



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

FACULTAD DE INGENIERÍA

**Estimación de la demanda
con técnicas de inteligencia
artificial para la integración
de sistemas fotovoltaicos a
nivel distribución**

TESIS

Que para obtener el título de
Ingeniero Eléctrico Electrónico

P R E S E N T A

Alejandro Jiménez Hernández

DIRECTOR DE TESIS

Dr. Néstor González Cabrera



Ciudad Universitaria, Cd. Mx., 2026



**PROTESTA UNIVERSITARIA DE INTEGRIDAD Y
HONESTIDAD ACADÉMICA Y PROFESIONAL
(Titulación con trabajo escrito)**



De conformidad con lo dispuesto en los artículos 87, fracción V, del Estatuto General, 68, primer párrafo, del Reglamento General de Estudios Universitarios y 26, fracción I, y 35 del Reglamento General de Exámenes, me comprometo en todo tiempo a honrar a la institución y a cumplir con los principios establecidos en el Código de Ética de la Universidad Nacional Autónoma de México, especialmente con los de integridad y honestidad académica.

De acuerdo con lo anterior, manifiesto que el trabajo escrito titulado ESTIMACION DE LA DEMANDA CON TECNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA INTEGRACION DE SISTEMAS FOTOVOLTAICOS A NIVEL DISTRIBUCION que presenté para obtener el título de INGENIERO ELÉCTRICO ELECTRÓNICO es original, de mi autoría y lo realicé con el rigor metodológico exigido por mi Entidad Académica, citando las fuentes de ideas, textos, imágenes, gráficos u otro tipo de obras empleadas para su desarrollo.

En consecuencia, acepto que la falta de cumplimiento de las disposiciones reglamentarias y normativas de la Universidad, en particular las ya referidas en el Código de Ética, llevará a la nulidad de los actos de carácter académico administrativo del proceso de titulación.

ALEJANDRO JIMENEZ HERNANDEZ
Número de cuenta: 315248948

I. Agradecimientos

Quiero expresar mis agradecimientos a todas aquellas personas que directa o indirectamente me han apoyado a lo largo de esta travesía universitaria y durante toda mi formación académica tanto dentro como fuera de las aulas.

A mis padres Carmela y Feliciano por su invaluable amor, cariño y comprensión que me han brindado en cada paso que doy, a mis hermanos Azucena e Ismael por ser un pilar en mi familia y un motivo de alegría. Extiendo también mi gratitud a mis tíos, primos y demás familiares, cuyo cariño y respaldo siempre me han fortalecido.

A mis queridos amigos David, Daniel, Abraham, Liliana e Irving por todas las risas y momentos compartidos que sin duda alguna hicieron de este camino algo muy ameno y mucho más liviano.

A mi novia Dayana por las incontables noches que me acompañó durante la redacción de esta Tesis, que con su alegría, cariño y comprensión me inspira a ser cada día mejor.

A Dios que siempre ha estado conmigo y permitido tener la dicha de tener esta vida, por el discernimiento y el amor infinito que sólo él promete.

A el Dr. Néstor González Cabrera por su tiempo, dedicación y guía que me ha brindado durante la realización de esta tesis, por su comprensión y paciencia que me ha tenido durante el tiempo de desarrollo y la confianza que ha depositado en mí a lo largo de este proceso.

A la Universidad Nacional Autónoma de México y en especial a la Facultad de Ingeniería que a través de sus distintos programas y apoyos que existen para la comunidad universitaria; logran que los alumnos desarrollemos nuestro potencial dentro y fuera de las aulas.

Al proyecto PAPIIT IN 109025 por el apoyo brindado en el desarrollo de este trabajo

II. Resumen

La creciente complejidad en la operación y planeación de los sistemas eléctricos de potencia, derivada del aumento sostenido de la demanda y de la integración de fuentes de diversos tipos, ha incrementado la necesidad de contar con herramientas precisas para la estimación de la demanda eléctrica de corto plazo. Una predicción confiable del comportamiento de la carga permite mejorar la toma de decisiones operativas y evaluar de manera anticipada el desempeño del sistema eléctrico bajo distintos escenarios de operación.

En este trabajo se presenta una metodología para la estimación de la demanda eléctrica diaria mediante el uso de técnicas de inteligencia artificial, haciendo énfasis en el empleo de un modelo basado en la arquitectura Transformer. El desempeño del modelo propuesto se compara con métodos tradicionales de predicción, como el modelo ARIMA y redes neuronales LSTM, utilizando métricas de error para evaluar la precisión de los resultados obtenidos.

