resultados numéricos obtenidos respaldan la efectividad de la metodología propuesta al demostrar que puede alcanzar buenos resultados con relación a los diversos objetivos y casos analizados. Además, es importante destacar que uno de los principales desafíos al incorporar GD-FV es el riesgo de sobretensiones localizadas. Sin embargo, la metodología propuesta maneja de manera efectiva la gestión de tensiones, e incluso aprovecha este recurso para resolver las congestiones. Esto incrementa la capacidad de alojamiento de las fuentes de energía renovables y promueve su uso generalizado dentro del sistema, acorde con el concepto de redes activas de distribución.

CAPÍTULO 6:

CONCLUSIONES, APORTES Y RECOMENDACIONES

6.1. Conclusiones

La incorporación masiva de los recursos energéticos distribuidos como la generación distribuida, programas de respuesta de la demanda, sistemas de almacenamiento, vehículos eléctricos conectables, entre otros conlleva cambios en los paradigmas de la planificación y operación de los sistemas eléctricos de distribución. En este sentido, las empresas distribuidoras deberán estar preparadas para los desafíos fututos que conlleva esta incorporación. De modo que el desarrollo de sus sistemas se base en una planificación y gestión avanzada del sistema, de acuerdo con la filosofía de redes inteligentes. Por consiguiente, los sistemas de gestión y control, las tecnologías de la información y comunicación, y la infraestructura de medición avanzada no serán un complemento, sino una parte fundamental de estos sistemas eléctricos.

Como resultado, el rol de los operadores del sistema de distribución se ampliará en gran medida y realizarán una gestión similar a lo que ocurre aguas arriba en los sistemas de transmisión. Por lo que ahora, se requieren de nuevas herramientas y metodologías robustas de planificación que brinden soporte a la operación y faciliten la transición hacia las futuras redes activas de distribución.

Así, este trabajo de tesis está dirigido a realizar investigaciones en relación con la planificación de la operación de corto plazo en redes activas de distribución. Obviamente, este trabajo no pretende llegar a respuestas definitivas, dado que es posible que no existan soluciones únicas y absolutas a la problemática abordada. Por el contrario, el objetivo

de esta tesis se enfoca en el aporte de elementos teórico/metodológicos para analizar la integración, coordinación y gestión de los recursos energéticos distribuidos dentro un segmento especifico de la cadena de suministro eléctrico, tal es el caso de la distribución de energía eléctrica.

Para ello, la propuesta comprende una nueva metodología integral de planificación de la operación a corto plazo, específicamente planificación con un día en adelanto. En la metodología, se considera la gestión activa de los dispositivos Control Volt-Var (CVV) y un programa de respuesta de la demanda (RD) basado en precios para reducir las pérdidas de energía y resolver los problemas de congestión y violaciones de tensión existentes en la red. En particular, los objetivos se logran utilizando las cargas flexibles, bancos de capacitores y el OLTC del transformador de la subestación AT/MT y se formula como un problema de minimización de costos. Esto permite encontrar programaciones efectivas que cumplan con los estándares establecidos de seguridad, calidad y eficiencia energética, al tiempo que evita operaciones excesivas de los dispositivos CVV y reducciones de carga por RD.

Además, la metodología propuesta emplea la optimización estocástica junto con un modelo de pronóstico probabilístico basado en el aprendizaje profundo para abordar adecuadamente las incertidumbres en los parámetros de planificación. Concretamente, la incertidumbre asociada con la demanda y generación solar de pequeña escala, agregado a nivel de subestaciones transformadoras de MT/BT, se considera en este trabajo. De esta manera, la metodología propuesta permite examinar cómo las incertidumbres en los parámetros de planificación afectan al proceso de toma de decisiones.

Para verificar la validez de la metodología de planificación propuesta, se realizaron simulaciones numéricas en los sistemas de distribución IEEE 13 nodos modificado y en un sistema típico de América Latina 37 nodos, denominados como sistema de prueba I y II, respectivamente. Los resultados demostraron la robustez, escalabilidad y eficiencia computacional de la metodología desarrollada.

Mientras que, para evaluar el desempeño del modelo de pronóstico de carga/potencia neta desarrollado, se utilizaron mediciones reales de la base de datos relacional del proyecto "Red Inteligente Caucete". Este novedoso modelo, diseñado a partir de una nueva combinación de técnicas de aprendizaje profundo, logra una alta precisión y capacidad de generalización adecuada. Los resultados obtenidos se evaluaron a través de métricas de error utilizadas ampliamente para la tarea de pronóstico y se compararon con modelos de referencia populares en la comunidad científica, como es el caso de las redes neuronales recurrentes con capas RNN-LSTM.

Considerando el buen rendimiento del modelo propuesto desde un enfoque determinístico, se realiza una extensión probabilística a través del uso de la técnica Monte Carlo Dropout y la estimación de densidad de kernel. Esta técnica resulta atractiva ya que es fácil de implementar, genérica y directamente aplicable a cualquier red neuronal existente, sin necesidad de un reentrenamiento del modelo ya ajustado. Con base en los resultados y en la puntuación de Winkler, se demuestra que el modelo propuesto captura de manera eficiente la incertidumbre presente en el pronóstico de carga o neto de potencia.

Por último, con el fin de evaluar la capacidad de generalización y versatilidad del modelo propuesto, se realizaron simulaciones de pronóstico para diferentes estaciones del año y tipos de usuarios. Los resultados indican que el modelo es robusto y mantiene valores de precisión aceptables, requeridos para aplicaciones como la planificación de la operación de corto plazo.

Así, a lo largo de esta tesis doctoral se presentan nuevos modelos y herramientas metodológicas que, en conjunto, forman parte de una estrategia integral de solución sobre la problemática planteada. Para ello, este trabajo de investigación considera de una manera formal, sistemática y estructurada todas las etapas que en general involucran la planificación de la operación. Esto es, desde la recopilación de los datos hasta los algoritmos de planificación, incluyendo la estimación de los parámetros

de entrada. En virtud de ello, a continuación, se detallan los principales aportes alcanzados durante el desarrollo de esta tesis doctoral.

6.2. Aportes más importantes

Los aspectos científicos más importantes con los cuales la presente investigación contribuye al avance del conocimiento en la problemática de planificación de la operación en sistemas de distribución, así como en la tarea de pronóstico de carga de corto plazo son [92], [107], [147], [195], [197]:

- Desarrollo de una metodología integral estocástica que resuelve el problema de planificación de la operación con un día en adelanto y minimiza el costo total de operación de la empresa distribuidora, considerando incertidumbre es los parámetros de entrada.

  Para lograr lo anterior, la metodología evalúa los costos asociados con las pérdidas de energía, congestiones por las ramas, violaciones de tensión y costos debido a las operaciones de conmutación de los dispositivos CVV y uso de RD. De esta manera se definen programaciones que alcancen la mejor relación de compromiso entre los aspectos técnicos y económicos. Además, la metodología es lo suficientemente flexible para incluir recursos controlables o indicadores de desempeño adicionales dentro de la función objetivo, modelado a través de una función de costo (futuras investigaciones).

  Debido a la no convexidad y la no linealidad del problema de planificación multiperíodo, la metodología propone una estrategia de solución de dos etapas, basado en optimización metaheurística (algoritmos genéticos) y programación dinámica.

  Con el fin de considerar los efectos de las incertidumbres de la generación fotovoltaica y la variabilidad de la demanda en la toma de decisiones, se ha desarrollado un método de optimización estocástico basado en escenarios. De esta manera, a través de la

simulación de Monte Carlo y las funciones de probabilidad de las potencias de inyección nodal, se analiza la influencia de los parámetros con incertidumbre en la planificación de la operación.

- Desarrollo de un nuevo modelo probabilístico de pronóstico de carga de corto plazo basado en el aprendizaje profundo, Monte Carlo Dropout y la estimación de densidad de kernel.

  El modelo utiliza una nueva combinación efectiva de técnicas de aprendizaje profundo, como son las redes neuronales convolucionales causales dilatadas, bloques residuales, conexiones de salto y la arquitectura codificador-decodificador, para lograr una mayor precisión de pronóstico de corto plazo.

  El modelo basado en una arquitectura codificador-decodificador y capas convolucionales, es capaz de extraer automáticamente las características temporales y espaciales de los datos de entrada. De este modo, los efectos de las variables exógenas, por ejemplo, meteorológicas y calendario, se tienen en cuenta para contribuir a la precisión de la predicción.

  El modelo es flexible y puede incluir fácilmente diversas variables exógenas históricas y futuras en sus capas de entrada. Además, este tipo de estructura-arquitectura permite realizar predicciones directas (no autorregresivas), con una longitud arbitraria diferente a la del vector de entrada. En particular, y de acuerdo con las necesidades de aplicación, la longitud de los datos de entrada fueron 168 pasos de tiempo y 24 pasos a la salida (predicción). Es importante destacar que esta es una característica relevante del modelo propuesto, ya que, por ejemplo, en enfoques basados en capas LSTM esto no es posible. Para ello, se tienen dos alternativas: ajustar el horizonte de pronóstico para que coincida con la longitud del vector de entrada o realizar 24 pronósticos autorregresivos de un solo paso. Como se expuso en la sección 3.2, estas alternativas pueden resultar en una disminución de la precisión del pronóstico.