Los valores de demanda estimados se incorporan posteriormente a estudios de flujo de potencia sobre un sistema eléctrico de prueba, con el objetivo de analizar el impacto operativo de la demanda predicha en variables eléctricas relevantes, tales como perfiles de voltaje, flujos de potencia y pérdidas del sistema.

Los resultados obtenidos muestran que el modelo Transformer presenta un desempeño adecuado para la estimación de la demanda eléctrica de corto plazo y que su integración con estudios de flujos de potencia permite una evaluación más completa del comportamiento del sistema eléctrico. La metodología propuesta demuestra ser una herramienta viable de apoyo para la planeación y el análisis operativo de los sistemas eléctricos de potencia.

III. Índice General

I.	AGRADECIMIENTOS.....	I
II.	RESUMEN.....	II
III.	ÍNDICE GENERAL	III
IV.	ÍNDICE DE FIGURAS	V
V.	ÍNDICE DE TABLAS	VII
VI.	SIMBOLOGÍA Y ABREVIACIONES.....	VIII
1	INTRODUCCIÓN	1
1.1	LA NUEVA INDUSTRIA ELÉCTRICA	1
1.2	MOTIVACIÓN Y JUSTIFICACIÓN	5
1.3	HIPÓTESIS	6
1.4	OBJETIVO GENERAL Y ESPECÍFICOS.....	6
1.5	REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA.....	7
1.6	NOVEDAD DE LA PROPUESTA DE TESIS	11
1.7	ESTRUCTURA DE LA TESIS	11
2	MARCO TEÓRICO.....	13
2.1	ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA	13
2.2	TÉCNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA	16
2.2.1	Red Neuronal Recurrente (RNN)	17
2.2.2	El modelo ARIMA	19
2.2.3	Transformer Nertworks For Time Series Prediction	20
3	ANÁLISIS DE FLUJOS DE POTENCIA	25
3.1	ECUACIONES DE RED PARA FLUJOS DE POTENCIA EN CORRIENTE ALTERNA.....	25

3.1.1	<i>Método de Newton-Raphson.</i>	28
3.2	MODELADOS DE LOS FLUJOS DE POTENCIA	32
4	METODOLOGÍA PROPUESTA.	37
4.1	ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA CON TÉCNICAS DE CIENCIAS DE DATOS	37
4.2	MÉTODO PROPUESTO	40
4.2.1	<i>Estimación Mensual.</i>	41
4.2.2	<i>Estimación Diaria.</i>	44
4.3	ANÁLISIS DE RESULTADOS OBTENIDOS	46
4.3.1	<i>Estimación Mensual.</i>	46
4.3.2	<i>Estimación Diaria.</i>	51
4.4	PREDICCIÓN DEL COMPORTAMIENTO DIARIO DE UN SISTEMA ELÉCTRICO	59
4.5	METODOLOGÍA PROPUESTA PARA USO DE IA Y FP	60
5	CASOS DE ESTUDIO	63
5.1	DATOS GENERALES DEL SISTEMA ELÉCTRICO DE POTENCIA	63
5.2	CASO 1. FLUJOS DE POTENCIA AC	64
5.3	CASO 2. FLUJOS DE POTENCIA AC CON CIENCIA DE DATOS	67
5.4	CASO 3. FLUJOS DE POTENCIA AC CON CIENCIA DE DATOS E INTEGRACIÓN DEL SISTEMA FOTOVOLTAICO	71
5.5	CASO 4. ESCALABILIDAD Y APLICACIÓN A UNA RED DE DISTRIBUCIÓN	75
6	CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS	78
7	REFERENCIAS	80