El modelo se extiende hacia un enfoque probabilístico para estimar la incertidumbre de predicción horaria de la carga o potencia neta detrás del medidor. Este enfoque permite obtener pronósticos en forma de función de probabilidad no paramétrica, a partir del modelo previamente entrenado (para la previsión puntual), en conjunto con la técnica Monte Carlo Dropout y la estimación de densidad kernel.

El modelo desarrollado se centra en perfiles de carga volátiles, con un mayor grado de granularidad espacial, es decir, pocos usuarios agregados en subestaciones transformadoras de MT/BT. Para su desarrollo, entrenamiento y validación, se han utilizado datos del mundo real obtenidos del proyecto "Red Inteligente Caucete", ubicado en la Provincia de San Juan-Argentina.

- Desarrollo e implementación de programas de código abierto basados en una co-simulación que utiliza el entorno de Python en conjunto con el simulador de sistemas de distribución OpenDSS, aprovechando así las capacidades de ambos programas.

  De esta forma, se pretende que la metodología de planificación, así como el modelo de pronóstico desarrollado, puedan ser utilizados como base para profundizar las investigaciones referentes a la planificación de la operación de sistemas activos de distribución.

6.3. Futuros trabajos

El desarrollo de esta investigación ha permitido detectar que los siguientes aspectos son de particular interés para un estudio más detallado, con el fin de expandir y enriquecer la metodología propuesta:

- Una línea de continuación importante es la incorporación de nuevos recursos emergentes, tales como la generación renovable y los sistemas de almacenamiento, en la metodología propuesta. Estos recursos, al ser considerados como variables de control

adicionales, brindarán una mayor flexibilidad a la planificación de operación.

- La metodología propuesta considera un entorno con incertidumbres en los parámetros de planificación. En específico, se aborda la incertidumbre de la demanda y generación fotovoltaica de pequeña escala, visto desde las subestaciones de MT/BT. Estos parámetros no son limitantes y tampoco son los únicos que pueden tener incertidumbre. Como futuro trabajo se propone modelar otros factores que afecten la planificación como es la carga/descarga de vehículos eléctricos o la respuesta de los usuarios ante cambios en el precio de la energía (programa RD).

- Dado que en la actualidad es posible disponer de registros de mediciones reales que incluyan la participación de los usuarios en programas de RD basados en precios. Se contempla, como trabajo futuro, evaluar el rendimiento del modelo de pronóstico (basado en datos) para estimar los perfiles de carga incluyendo este nuevo recurso. El ajuste de este modelo permitirá estimar la elasticidad de la demanda con respecto al precio, sin necesidad de conocer con detalle la información privada de los usuarios como sus preferencias de consumo, dispositivos, aislamiento térmico, temperatura interior, entre otros. Además, se analizará la necesidad de incluir variables exógenas adicionales, por ejemplo, los precios horarios de la energía y su efecto sobre la precisión de las estimaciones.

- Tomando en cuenta que esta investigación parte sobre la hipótesis de que la planificación a largo y mediano plazo ya está establecida, sería beneficioso considerar una estrategia integral que abarque los diferentes horizontes temporales que intervienen en la planificación de sistemas de distribución. Esto implica incluir en las decisiones el diseño de la red, la selección de componentes y sus capacidades, entre otros aspectos, para así lograr una planificación jerárquica que esté alineada con los objetivos a largo y corto plazo de la empresa distribuidora.

6.4. Publicaciones del autor

6.4.1. Revistas

- M. Jurado, E. Salazar, M. Samper, R. Rosés, D. Ojeda Esteybar, "Day-ahead operational planning for DisCos based on demand response flexibility and Volt/Var control". *Energies, Volume 16; Article 7045, 2023. https://doi.org/10.3390/en16207045.*

- M. Jurado, M. Samper, R. Rosés, "An improved encoder-decoder-based CNN model for probabilistic short-term load and PV forecasting". *Electric Power System Research, Volume 217; Article 109153, April 2023. https://doi: 10.1016/j.epsr.2023.109153".*

- E. Salazar, M. Jurado, M. Samper, "Reinforcement Learning-Based Pricing and Incentive Strategy for Demand Response in Smart Grids". *Energies, Volume 16, Article 1466, 2023. https://doi.org/10.3390/en16031466.*

- D. Altamirano, M. Samper, M. Jurado, et al., "Oportunidades y Desafíos en la Planificación de Transmisión Zonal de Chile Considerando Particularidades del Sistema de Distribución". *Ingeniare. Revista Chilena de Ingeniería, Volumen 31 N 1, 2023. https://doi: 10.4067/S0718-33052023000100205.*

6.4.2. Congresos

- M. Jurado, E. Salazar, M. Samper, R. Rosés, "Estimación estocástica de estados operativos con un día en adelanto en sistemas activos de distribución". *XIX ERIAC - Encuentro Regional Iberoamericano del CIGRÉ, Foz do Iguazú, 2023.*

- E. Salazar, M. Jurado, M. Samper, "Modelo de Respuesta Inteligente de la Demanda basado en Precios a través del Aprendizaje por Refuerzo". *XIX ERIAC - Encuentro Regional Iberoamericano del CIGRÉ, Foz do Iguazú, 2023.*

- M. Jurado, M. Samper, R. Rosés, "Analysis and a Conceptual Framework of Short-Term Planning Operation of South American Active Distribution Systems". *CIGRÉ Session, París, 2022; Article C6-10508_2022. https://e-cigre.org/publication/c6-10508_2022.*

- E. Salazar, M. Jurado, M. Samper, "Análisis de Factibilidad Técnica y Económica de Generación Fotovoltaica Distribuida para Autoabastecimiento en Ecuador". *Congreso Bianual 2022 de la IEEE de Argentina (ARGENCON), San Juan, Argentina, 2022, pp. 1-7, doi: 10.1109/ARGENCON55245.2022.9940090.*

Referencias bibliográficas

[1] A. Colmenar-Santos, C. Reino-Rio, D. Borge-Diez, and E. Collado-Fernández, "Distributed generation: A review of factors that can contribute most to achieve a scenario of DG units embedded in the new distribution networks," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 59, pp. 1130–1148, Jun. 2016, doi: 10.1016/j.rser.2016.01.023.

[2] A. R. Khan, A. Mahmood, A. Safdar, Z. A. Khan, and N. A. Khan, "Load forecasting, dynamic pricing and DSM in smart grid: A review," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 54, pp. 1311–1322, Feb. 2016, doi: 10.1016/j.rser.2015.10.117.

[3] C. Yuan, C. Hu, and T. Li, "Review of Congestion Management Methods for Power Systems," *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.*, vol. 233, no. 3, p. 032025, Feb. 2019, doi: 10.1088/1755-1315/233/3/032025.

[4] A. Ehsan and Q. Yang, "State-of-the-art techniques for modelling of uncertainties in active distribution network planning: A review," *Appl. Energy*, vol. 239, no. January, pp. 1509–1523, Apr. 2019, doi: 10.1016/j.apenergy.2019.01.211.

[5] E. Ghiani and G. Pisano, "Impact of Renewable Energy Sources and Energy Storage Technologies on the Operation and Planning of Smart Distribution Networks," in *Operation of Distributed Energy Resources in Smart Distribution Networks*, Elsevier, 2018, pp. 25–48.

[6] A. Keane *et al.*, "State-of-the-art techniques and challenges ahead for distributed generation planning and optimization," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 2, pp. 1493–1502, 2013, doi: 10.1109/TPWRS.2012.2214406.

[7] R. H. A. Zubo, G. Mokryani, H.-S. Rajamani, J. Aghaei, T. Niknam, and P. Pillai, "Operation and planning of distribution networks with integration of renewable distributed generators considering

uncertainties: A review," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 72, no. October, pp. 1177–1198, May 2017, doi: 10.1016/j.rser.2016.10.036.

[8] S. Satsangi and G. B. Kumbhar, "Review on Volt/VAr Optimization and Control in Electric Distribution System," in *2016 IEEE 1st International Conference on Power Electronics, Intelligent Control and Energy Systems (ICPEICES)*, Jul. 2016, pp. 1–6, doi: 10.1109/ICPEICES.2016.7853324.

[9] J. F. Franco, M. J. Rider, M. Lavorato, and R. Romero, "A mixed-integer LP model for the reconfiguration of radial electric distribution systems considering distributed generation," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 97, pp. 51–60, Apr. 2013, doi: 10.1016/j.epsr.2012.12.005.

[10] Z. Xiong, Y. Huang, W. Wang, Y. Zhang, X. Xu, and X. Sun, "A Day-Ahead Chance Constrained Volt/Var Control Scheme With Renewable Energy Sources by Novel Scenario Generation Method in Active Distribution Networks," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 64033–64042, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3074649.

[11] X. Liu, A. Aichhorn, L. Liu, and H. Li, "Coordinated Control of Distributed Energy Storage System With Tap Changer Transformers for Voltage Rise Mitigation Under High Photovoltaic Penetration," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 3, no. 2, pp. 897–906, Jun. 2012, doi: 10.1109/TSG.2011.2177501.

[12] W. Liu, Q. Wu, F. Wen, and J. Ostergaard, "Day-ahead congestion management in distribution systems through household demand response and distribution congestion prices," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 5, no. 6, pp. 2739–2747, 2014, doi: 10.1109/TSG.2014.2336093.

[13] H. Jiang and Y. Zhang, "Short-term distribution system state forecast based on optimal synchrophasor sensor placement and extreme learning machine," *IEEE Power Energy Soc. Gen. Meet.*, vol. 2016-Novem, pp. 1–5, 2016, doi: 10.1109/PESGM.2016.7741933.

[14] X. Fang, S. Misra, G. Xue, and D. Yang, "Smart Grid — The New and Improved Power Grid: A Survey," *IEEE Commun. Surv.*

Tutorials, vol. 14, no. 4, pp. 944–980, 2012, doi: 10.1109/SURV.2011.101911.00087.

[15] T. S. Vitor and J. C. M. Vieira, "Operation planning and decision-making approaches for Volt/Var multi-objective optimization in power distribution systems," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 191, no. May 2020, p. 106874, Feb. 2021, doi: 10.1016/j.epsr.2020.106874.

[16] A. Kulmala *et al.*, "Hierarchical and distributed control concept for distribution network congestion management," *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 11, no. 3, pp. 665–675, Feb. 2017, doi: 10.1049/iet-gtd.2016.0500.

[17] M. Papadimitrakis, N. Giamarelos, M. Stogiannos, E. N. Zois, N. A.-I. Livanos, and A. Alexandridis, "Metaheuristic search in smart grid: A review with emphasis on planning, scheduling and power flow optimization applications," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 145, no. April, p. 111072, Jul. 2021, doi: 10.1016/j.rser.2021.111072.

[18] R. Wagle, L. N. H. Pham, G. Tricarico, P. Sharma, J. L. Rueda, and F. Gonzalez-Longatt, "Co-simulation-based optimal reactive power control in smart distribution network," *Electr. Eng.*, Oct. 2023, doi: 10.1007/s00202-023-02078-w.

[19] T. A. Nakabi and P. Toivanen, "An ANN-based model for learning individual customer behavior in response to electricity prices," *Sustain. Energy, Grids Networks*, vol. 18, p. 100212, Jun. 2019, doi: 10.1016/j.segan.2019.100212.

[20] W.-C. Tsai, C.-S. Tu, C.-M. Hong, and W.-M. Lin, "A Review of State-of-the-Art and Short-Term Forecasting Models for Solar PV Power Generation," *Energies*, vol. 16, no. 14, p. 5436, Jul. 2023, doi: 10.3390/en16145436.

[21] A. Samimi and A. Kazemi, "Scenario-Based Stochastic Programming for Volt/Var Control in Distribution Systems With Renewable Energy Sources," *IETE Tech. Rev.*, vol. 33, no. 6, pp. 638–650, Nov. 2016, doi: 10.1080/02564602.2015.1135088.

[22] S. E. Razavi, A. Arefi, G. Ledwich, G. Nourbakhsh, D. B. Smith, and M. Minakshi, “From Load to Net Energy Forecasting: Short-Term Residential Forecasting for the Blend of Load and PV Behind the Meter,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 224343–224353, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3044307.

[23] J. Zhao *et al.*, “Behind-The-Meter Distributed Energy Resources: Estimation, Uncertainty Quantification, and Control,” 2023.

[24] J. C. Lopez, M. J. Rider, and Q. Wu, “Parsimonious Short-Term Load Forecasting for Optimal Operation Planning of Electrical Distribution Systems,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 34, no. 2, pp. 1427–1437, Mar. 2019, doi: 10.1109/TPWRS.2018.2872388.

[25] C. Deb, F. Zhang, J. Yang, S. E. Lee, and K. W. Shah, “A review on time series forecasting techniques for building energy consumption,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 74, no. July 2016, pp. 902–924, Jul. 2017, doi: 10.1016/j.rser.2017.02.085.

[26] J. Ekanayake, K. Liyanage, J. Wu, A. Yokoyama, and N. Jenkins, *Smart Grid: Technology and Applications*, Wiley. John Wiley & Sons, Ltd, 2012.

[27] R. Sherick and R. Yinger, “Modernizing the Calfornia Grid : Preparing for a Future with High Penetrations of Distributed Energy Resources,” *IEEE Power Energy Mag.*, vol. 15, no. 2, pp. 20–28, Mar. 2017, doi: 10.1109/MPE.2016.2637159.

[28] J. R. Aguero, E. Takayesu, D. Novosel, and R. Masiello, “Modernizing the Grid: Challenges and Opportunities for a Sustainable Future,” *IEEE Power Energy Mag.*, vol. 15, no. 3, pp. 74–83, May 2017, doi: 10.1109/MPE.2017.2660819.

[29] W. L. Theo, J. S. Lim, W. S. Ho, H. Hashim, and C. T. Lee, “Review of distributed generation (DG) system planning and optimisation techniques: Comparison of numerical and mathematical modelling methods,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 67, pp. 531–573, Jan. 2017, doi: 10.1016/j.rser.2016.09.063.

[30] Instituto de Energía Eléctrica: Curso de Posgrado, "Planeamiento Integrado de la Operación de Sistemas Multienergéticos en Mercados Eléctricos Competitivos," IEE-UNSJ, Septiembre, 2021.

[31] S. R. Rivera, "Decisión de Inversiones de Corto Plazo en Redes Eléctricas de Distribución considerando Estructuras Regulatorias PBR e Incertidumbres en los Parámetros de Planificación," Tesis Doctoral, Instituto de Energía Eléctrica, Universidad Nacional de San Juan, Argentina, 2011.

[32] Instituto de Energía Eléctrica: Curso de Posgrado, "Regulación en Mercados de Energía Eléctrica y Redes Inteligentes," IEE-UNSJ, Octubre, 2018.

[33] M. E. Samper, "Planificación de la expansión de los sistemas de distribución," Universidad Nacional de San Juan (UNSJ), Junio, 2017.

[34] D. G. Colomé, "Estimación del Estado de Funcionamiento de Redes de Distribución," Tesis Doctoral, Instituto de Energía Eléctrica, Universidad Nacional de San Juan, Argentina, 2009.

[35] W. El-Khattam and M. M. . Salama, "Distributed generation technologies, definitions and benefits," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 71, no. 2, pp. 119–128, Oct. 2004, doi: 10.1016/j.epsr.2004.01.006.

[36] A. Alarcon-Rodriguez, G. Ault, and S. Galloway, "Multi-objective planning of distributed energy resources: A review of the state-of-the-art," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 14, no. 5, pp. 1353–1366, Jun. 2010, doi: 10.1016/j.rser.2010.01.006.

[37] T. Ackermann, G. Andersson, and L. Söder, "Distributed generation: a definition," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 57, no. 3, pp. 195–204, Apr. 2001, doi: 10.1016/S0378-7796(01)00101-8.

[38] M. F. Akorede, H. Hizam, and E. Pouresmaeil, "Distributed energy resources and benefits to the environment," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 14, no. 2, pp. 724–734, 2010, doi: 10.1016/j.rser.2009.10.025.

[39] M. de Lima Pereira and J. Renato de Brito Sousa, “Monitoring Systems Used In Photovoltaic Microgeneration: A Review,” *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 15, no. 9, pp. 1671–1676, 2017, doi: 10.1109/TLA.2017.8015051.

[40] A. Hoke *et al.*, “Setting the Smart Solar Standard: Collaborations Between Hawaiian Electric and the National Renewable Energy Laboratory,” *IEEE Power Energy Mag.*, vol. 16, no. 6, pp. 18–29, Nov. 2018, doi: 10.1109/MPE.2018.2864226.

[41] S. Chatterjee and S. Chatterjee, “Review on the techno-commercial aspects of wind energy conversion system,” *IET Renew. Power Gener.*, vol. 12, no. 14, pp. 1581–1608, Oct. 2018, doi: 10.1049/iet-rpg.2018.5197.

[42] J.-S. Lai and M. W. Ellis, “Fuel Cell Power Systems and Applications,” *Proc. IEEE*, vol. 105, no. 11, pp. 2166–2190, Nov. 2017, doi: 10.1109/JPROC.2017.2723561.

[43] W. Ali, H. Farooq, A. U. Rehman, M. Jamil, Q. Awais, and M. Ali, “Grid Interconnection of Micro Hydro Power Plants: Major Requirements, Key Issues and Challenges,” in *2018 International Symposium on Recent Advances in Electrical Engineering (RAEE)*, Oct. 2018, pp. 1–6, doi: 10.1109/RAEE.2018.8706893.

[44] O. Zongo, A. Oonsivilai, I. College, and N. S. Thammarat, “Review on distributed generation technology in power systems,” vol. 2019, no. 1, pp. 1–7, 2019.

[45] F. Blaabjerg, Y. Yang, D. Yang, and X. Wang, “Distributed Power-Generation Systems and Protection,” *Proc. IEEE*, vol. 105, no. 7, pp. 1311–1331, 2017, doi: 10.1109/JPROC.2017.2696878.

[46] J. Salvatore, “World Energy Perspective - Cost of Energy Technologies,” *World Energy Counc.*, p. 48, 2013.

[47] N. L. Panwar, S. C. Kaushik, and S. Kothari, “Role of renewable energy sources in environmental protection: A review,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 15, no. 3, pp. 1513–1524, Apr. 2011, doi:

10.1016/j.rser.2010.11.037.

[48] L. F. Ochoa, A. Padilha-Feltrin, and G. P. Harrison, “Evaluating distributed generation impacts with a multiobjective index,” *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 21, no. 3, pp. 1452–1458, 2006, doi: 10.1109/TPWRD.2005.860262.

[49] Eurelectric, “Active distribution system management: a key tool for the smooth integration of distributed generation,” *Eurelectric*, no. February, pp. 1–53, 2013.