IV. Índice de Figuras

FIGURA 1. PORCENTAJE DE LA CAPACIDAD INSTALADA POR TIPO DE TECNOLOGÍA, DICIEMBRE 2019	4
FIGURA 2. ARQUITECTURA DEL MODELO DEL TRANSFORMADOR	24
FIGURA 3. DIAGRAMA DE BLOQUES, FLUJO SCRIPT MATLAB	32
FIGURA 4. DIAGRAMA UNIFILAR CASO 5	34
FIGURA 5. GRÁFICO DE CONSUMO POR HORA DE UN DÍA	38
FIGURA 6. GRÁFICO DE CONSUMO ANUAL	38
FIGURA 7. ENTORNO GRÁFICO DE DEEP NETWORK DESIGNER	40
FIGURA 8. DIAGRAMA DE FLUJO PARA ESTIMACIÓN MENSUAL	41
FIGURA 9. PREDICCIÓN PARA 30 DÍAS CON CONTEXTO HISTÓRICO	47
FIGURA 10. VISUALIZACIÓN INDIVIDUAL DE MODELO TRANSFORMER	47
FIGURA 11. VISUALIZACIÓN INDIVIDUAL DE MODELO LSTM	48
FIGURA 12. VISUALIZACIÓN INDIVIDUAL DE MODELO ARIMA	48
FIGURA 13. PREDICCIÓN HORARIA DEL DÍA SIGUIENTE CON CONTEXTO HISTÓRICO DE 3 DÍAS PREVIOS	52
FIGURA 14. PREDICCIÓN COMPARATIVA DE LOS 3 MODELOS VS DÍA REAL	52
FIGURA 15. PREDICCIÓN MODELO TRANSFORMER VS DÍA REAL.....	52
FIGURA 16. PREDICCIÓN MODELO LSTM VS DÍA REAL	53
FIGURA 17. PREDICCIÓN MODELO ARIMA VS DÍA REAL	53
FIGURA 18. GRÁFICA DEL TRANSFORMER CON 7 DÍAS DE CONTEXTO	57

FIGURA 19.	GRÁFICA DEL TRANSFORMER CON 3 DÍAS DE CONTEXTO	58
FIGURA 20.	GRÁFICA DEL TRANSFORMER CON 3 DÍAS DE CONTEXTO	59
FIGURA 21.	DIAGRAMA DE FLUJO DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA.....	61
FIGURA 22.	PERFIL DE CARGA APLICADO DEL DÍA REAL	65
FIGURA 23.	A) DATOS DISPERSOS QUE ALIMENTAN A LA PREDICCIÓN TRANSFORMER. B) PERFIL DE CARGA DEL DÍA PREDICHO	68
FIGURA 24.	PERFIL DE CARGA DEL DÍA PREDICHO	73

V. Índice de Tablas

TABLA 1.	FACTORES QUE INFLUYEN EN EL CONSUMO Y DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA	
	15	
TABLA 2.	TÉRMINOS DEL MODELO ARIMA	20
TABLA 3.	DATOS DE LOS NODOS	33
TABLA 4.	DATOS DE LOS GENERADORES.....	33
TABLA 5.	ANÁLISIS DEL DIAGRAMA DE FLUJO PARA PREDICCIÓN MENSUAL	44
TABLA 6.	MÉTRICAS DE RESULTADOS OBTENIDOS DEL MODELO MENSUAL	50
TABLA 7.	MÉTRICAS DE RESULTADOS OBTENIDOS DEL MODELO MENSUAL	55
TABLA 8.	RESUMEN FLUJOS DE POTENCIA PARA EL DÍA REAL	66
TABLA 9.	RESUMEN FLUJOS DE POTENCIA PARA EL DÍA PREDICHO	70
TABLA 10.	RESUMEN FLUJOS DE POTENCIA CON INTEGRACIÓN FOTOVOLTAICA.	74
TABLA 11.	RESUMEN PERFIL DE VOLTAJE PARA SISTEMA DE 33 NODOS	76

VI. Simbología y Abreviaciones

Abreviaciones generales

GEI	Gases de efecto invernadero
VE	Vehículo eléctrico
FP	Flujos de potencia
Fp	Factor de potencia
p.u.	Por unidad
ONU	Organización de las Naciones Unidas
ODS	Objetivos de Desarrollo Sostenible
SENER	Secretaría de Energía
SEP	Sistema Eléctrico de Potencia / Secretaría de Educación Pública (según contexto)
CFE	Comisión Federal de Electricidad
CENACE	Centro Nacional de Control de Energía
CRE	Comisión Reguladora de Energía
IEA	International Energy Agency (Agencia Internacional de Energía)
PVGIS	Photovoltaic Geographical Information System
NASA POWER	Prediction Of Worldwide Energy Resources
RTO	Región de control RTO (área geográfica del dataset 2016)

Simbología eléctrica

V	Voltaje
Vb	Voltaje de base

I	Corriente
CA	Corriente alterna
CD	Corriente directa
L	Inductancia / Inductor
C	Capacitancia / Capacitor
R	Resistencia
X	Reactancia
Y	Admitancia
Z	Impedancia
G	Conductancia
B	Susceptancia
P	Potencia activa
Q	Potencia reactiva
S	Potencia aparente
θ	Ángulo eléctrico
ω	Frecuencia angular
Slack	Nodo o barra de referencia