[50] E. J. Salazar, M. Jurado E., and M. E. Samper, “Análisis de Factibilidad Técnica y Económica de la Generación Fotovoltaica Distribuida para Autoabastecimiento en Ecuador,” in *2022 IEEE Biennial Congress of Argentina (ARGENCON)*, Sep. 2022, pp. 1–7, doi: 10.1109/ARGENCON55245.2022.9940090.

[51] M. Samper, G. Coria, and M. Facchini, “Grid parity analysis of distributed PV generation considering tariff policies in Argentina,” *Energy Policy*, vol. 157, p. 112519, Oct. 2021, doi: 10.1016/j.enpol.2021.112519.

[52] Yuan-Kang Wu, Jhih-Hao Lin, and Huei-Jeng Lin, “Standards and guidelines for grid-connected photovoltaic generation systems: A review and comparison,” in *2016 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting*, Oct. 2016, pp. 1–8, doi: 10.1109/IAS.2016.7731810.

[53] P. T. Manditereza and R. Bansal, “Renewable distributed generation: The hidden challenges - A review from the protection perspective,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 58, pp. 1457–1465, 2016, doi: 10.1016/j.rser.2015.12.276.

[54] A. Keane *et al.*, “State-of-the-art techniques and challenges ahead for distributed generation planning and optimization,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 2, pp. 1493–1502, 2013, doi: 10.1109/TPWRS.2012.2214406.

[55] C. W. Gellings, “The Concept of Demand-Side Management for Electric Utilities,” *Proc. IEEE*, vol. 73, no. 10, pp. 1468–1470, 1985, doi: 10.1109/PROC.1985.13318.

[56] M. H. Imani, M. J. Ghadi, S. Ghavidel, and L. Li, “Demand Response Modeling in Microgrid Operation: a Review and Application for Incentive-Based and Time-Based Programs,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 94, no. June, pp. 486–499, 2018, doi: 10.1016/j.rser.2018.06.017.

[57] U. S. Department of Energy, “Energy policy Act of 2005. Public Law 109–58,” *Section 12*. 2006.

[58] L. Bai, J. Wang, C. Wang, C. Chen, and F. Li, “Distribution Locational Marginal Pricing (DLMP) for Congestion Management and Voltage Support,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 33, no. 4, pp. 4061–4073, Jul. 2018, doi: 10.1109/TPWRS.2017.2767632.

[59] A. Mohsenzadeh and C. Pang, “Two stage residential energy management under distribution locational marginal pricing,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 154, pp. 361–372, Jan. 2018, doi: 10.1016/j.epsr.2017.09.010.

[60] B. Ramanathan and V. Vittal, “A Framework for Evaluation of Advanced Direct Load Control With Minimum Disruption,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 23, no. 4, pp. 1681–1688, Nov. 2008, doi: 10.1109/TPWRS.2008.2004732.

[61] C. M. Chu and T. L. Jong, “A novel direct air-conditioning load control method,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 23, no. 3, pp. 1356–1363, 2008, doi: 10.1109/TPWRS.2008.926432.

[62] E. Ghiani, F. Pilo, and G. Celli, “Definition of Smart Distribution Networks,” in *Operation of Distributed Energy Resources in Smart Distribution Networks*, Elsevier, 2018, pp. 1–23.

[63] V. K. Mehta and R. Mehta, “Principles of Power System 4th Edition,” 4th ed., S. Chand, 2012, pp. 89–100.

[64] B. Zakeri and S. Syri, “Electrical energy storage systems: A comparative life cycle cost analysis,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 42, pp. 569–596, 2015, doi: 10.1016/j.rser.2014.10.011.

[65] S. Darby, J. Strömbäck, and M. Wilks, “Potential carbon impacts of smart grid development in six European countries,” *Energy Effic.*, vol. 6, no. 4, pp. 725–739, 2013, doi: 10.1007/s12053-013-9208-8.

[66] M. Welsch, M. Howells, M. Bazilian, J. F. DeCarolis, S. Hermann, and H. H. Rogner, “Modelling elements of Smart Grids - Enhancing the OSeMOSYS (Open Source Energy Modelling System) code,” *Energy*, vol. 46, no. 1, pp. 337–350, 2012, doi: 10.1016/j.energy.2012.08.017.

[67] P. A. Østergaard, “Regulation strategies of cogeneration of heat and power (CHP) plants and electricity transit in Denmark,” *Energy*, vol. 35, no. 5, pp. 2194–2202, 2010, doi: 10.1016/j.energy.2010.02.005.

[68] S. Rinne and S. Syri, “Heat pumps versus combined heat and power production as CO2 reduction measures in Finland,” *Energy*, vol. 57, pp. 308–318, Aug. 2013, doi: 10.1016/j.energy.2013.05.033.

[69] F. Shen, S. Huang, Q. Wu, S. Repo, Y. Xu, and J. Ostergaard, “Comprehensive Congestion Management for Distribution Networks based on Dynamic Tariff, Reconfiguration and Re-profiling Product,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 3053, no. c, 2018, doi: 10.1109/TSG.2018.2868755.

[70] G. Strbac, C. K. Gan, M. Aunedi, V. Stanojevic, and et al, “Benefits of advanced smart metering for demand response based control of distribution networks,” no. April 2010, 2010, [Online]. Available: http://www.energynetworks.org/ena_energyfutures/Smart_Metering_Benerfits_Summary_ENASEDGImperial_100409.pdf.

[71] M. J. Ghadi, S. Ghavidel, A. Rajabi, A. Azizivahed, L. Li, and J. Zhang, “A review on economic and technical operation of active distribution systems,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 104, no. August 2018, pp. 38–53, 2019, doi: 10.1016/j.rser.2019.01.010.

[72] G. R. Barai, S. Krishnan, and B. Venkatesh, “Smart metering and functionalities of smart meters in smart grid - a review,” in *2015 IEEE Electrical Power and Energy Conference (EPEC)*, Oct. 2015, pp. 138–145, doi: 10.1109/EPEC.2015.7379940.

[73] D. Dharshana, M. Kolhe, A. Sharma, S. Garud, V. Dehalwar, and V. K. Singh, “Review of information and communication technologies for smart micro-grid automation,” in *2017 7th International Conference on Power Systems (ICPS)*, Dec. 2017, pp. 842–848, doi: 10.1109/ICPES.2017.8387406.

[74] D. N. Molokomme, C. S. Chabalala, and P. Bokoro, “A Survey on Information and Communications Technology Infrastructure for Smart Grids,” in *2019 IEEE 2nd Wireless Africa Conference (WAC)*, Aug. 2019, pp. 1–6, doi: 10.1109/AFRICA.2019.8843419.

[75] H. Shareef, M. S. Ahmed, A. Mohamed, and E. Al Hassan, “Review on Home Energy Management System Considering Demand Responses, Smart Technologies, and Intelligent Controllers,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 24498–24509, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2831917.

[76] C. Kalalas, L. Thrybom, and J. Alonso-Zarate, “Cellular Communications for Smart Grid Neighborhood Area Networks: A Survey,” *IEEE Access*, vol. 4, pp. 1469–1493, 2016, doi: 10.1109/ACCESS.2016.2551978.

[77] R. J. Yinger and A. E. Kamiab, “Good Vibrations,” *IEEE Power Energy Mag.*, vol. 9, no. 5, pp. 22–32, Sep. 2011, doi: 10.1109/MPE.2011.941831.

[78] G. Celli *et al.*, “A comparison of distribution network planning solutions: Traditional reinforcement versus integration of distributed energy storage,” in *2013 IEEE Grenoble Conference*, Jun. 2013, pp. 1–6, doi: 10.1109/PTC.2013.6652338.

[79] B. Biegel, M. Westenholz, L. H. Hansen, J. Stoustrup, P. Andersen, and S. Harbo, “Integration of flexible consumers in the ancillary service markets,” *Energy*, vol. 67, pp. 479–489, 2014, doi:

10.1016/j.energy.2014.01.073.

[80] P. Olivella-Rosell *et al.*, “Local Flexibility Market Design for Aggregators Providing Multiple Flexibility Services at Distribution Network Level,” *Energies*, vol. 11, no. 4, p. 822, Apr. 2018, doi: 10.3390/en11040822.

[81] ENTSO-E, “Towards smarter grids : Developing TSO and DSO roles and interactions for the benefit of consumers,” *Eur. Netw. Transm. Syst. Oper. Electr.*, pp. 1–8, 2015.

[82] S. Klyapovskiy, S. You, H. Cai, and H. W. Bindner, “Incorporate flexibility in distribution grid planning through a framework solution,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 111, no. August 2018, pp. 66–78, 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2019.03.069.

[83] Y. Xiang *et al.*, “Optimal Active Distribution Network Planning: A Review,” *Electr. Power Components Syst.*, vol. 44, no. 10, pp. 1075–1094, 2016, doi: 10.1080/15325008.2016.1156194.

[84] K. Korotkiewicz *et al.*, “State forecasting in smart distribution grids: a modular approach using CARMA algorithm,” *CIRED - Open Access Proc. J.*, vol. 2017, no. 1, pp. 1487–1491, 2017, doi: 10.1049/oap-cired.2017.0904.

[85] E. Smith, S. Corzine, D. Racey, P. Dunne, C. Hassett, and J. Weiss, “Going Beyond Cybersecurity Compliance: What Power and Utility Companies Really Need To Consider,” *IEEE Power Energy Mag.*, vol. 14, no. 5, pp. 48–56, Sep. 2016, doi: 10.1109/MPE.2016.2573898.

[86] S. Saxena, S. Bhatia, and R. Gupta, “Cybersecurity Analysis of Load Frequency Control in Power Systems: A Survey,” *Designs*, vol. 5, no. 3, p. 52, Aug. 2021, doi: 10.3390/designs5030052.

[87] Y. M. Khaw, A. Abiri Jahromi, M. F. M. Arani, S. Sanner, D. Kundur, and M. Kassouf, “A Deep Learning-Based Cyberattack Detection System for Transmission Protective Relays,” *IEEE Trans. Smart*

Grid, vol. 12, no. 3, pp. 2554–2565, May 2021, doi: 10.1109/TSG.2020.3040361.

[88] F. Capitanescu, I. Bilibin, and E. Romero Ramos, "A Comprehensive Centralized Approach for Voltage Constraints Management in Active Distribution Grid," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 29, no. 2, pp. 933–942, Mar. 2014, doi: 10.1109/TPWRS.2013.2287897.

[89] H. Sun, G. Feng, D. Nikovski, and J. Zhang, "Dynamic state estimation based on unscented Kalman filter and very short-term load and distributed generation forecasting," in *2016 IEEE International Conference on Power System Technology (POWERCON)*, Sep. 2016, pp. 1–6, doi: 10.1109/POWERCON.2016.7753928.

[90] R. Yang, H. Jiang, and Y. Zhang, "Short-term state forecasting-based optimal voltage regulation in distribution systems," in *2017 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT)*, Apr. 2017, pp. 1–5, doi: 10.1109/ISGT.2017.8086076.

[91] M. Yilmaz and R. El-Shatshat, "State-based Volt/VAR control strategies for active distribution networks," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 100, no. November 2017, pp. 411–421, Sep. 2018, doi: 10.1016/j.ijepes.2018.02.040.

[92] M. Jurado, E. Salazar, M. Samper, and R. Rosés, "Estimación Estocástica de Estados Operativos con un día en adelanto en Sistemas Activos de Distribución," *XIX ERIAC - Encuentro Regional Iberoamericano del CIGRÉ*, Foz do Iguazú, 2023.

[93] M. J. Dolan, E. M. Davidson, I. Kockar, G. W. Ault, and S. D. J. McArthur, "Reducing Distributed Generator Curtailment Through Active Power Flow Management," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 5, no. 1, pp. 149–157, Jan. 2014, doi: 10.1109/TSG.2013.2267617.

[94] A. A. Chowdhury and D. O. Koval, "Value-based distribution system reliability planning," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 34, no. 1, pp. 23–29, 1998, doi: 10.1109/28.658710.

[95] E. R. Muela Velasco, “Planificación Anual de la Operación de Sistemas Eléctricos considerando criterios Medioambientales. Un enfoque Multicriterio,” Tesis Doctoral, Instituto de Energía Eléctrica, Universidad Nacional de San Juan, Argentina, 2006.

[96] A. Al Mamun, M. Sohel, N. Mohammad, M. S. Haque Sunny, D. R. Dipta, and E. Hossain, “A Comprehensive Review of the Load Forecasting Techniques Using Single and Hybrid Predictive Models,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 134911–134939, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3010702.

[97] M. Sun, C. Feng, and J. Zhang, “Factoring Behind-the-Meter Solar into Load Forecasting: Case Studies under Extreme Weather,” in *2020 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT)*, Feb. 2020, no. ii, pp. 1–5, doi: 10.1109/ISGT45199.2020.9087791.

[98] E. Ogliari, A. Dolara, G. Manzolini, and S. Leva, “Physical and hybrid methods comparison for the day ahead PV output power forecast,” *Renew. Energy*, vol. 113, pp. 11–21, Dec. 2017, doi: 10.1016/j.renene.2017.05.063.

[99] S. Hosseini, S. Taheri, M. Farzaneh, H. Taheri, and M. Narimani, “Determination of Photovoltaic Characteristics in Real Field Conditions,” *IEEE J. Photovoltaics*, vol. 8, no. 2, pp. 572–580, Mar. 2018, doi: 10.1109/JPHOTOV.2018.2797974.

[100] S. P. DURRANI, S. BALLUFF, L. WURZER, and S. KRAUTER, “Photovoltaic yield prediction using an irradiance forecast model based on multiple neural networks,” *J. Mod. Power Syst. Clean Energy*, vol. 6, no. 2, pp. 255–267, Mar. 2018, doi: 10.1007/s40565-018-0393-5.

[101] S. Zhang, Y. Wang, Y. Zhang, D. Wang, and N. Zhang, “Load probability density forecasting by transforming and combining quantile forecasts,” *Appl. Energy*, vol. 277, p. 115600, Nov. 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.115600.

[102] Y. Liu, P. Zhang, and X. Qiu, "Optimal volt/var control in distribution systems," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 24, no. 4, pp. 271–276, May 2002, doi: 10.1016/S0142-0615(01)00032-1.

[103] H. Ahmadi, J. R. Marti, and H. W. Dommel, "A Framework for Volt-VAR Optimization in Distribution Systems," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 6, no. 3, pp. 1473–1483, May 2015, doi: 10.1109/TSG.2014.2374613.

[104] M. Ramesh Babu, C. Venkatesh Kumar, and R. Sreekanth, "Optimal volt/var control of distribution system using multi objective particle swarm optimization," *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 16, no. 3, pp. 1088–1095, 2019, doi: 10.11591/ijeecs.v16.i3.pp1088-1095.

[105] P. Li *et al.*, "Coordinated Control Method of Voltage and Reactive Power for Active Distribution Networks Based on Soft Open Point," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 8, no. 4, pp. 1430–1442, Oct. 2017, doi: 10.1109/TSTE.2017.2686009.

[106] A. Igiligi *et al.*, "Assessment of Conservation Voltage Reduction in Distribution Networks with Voltage Regulating Distribution Transformers," *Energies*, vol. 16, no. 7, p. 3155, Mar. 2023, doi: 10.3390/en16073155.

[107] M. F. Jurado, M. E. Samper, and R. Rosés, "Analysis and a Conceptual Framework of Short-Term Planning Operation of South American Active Distribution Systems," *CIGRÉ Sess. Mater.*, pp. C6-10508_2022, 2022, [Online]. Available: web: https://e-cigre.org/publication/c6-10508_2022.

[108] Y. Huo *et al.*, "Data-driven Predictive Voltage Control for Distributed Energy Storage in Active Distribution Networks," *CSEE J. Power Energy Syst.*, 2022, doi: https://doi.org/10.17775/CSEEJPES.2022.02880.

[109] Z. Ziadi *et al.*, "Optimal Voltage Control Using Inverters Interfaced With PV Systems Considering Forecast Error in a Distribution System," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 5, no. 2, pp. 682–690,

Apr. 2014, doi: 10.1109/TSTE.2013.2292598.

[110] W. Tao, C. Fang, S. Lu, Q. Liu, and R. Lin, “Voltage control of distribution network with photovoltaic power generation systems,” in *2018 3rd International Conference on Intelligent Green Building and Smart Grid (IGBSG)*, Apr. 2018, pp. 1–6, doi: 10.1109/IGBSG.2018.8393571.

[111] K. McKenna and A. Keane, “Residential Load Modeling of Price-Based Demand Response for Network Impact Studies,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 7, no. 5, pp. 2285–2294, 2016, doi: 10.1109/TSG.2015.2437451.

[112] S. Huang, Q. Wu, Z. Liu, and A. H. Nielsen, “Review of congestion management methods for distribution networks with high penetration of distributed energy resources,” in *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies, Europe*, Oct. 2014, vol. 2015-Janua, no. January, pp. 1–6, doi: 10.1109/ISGTEurope.2014.7028811.

[113] P. Palensky and D. Dietrich, “Demand Side Management: Demand Response, Intelligent Energy Systems, and Smart Loads,” *IEEE Trans. Ind. Informatics*, vol. 7, no. 3, pp. 381–388, Aug. 2011, doi: 10.1109/TII.2011.2158841.

[114] A. Saavedra, M. Negrete-Pincetic, R. Rodríguez, M. Salgado, and Á. Lorca, “Flexible load management using flexibility bands,” *Appl. Energy*, vol. 317, p. 119077, Jul. 2022, doi: 10.1016/j.apenergy.2022.119077.

[115] D. Papadaskalopoulos and G. Strbac, “Decentralized Participation of Flexible Demand in Electricity Markets—Part I: Market Mechanism,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 4, pp. 3658–3666, Nov. 2013, doi: 10.1109/TPWRS.2013.2245686.

[116] P. Siano, “Demand response and smart grids—A survey,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 30, pp. 461–478, Feb. 2014, doi: 10.1016/j.rser.2013.10.022.

[117] N. O'Connell, Q. Wu, J. Østergaard, A. H. Nielsen, S. T. Cha, and Y. Ding, "Day-ahead tariffs for the alleviation of distribution grid congestion from electric vehicles," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 92, pp. 106–114, 2012, doi: 10.1016/j.epsr.2012.05.018.

[118] Z. Liu, Q. Wu, S. S. Oren, S. Huang, R. Li, and L. Cheng, "Distribution Locational Marginal Pricing for Optimal Electric Vehicle Charging Through Chance Constrained Mixed-Integer Programming," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 9, no. 2, pp. 644–654, Mar. 2018, doi: 10.1109/TSG.2016.2559579.