Modelado y técnicas de Inteligencia Artificial

IA Inteligencia Artificial

RNN Red Neuronal Recurrente

LSTM Long Short-Term Memory

ARIMA Autoregressive Integrated Moving Average

TTS /Transformer Transformer Networks for Time Series Prediction

MAPE Mean Absolute Percentage Error

MdAPE Median Absolute Percentage Error

MPE Mean Percentage Error

MAE Mean Absolute Error

RMSE Root Mean Square Error

R^2 Coeficiente de determinación

1 Introducción

1.1 La nueva industria eléctrica

En México la generación de energía eléctrica tiene más de un siglo desde que se instaló la primera planta generadora en León Guanajuato en 1879 y desde ese momento continuó creciendo hasta el año de 1937 fecha en la que se tenían 3 operadoras privadas, The Mexican Light and Power Company, The American and Foreign Power Company y la Compañía Eléctrica de Chapala. Debido a las dificultades técnicas que presentaban estas empresas para suministrar energía y al aumento de la demanda, así como el alto costo de generación, con estos problemas el gobierno vigente decidió crear Comisión Federal de Electricidad (CFE), y promulgó el 14 de Agosto de 1937 la ley para la creación de esta.

En el año de 1960 el entonces presidente Adolfo López Mateos nacionalizó la industria eléctrica estableciendo la exclusividad del estado mexicano para generar, conducir y abastecer de energía eléctrica a los diversos sectores. Con la finalidad de aumentar el nivel de electrificación en el país. Fue hasta el año 2009 que la CFE es la encargada de brindar el servicio eléctrico a todo el país tras la extinción de la Compañía de Luz y Fuerza del Centro.

En el año 2013 el entonces presidente Enrique Peña Nieto presentó la reforma energética “Ley de la Industria Eléctrica (LIE)”. Dicha ley estableció reglas claras sobre el acceso a la red para generadores colocando como prioridad aquellos que tengan un menor costo de generación con el objetivo de disminuir las tarifas eléctricas en beneficio de los usuarios. Lo anterior permitió que se abriera el mercado de generación eléctrica a particulares y modificando así el modelo energético que hasta eso momento estaba vigente, permitiendo

que se integren generadores de energías renovables a gran escala operados por empresas privadas y que estas a su vez se encuentren a merced del mercado administrado por el estado.

Con la inclusión de estos modelos de generación se emitieron los certificados de energías limpias emitidos por la Comisión Reguladora de Energía (CRE) que acreditan la producción de energía eléctrica a aquellas tecnologías que se consideren limpias las cuales se enlistan a continuación.