[119] P. M. Sotkiewicz and J. M. Vignolo, "Nodal Pricing for Distribution Networks: Efficient Pricing for Efficiency Enhancing DG," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 21, no. 2, pp. 1013–1014, May 2006, doi: 10.1109/TPWRS.2006.873006.

[120] F. Meng and B. H. Chowdhury, "Distribution LMP-based economic operation for future Smart Grid," in *2011 IEEE Power and Energy Conference at Illinois*, Feb. 2011, pp. 1–5, doi: 10.1109/PECI.2011.5740485.

[121] V. Vijayan, A. Mohapatra, S. N. Singh, and A. Tiwari, "A Blended Approach to Improve Reliability and Efficiency of Active EDN via Dynamic Feeder Reconfiguration, Demand Response, and VVO," *IEEE Trans. Autom. Sci. Eng.*, pp. 1–12, 2022, doi: 10.1109/TASE.2022.3220523.

[122] C. Spanias, "Demand-side Volt / Var / Watt regulation for effective voltage control in distribution grids," *2019 IEEE PES Innov. Smart Grid Technol. Eur.*, pp. 1–5.

[123] M. H. K. Tushar and C. Assi, "Volt-VAR Control Through Joint Optimization of Capacitor Bank Switching, Renewable Energy, and Home Appliances," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 9, no. 5, pp. 4077–4086, Sep. 2018, doi: 10.1109/TSG.2017.2648509.

[124] V. Vijayan, A. Mohapatra, and S. N. Singh, "Demand Response with Volt/Var Optimization for unbalanced active distribution systems," *Appl. Energy*, vol. 300, no. January, 2021, doi:

10.1016/j.apenergy.2021.117361.

[125] M. Aryanezhad, "Management and coordination of LTC, SVR, shunt capacitor and energy storage with high PV penetration in power distribution system for voltage regulation and power loss minimization," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 100, no. September 2017, pp. 178–192, Sep. 2018, doi: 10.1016/j.ijepes.2018.02.015.

[126] U. Waleed, A. Haseeb, M. M. Ashraf, F. Siddiq, M. Rafiq, and M. Shafique, "A Multiobjective Artificial-Hummingbird-Algorithm-Based Framework for Optimal Reactive Power Dispatch Considering Renewable Energy Sources," *Energies*, vol. 15, no. 23, p. 9250, Dec. 2022, doi: 10.3390/en15239250.

[127] M. S. Saddique *et al.*, "Solution to optimal reactive power dispatch in transmission system using meta-heuristic techniques—Status and technological review," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 178, no. February 2019, p. 106031, 2020, doi: 10.1016/j.epsr.2019.106031.

[128] D. C. Londoño Tamayo, W. M. Villa-Acevedo, and J. M. López-Lezama, "Multi-Period Optimal Reactive Power Dispatch Using a Mean-Variance Mapping Optimization Algorithm," *Computers*, vol. 11, no. 4, p. 48, Mar. 2022, doi: 10.3390/computers11040048.

[129] M. Marzband, F. Azarinejadian, M. Savaghebi, and J. M. Guerrero, "An Optimal Energy Management System for Islanded Microgrids Based on Multiperiod Artificial Bee Colony Combined With Markov Chain," *IEEE Syst. J.*, vol. 11, no. 3, pp. 1712–1722, Sep. 2017, doi: 10.1109/JSYST.2015.2422253.

[130] M. M. Rahman, A. Arefi, G. M. Shafiullah, and S. Hettiwatte, "A new approach to voltage management in unbalanced low voltage networks using demand response and OLTC considering consumer preference," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 99, no. December 2017, pp. 11–27, Jul. 2018, doi: 10.1016/j.ijepes.2017.12.034.

[131] M. A. Shoeb, F. Shahnia, and G. M. Shafiullah, “A Multilayer and Event-Triggered Voltage and Frequency Management Technique for Microgrid’s Central Controller Considering Operational and Sustainability Aspects,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 10, no. 5, pp. 5136–5151, Sep. 2019, doi: 10.1109/TSG.2018.2877999.

[132] M. M. Sánchez-Mora, D. L. Bernal-Romero, O. D. Montoya, W. M. Villa-Acevedo, and J. M. López-Lezama, “Solving the Optimal Reactive Power Dispatch Problem through a Python-DIgSILENT Interface,” *Computation*, vol. 10, no. 8, p. 128, Jul. 2022, doi: 10.3390/computation10080128.

[133] A. T. Procopiou and L. F. Ochoa, “Asset congestion and voltage management in large-scale MV-LV networks with solar PV,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 36, no. 5, pp. 4018–4027, 2021, doi: 10.1109/TPWRS.2021.3067838.

[134] S. A. Subramanya, M. Parathodiyil, and A. N. Nagashree, “Implementation of Peak Demand Reduction on a Distribution Feeder using Python-OpenDSS co-simulation,” in *2021 IEEE International Conference on Electronics, Computing and Communication Technologies (CONECCT)*, Jul. 2021, pp. 01–06, doi: 10.1109/CONECCT52877.2021.9622589.

[135] R. C. Dugan and T. E. McDermott, “An open source platform for collaborating on smart grid research,” in *2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting*, Jul. 2011, pp. 1–7, doi: 10.1109/PES.2011.6039829.

[136] J. A. Morán-Burgos, J. E. Sierra-Aguilar, W. M. Villa-Acevedo, and J. M. López-Lezama, “A Multi-Period Optimal Reactive Power Dispatch Approach Considering Multiple Operative Goals,” *Appl. Sci.*, vol. 11, no. 18, p. 8535, Sep. 2021, doi: 10.3390/app11188535.

[137] M. H. Shariatkhah, M. R. Haghifam, J. Salehi, and A. Moser, “Duration based reconfiguration of electric distribution networks using dynamic programming and harmony search algorithm,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 41, no. 1, pp. 1–10, 2012, doi: 10.1016/j.ijepes.2011.12.014.

[138] G. Gutiérrez-Alcaraz and J. H. Tovar-Hernández, “Two-stage heuristic methodology for optimal reconfiguration and Volt/VAr control in the operation of electrical distribution systems,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 11, no. 16, pp. 3946–3954, Nov. 2017, doi: 10.1049/iet-gtd.2016.1870.

[139] P. Smets, “Numerical Representation of Uncertainty,” in *Handbook of Defeasible Reasoning and Uncertainty Management Systems*, D. M. Gabbay and P. Smets, Eds. Springer Netherlands, 1998, pp. 265–309.

[140] S. A. Alavi, A. Ahmadian, and M. Aliakbar-Golkar, “Optimal probabilistic energy management in a typical micro-grid based-on robust optimization and point estimate method,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 95, pp. 314–325, 2015, doi: 10.1016/j.enconman.2015.02.042.

[141] L. NI, F. WEN, W. LIU, J. MENG, G. LIN, and S. DANG, “Congestion management with demand response considering uncertainties of distributed generation outputs and market prices,” *J. Mod. Power Syst. Clean Energy*, vol. 5, no. 1, pp. 66–78, Jan. 2017, doi: 10.1007/s40565-016-0257-9.

[142] M. Rizvi, B. Pratap, and S. B. Singh, “Optimal energy management in a microgrid under uncertainties using novel hybrid metaheuristic algorithm,” *Sustain. Comput. Informatics Syst.*, vol. 36, no. October 2021, p. 100819, 2022, doi: 10.1016/j.suscom.2022.100819.

[143] C. Zhang and Y. Xu, “Hierarchically-Coordinated Voltage/VAR Control of Distribution Networks Using PV Inverters,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 11, no. 4, pp. 2942–2953, 2020, doi: 10.1109/TSG.2020.2968394.

[144] Y. Guo, Q. Zhang, and Z. Wang, “Cooperative Peak Shaving and Voltage Regulation in Unbalanced Distribution Feeders,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 36, no. 6, pp. 5235–5244, 2021, doi: 10.1109/TPWRS.2021.3069781.

[145] F. U. Nazir, B. C. Pal, and R. A. Jabr, “Distributed Solution of Stochastic Volt/VAr Control in Radial Networks,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 11, no. 6, pp. 5314–5324, Nov. 2020, doi: 10.1109/TSG.2020.3002100.

[146] H. Quan, Z. Li, T. Zhou, and J. Yin, “Two-stage optimization strategy of multi-objective Volt/Var coordination in electric distribution network considering renewable uncertainties,” *Energy Reports*, vol. 9, pp. 155–166, Sep. 2023, doi: 10.1016/j.egyr.2023.04.089.

[147] M. Jurado, M. Samper, and R. Rosés, “An improved encoder-decoder-based CNN model for probabilistic short-term load and PV forecasting,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 217, p. 109153, Apr. 2023, doi: 10.1016/j.epsr.2023.109153.

[148] Z. Wang, J. Wang, B. Chen, M. M. Begovic, and Y. He, “MPC-Based Voltage/Var Optimization for Distribution Circuits With Distributed Generators and Exponential Load Models,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 5, no. 5, pp. 2412–2420, Sep. 2014, doi: 10.1109/TSG.2014.2329842.

[149] Ö. F. Ertugrul, “Forecasting electricity load by a novel recurrent extreme learning machines approach,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 78, pp. 429–435, Jun. 2016, doi: 10.1016/j.ijepes.2015.12.006.

[150] Y. Chen, Y. Yang, C. Liu, C. Li, and L. Li, “A hybrid application algorithm based on the support vector machine and artificial intelligence: An example of electric load forecasting,” *Appl. Math. Model.*, vol. 39, no. 9, pp. 2617–2632, May 2015, doi: 10.1016/j.apm.2014.10.065.

[151] M. Ghofrani, M. Ghayekhloo, A. Arabali, and A. Ghayekhloo, “A hybrid short-term load forecasting with a new input selection framework,” *Energy*, vol. 81, pp. 777–786, 2015, doi: 10.1016/j.energy.2015.01.028.

[152] M. Saviozzi, S. Massucco, and F. Silvestro, “Implementation of advanced functionalities for Distribution Management Systems: Load

forecasting and modeling through Artificial Neural Networks ensembles," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 167, no. November 2018, pp. 230–239, Feb. 2019, doi: 10.1016/j.epsr.2018.10.036.

[153] 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 Trans. Smart Grid*, vol. 10, no. 1, pp. 841–851, Jan. 2019, doi: 10.1109/TSG.2017.2753802.

[154] F. M. Bianchi, E. Maiorino, M. C. Kampffmeyer, A. Rizzi, and R. Jenssen, *Recurrent Neural Networks for Short-Term Load Forecasting*. Cham: Springer International Publishing, 2017.

[155] L. Wen, K. Zhou, and S. Yang, "Load demand forecasting of residential buildings using a deep learning model," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 179, no. November 2019, p. 106073, Feb. 2020, doi: 10.1016/j.epsr.2019.106073.

[156] A. Al Mamun, M. Sohel, N. Mohammad, M. S. Haque Sunny, D. R. Dipta, and E. Hossain, "A Comprehensive Review of the Load Forecasting Techniques Using Single and Hybrid Predictive Models," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 134911–134939, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3010702.

[157] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," in *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Jun. 2016, vol. 2016-Decem, pp. 770–778, doi: 10.1109/CVPR.2016.90.

[158] H. Eskandari, M. Imani, and M. P. Moghaddam, "Convolutional and recurrent neural network based model for short-term load forecasting," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 195, no. February, p. 107173, Jun. 2021, doi: 10.1016/j.epsr.2021.107173.

[159] H. Wang, Y. Zhao, and S. Tan, "Short-term load forecasting of power system based on time convolutional network," in *2019 8th International Symposium on Next Generation Electronics (ISNE)*, Oct. 2019, pp. 1–3, doi: 10.1109/ISNE.2019.8896684.

[160] S. Bai, J. Z. Kolter, and V. Koltun, “An Empirical Evaluation of Generic Convolutional and Recurrent Networks for Sequence Modeling,” Mar. 2018, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1803.01271.

[161] K. Amarasinghe, D. L. Marino, and M. Manic, “Deep neural networks for energy load forecasting,” in *2017 IEEE 26th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, Jun. 2017, pp. 1483–1488, doi: 10.1109/ISIE.2017.8001465.

[162] A. van den Oord *et al.*, “WaveNet: A Generative Model for Raw Audio,” pp. 1–15, Sep. 2016, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1609.03499.

[163] Y. Chen, Y. Kang, Y. Chen, and Z. Wang, “Probabilistic forecasting with temporal convolutional neural network,” *Neurocomputing*, vol. 399, pp. 491–501, Jul. 2020, doi: 10.1016/j.neucom.2020.03.011.

[164] K. Chen, K. Chen, Q. Wang, Z. He, J. Hu, and J. He, “Short-Term Load Forecasting With Deep Residual Networks,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 10, no. 4, pp. 3943–3952, Jul. 2019, doi: 10.1109/TSG.2018.2844307.

[165] W. Zhang, H. Quan, O. Gandhi, R. Rajagopal, C.-W. Tan, and D. Srinivasan, “Improving Probabilistic Load Forecasting Using Quantile Regression NN With Skip Connections,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 11, no. 6, pp. 5442–5450, Nov. 2020, doi: 10.1109/TSG.2020.2995777.

[166] D. L. Marino, K. Amarasinghe, and M. Manic, “Building energy load forecasting using Deep Neural Networks,” in *IECON 2016 - 42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, Oct. 2016, pp. 7046–7051, doi: 10.1109/IECON.2016.7793413.

[167] H. Wilms, M. Cupelli, and A. Monti, “Combining auto-regression with exogenous variables in sequence-to-sequence recurrent neural networks for short-term load forecasting,” in *2018 IEEE 16th International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*, Jul. 2018, pp. 673–679, doi: 10.1109/INDIN.2018.8471953.

[168] M. Aouad, H. Hajj, K. Shaban, R. A. Jabr, and W. El-Hajj, "A CNN-Sequence-to-Sequence network with attention for residential short-term load forecasting," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 211, no. May, p. 108152, Oct. 2022, doi: 10.1016/j.epsr.2022.108152.

[169] T. Hong, P. Pinson, S. Fan, H. Zareipour, A. Troccoli, and R. J. Hyndman, "Probabilistic energy forecasting: Global Energy Forecasting Competition 2014 and beyond," *Int. J. Forecast.*, vol. 32, no. 3, pp. 896–913, Jul. 2016, doi: 10.1016/j.ijforecast.2016.02.001.

[170] P. Kobylinski, M. Wierzbowski, and K. Piotrowski, "High-resolution net load forecasting for micro-neighbourhoods with high penetration of renewable energy sources," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 117, no. November 2018, p. 105635, May 2020, doi: 10.1016/j.ijepes.2019.105635.

[171] T. Hong and S. Fan, "Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review," *Int. J. Forecast.*, vol. 32, no. 3, pp. 914–938, 2016, doi: 10.1016/j.ijforecast.2015.11.011.

[172] L. Zhu and N. Laptev, "Deep and Confident Prediction for Time Series at Uber," in *2017 IEEE International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW)*, Nov. 2017, vol. 2017-Novem, pp. 103–110, doi: 10.1109/ICDMW.2017.19.

[173] M. Al-Gabalawy, N. S. Hosny, and A. R. Adly, "Probabilistic forecasting for energy time series considering uncertainties based on deep learning algorithms," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 196, no. February, p. 107216, Jul. 2021, doi: 10.1016/j.epsr.2021.107216.

[174] A. Khosravi, S. Nahavandi, and D. Creighton, "Construction of Optimal Prediction Intervals for Load Forecasting Problems," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 25, no. 3, pp. 1496–1503, Aug. 2010, doi: 10.1109/TPWRS.2010.2042309.

[175] D. Salinas, V. Flunkert, J. Gasthaus, and T. Januschowski, "DeepAR: Probabilistic forecasting with autoregressive recurrent networks," *Int. J. Forecast.*, vol. 36, no. 3, pp. 1181–1191, Jul. 2020, doi:

10.1016/j.ijforecast.2019.07.001.

[176] Y. He and H. Li, “Probability density forecasting of wind power using quantile regression neural network and kernel density estimation,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 164, no. March, pp. 374–384, 2018, doi: 10.1016/j.enconman.2018.03.010.

[177] M. Rosenblatt, “Remarks on some nonparametric estimates of a density function,” in *Ann Math Stat*, 3rd ed., 1956, pp. 832–837.

[178] S. Bang, S.-H. Eo, Y. M. Cho, M. Jhun, and H. Cho, “Non-crossing weighted kernel quantile regression with right censored data,” *Lifetime Data Anal.*, vol. 22, no. 1, pp. 100–121, Jan. 2016, doi: 10.1007/s10985-014-9314-8.

[179] J. Shim and C. Hwang, “Support vector censored quantile regression under random censoring,” *Comput. Stat. Data Anal.*, vol. 53, no. 4, pp. 912–919, Feb. 2009, doi: 10.1016/j.csda.2008.10.037.

[180] Y. Gal and Z. Ghahramani, “Dropout as a Bayesian Approximation: Representing Model Uncertainty in Deep Learning,” *33rd Int. Conf. Mach. Learn. ICML 2016*, vol. 3, pp. 1651–1660, Jun. 2015, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1506.02142.

[181] R. S. N. Srivastava, G. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever, “Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 15, no. 1, pp. 1929–1958, 2014.

[182] G. E. Hinton, N. Srivastava, A. Krizhevsky, I. Sutskever, and R. R. Salakhutdinov, “Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors,” Jul. 2012, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1207.0580.

[183] A. van den Oord, N. Kalchbrenner, O. Vinyals, L. Espeholt, A. Graves, and K. Kavukcuoglu, “Conditional Image Generation with PixelCNN Decoders,” *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, pp. 4797–4805, Jun. 2016, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1606.05328.

[184] K. Zhang, M. Sun, T. X. Han, X. Yuan, L. Guo, and T. Liu, "Residual Networks of Residual Networks: Multilevel Residual Networks," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 28, no. 6, pp. 1303–1314, Jun. 2018, doi: 10.1109/TCSVT.2017.2654543.

[185] R. M. Neal, "Bayesian Learning for Neural Networks," PhD thesis, University of Toronto, Canada, 1995.

[186] R. Seoh, "Qualitative Analysis of Monte Carlo Dropout," pp. 1–13, Jul. 2020, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/2007.01720.

[187] J. Che and J. Wang, "Short-term load forecasting using a kernel-based support vector regression combination model," *Appl. Energy*, vol. 132, pp. 602–609, Nov. 2014, doi: 10.1016/j.apenergy.2014.07.064.

[188] Y. Gal, J. Hron, and A. Kendall, "Concrete Dropout," *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 2017-Decem, pp. 3582–3591, May 2017, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1705.07832.

[189] X. Gao, X. Li, B. Zhao, W. Ji, X. Jing, and Y. He, "Short-Term Electricity Load Forecasting Model Based on EMD-GRU with Feature Selection," *Energies*, vol. 12, no. 6, p. 1140, Mar. 2019, doi: 10.3390/en12061140.

[190] S. Kim, G. Lee, G.-Y. Kwon, D.-I. Kim, and Y.-J. Shin, "Deep Learning Based on Multi-Decomposition for Short-Term Load Forecasting," *Energies*, vol. 11, no. 12, p. 3433, Dec. 2018, doi: 10.3390/en11123433.

[191] S. Kim and H. Kim, "A new metric of absolute percentage error for intermittent demand forecasts," *Int. J. Forecast.*, vol. 32, no. 3, pp. 669–679, Jul. 2016, doi: 10.1016/j.ijforecast.2015.12.003.

[192] B. Liu, J. Nowotarski, T. Hong, and R. Weron, "Probabilistic Load Forecasting via Quantile Regression Averaging on Sister Forecasts," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 8, no. 2, pp. 1–1, 2015, doi: 10.1109/TSG.2015.2437877.

[193] P. Kundur, “Power System Stability and Control,” ISBN 9780070359581: McGraw-Hill, 1994.

[194] M. E. Samper, F. A. Eldali, and S. Suryanarayanan, “Risk assessment in planning high penetrations of solar photovoltaic installations in distribution systems,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 104, no. June 2018, pp. 724–733, Jan. 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2018.07.052.

[195] M. Jurado, E. Salazar, M. Samper, R. Rosés, and D. Ojeda Esteybar, “Day-Ahead Operational Planning for DisCos Based on Demand Response Flexibility and Volt/Var Control,” *Energies*, vol. 16, no. 20, p. 7045, Oct. 2023, doi: 10.3390/en16207045.

[196] M. Jin, W. Feng, C. Marnay, and C. Spanos, “Microgrid to enable optimal distributed energy retail and end-user demand response,” *Appl. Energy*, vol. 210, pp. 1321–1335, Jan. 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.05.103.

[197] E. J. Salazar, M. Jurado, and M. E. Samper, “Reinforcement Learning-Based Pricing and Incentive Strategy for Demand Response in Smart Grids,” *Energies*, vol. 16, no. 3, p. 1466, Feb. 2023, doi: 10.3390/en16031466.

[198] R. Lu, S. H. Hong, and X. Zhang, “A Dynamic pricing demand response algorithm for smart grid: Reinforcement learning approach,” *Appl. Energy*, vol. 220, pp. 220–230, Jun. 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.03.072.

[199] A. Albert and R. Rajagopal, “Finding the right consumers for thermal demand-response: An experimental evaluation,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 9, no. 2, pp. 564–572, 2018, doi: 10.1109/TSG.2016.2555985.

[200] M. Miller and A. Alberini, “Sensitivity of price elasticity of demand to aggregation, unobserved heterogeneity, price trends, and price endogeneity: Evidence from U.S. Data,” *Energy Policy*, vol. 97, pp. 235–249, Oct. 2016, doi: 10.1016/j.enpol.2016.07.031.

[201] A. Safdarian, M. Fotuhi-Firuzabad, and M. Lehtonen, "A Medium-Term Decision Model for DisCos: Forward Contracting and TOU Pricing," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 30, no. 3, pp. 1143–1154, May 2015, doi: 10.1109/TPWRS.2014.2342373.

[202] S. Ikeda and R. Ooka, "Application of differential evolution-based constrained optimization methods to district energy optimization and comparison with dynamic programming," *Appl. Energy*, vol. 254, p. 113670, Nov. 2019, doi: 10.1016/j.apenergy.2019.113670.

[203] R. L. Haupt and S. E. Haupt, *Practical Genetic Algorithms*, 2nd ed. John Wiley & Sons, 2004.

[204] K. Deb, "An efficient constraint handling method for genetic algorithms," *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, vol. 186, no. 2–4, pp. 311–338, Jun. 2000, doi: 10.1016/S0045-7825(99)00389-8.

[205] B.-G. Risi, F. Riganti-Fulginei, and A. Laudani, "Modern Techniques for the Optimal Power Flow Problem: State of the Art," *Energies*, vol. 15, no. 17, p. 6387, Sep. 2022, doi: 10.3390/en15176387.

[206] S. Dreyfus and A. Law, *The art and theory of dynamic programming*. Academic Press: Cambridge, MA, USA, 1977.

[207] M. Aien, A. Hajebrahimi, and M. Fotuhi-Firuzabad, "A comprehensive review on uncertainty modeling techniques in power system studies," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 57, pp. 1077–1089, May 2016, doi: 10.1016/j.rser.2015.12.070.

[208] R. Jabbari-Sabet, S.-M. Moghaddas-Tafreshi, and S.-S. Mirhoseini, "Microgrid operation and management using probabilistic reconfiguration and unit commitment," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 75, pp. 328–336, Feb. 2016, doi: 10.1016/j.ijepes.2015.09.012.

[209] "Python Package Index py-dss-interface." https://pypi.org/project/py-dss-interface/ (accessed Nov. 14, 2022).

[210] F. A. Fortin, F. M. De Rainville, M. A. Gardner, M. Parizeau, and C. Gagńe, “DEAP: Evolutionary algorithms made easy,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 13, pp. 2171–2175, 2012.

[211] M. Abadi *et al.*, “TensorFlow: A system for large-scale machine learning,” *Proc. 12th USENIX Symp. Oper. Syst. Des. Implement.*, vol. 16, pp. 265–283, May 2016, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1605.08695.

[212] “Open-source projects and the research data repository of the Institute of Electrical Energy (IEE-UNSJ).[Online-DOP data]. Available:” https://sourceforge.net/p/operational-planning/ (accessed May 15, 2023).

[213] “Open-source projects and the research data repository of the Institute of Electrical Energy (IEE-UNSJ).[Online-OpenPy-DELF]. Available:” https://sourceforge.net/projects/openpy-delf/ (accessed May 08, 2023).

[214] D. P. Kingma and J. Ba, “Adam: A Method for Stochastic Optimization,” *3rd Int. Conf. Learn. Represent.*, Dec. 2014, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1412.6980.

[215] W. H. Kersting, “Radial distribution test feeders,” in *2001 IEEE Power Engineering Society Winter Meeting. Conference Proceedings (Cat. No.01CH37194)*, vol. 2, pp. 908–912, doi: 10.1109/PESW.2001.916993.

Biografía del autor

Mauro Fabricio Jurado Egas

INFORMACIÓN PERSONAL

Fecha de nacimiento:	14 de noviembre de 1992 en Quito, Ecuador
Dirección:	Ciudad de San Juan CP: 5400, Argentina
Número de teléfono:	+549 264 6313388 / +593 983 547039
Correo electrónico:	mjurado@iee.unsj.edu.ar / maurofje@hotmail.com

EDUCACIÓN

Estudios de posgrado:

Doctor en Ingeniería Eléctrica 2018 - 2023
Universidad Nacional de San Juan (UNSJ), Argentina
Principales campos de estudio: Energía Eléctrica, Sistemas de Distribución e Inteligencia Artificial

Estudios de grado:

Ingeniero Eléctrico 2011 - 2016
Escuela Politécnica Nacional (EPN), Ecuador
Principales campos de estudio: Energía Eléctrica y Sistemas de Distribución

BECAS OBTENIDAS

Becas de posgrado:

Beca Interna Postdoctoral d/2024
Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET), Argentina

Beca de Finalización de Doctorado 2021 - 2024
Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET), Argentina

Beca de Nivel Inicial 2018 - 2021
Agencia Nacional de Promoción Científica y Tecnológica (ANPCyT), Argentina

EXPERIENCIA

Actividad laboral - profesional:

Investigador Postdoctoral d/2024
Instituto de Energía Eléctrica (IEE) - UNSJ, Argentina

Jefe de Trabajos Prácticos d/2024
Universidad Nacional de San Juan, Argentina

Profesor Asistente d/2021
Instituto de Energía Eléctrica (IEE) - UNSJ, Argentina

Investigador Doctoral 2018 - 2023
Instituto de Energía Eléctrica (IEE) - UNSJ, Argentina

Ingeniero Operador de Generación, Transmisión y Distribución del Sistema Eléctrico Ecuatoriano e Interconexiones 2017 - 2018
Operador Nacional de Electricidad (CENACE), Ecuador

Pasante - Tesista en Unidad de Cargas Especiales de Subtransmisión de la Gerencia de Generación y Subtransmisión. Línea 1 Metro de Quito 2015 - 2016
Empresa Eléctrica Quito (EEQ), Ecuador

Pasante en Departamento de Instalaciones de la Gerencia Comercial 2014 - 2015
Empresa Eléctrica Quito (EEQ), Ecuador

Proyectos de investigación:

Planificación de Redes Eléctricas Inteligentes de Distribución, considerando Recursos Energéticos Distribuidos d/2023
Financiamiento: Agencia Nacional de Promoción Científica y Tecnológica, Argentina

Open-iSCADA Red Inteligente Caucete 2023 - 2024
Financiamiento: UNSJ y Secretaría de Estado de Ciencia Tecnología e Innovación (SECITI), Argentina

Red Inteligente Caucete: Sistema de supervisión y gestión de la energía 2020 - 2022
Financiamiento: UNSJ y SECITI, Argentina



ISBN 978-631-00-4608-2