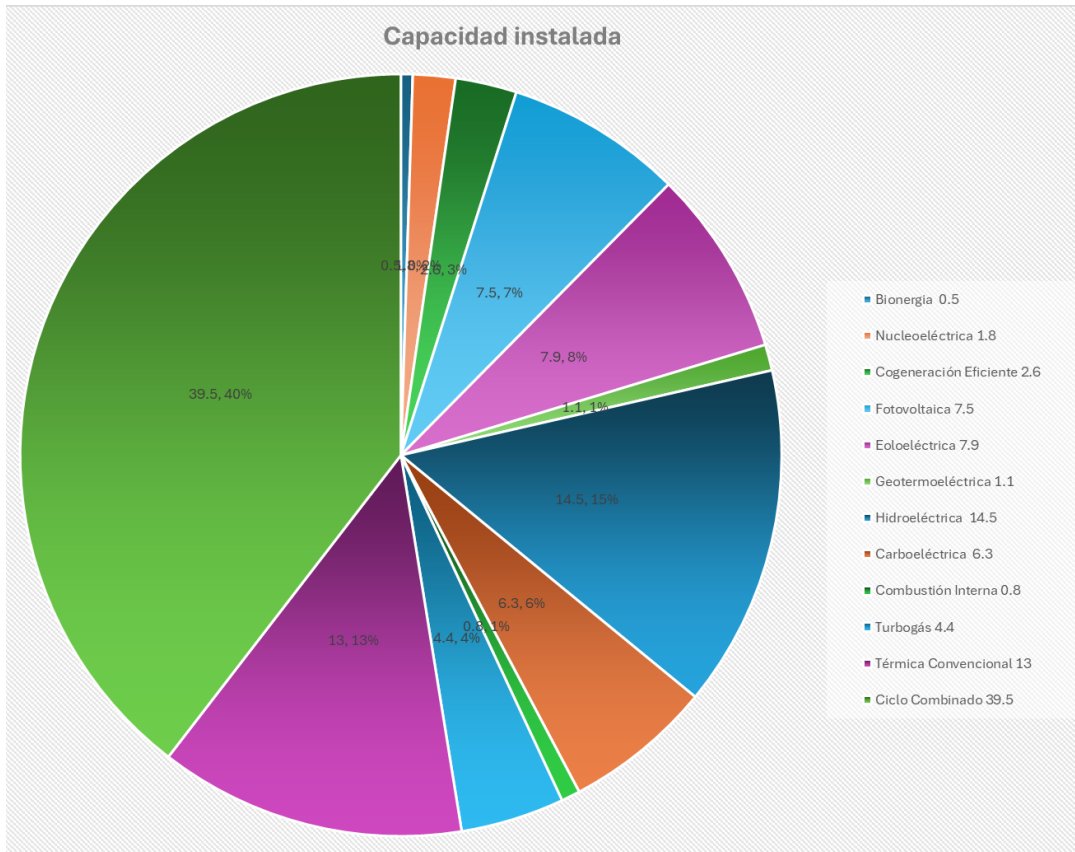
- Viento
- Radiación Solar
- Energía oceánica
- Geotérmica
- Bioenergéticos
- Poder calorífico de gases asociados a residuos
- Aprovechamiento del hidrógeno mediante combustión o celdas de combustible.
- Centrales hidroeléctricas
- Productos obtenidos del procesamiento de esquilmos agrícolas o residuos sólidos urbanos
- Centrales de cogeneración eficiente
- Ingenios azucareros
- Centrales térmicas con procesos de captura y almacenamiento geológico o bio secuestro de bióxido de carbono

En el año de 2021, el expresidente Andrés Manuel López Obrador presentó su iniciativa para reformar la constitución en materia de energía, en la que se cambia el planteamiento de la anteriormente presentada ya que planteó entre muchas otras cosas que la CFE fuera favorecida en el despacho de energía eléctrica bajo la premisa de devolver al estado el carácter de área estratégica en cuanto a materia energética se refiere (Hernández Cesar, 2024).

Así mismo, se establece que la CFE debe proveer servicios al menor precio posible, además de que la CFE tenga una participación de al menos 54% en la generación de energía y el 46% pueda ser proporcionada por empresas privadas. Con esto no se deja de lado las energías limpias pues se establece que la transición hacia estas fuentes estará a cargo del estado mexicano y exime a los privados de dicha responsabilidad.

De acuerdo con el “PROGRAMA DE DESARROLLO DEL SISTEMA ELÉCTRICO NACIONAL” 2023-2027, en su anexo 1, se detalla la capacidad instalada interconectada a la red nacional de transmisión (RNT) y a la red general de distribución (RGD) de las centrales generadoras de la CFE y el resto de permisionarios. En dicho documento se detalla que al cierre de diciembre del 2022 se tenía una capacidad instalada de 87,130 [MW] de los cuales 31,369 [MW] corresponden a la capacidad instalada de las centrales eléctricas de energía limpia las cuales son del tipo Hidroeléctrica, Geo termoeléctrica, Eolo eléctrica, Fotovoltaica, Bioenergía, Nuclear y Cogeneración eficiente.

En la Figura 1 podemos observar una gráfica de pastel en la que se observan los porcentajes de capacidad instalada por tipo de tecnología con fecha de corte del 31 de diciembre del 2022.



Fuente. (SENER, 2023)

Figura 1. Porcentaje de la capacidad instalada por tipo de tecnología, diciembre 2019

Cabe destacar que en el documento se menciona las adiciones de capacidad instalada al SEN y centrales en prueba de las cuales las fotovoltaicas han tenido una importante relevancia y aumento llegando hasta los 1001 [MW] de capacidad instalada de centrales en pruebas.

En este contexto, el Sector eléctrico Nacional vigente, busca la integración de nuevas tecnologías de generación principalmente las renovables, aunado a que los usuarios busquen este tipo de tecnología para generar electricidad.

1.2 Motivación y justificación

Derivado de hechos históricos recientes y de acuerdo con la IEA (International Energy Agency) existe una crisis energética que ha impactado recientemente en el consumo de energía eléctrica a nivel global. Ejemplo de ello es el conflicto desarrollado en Europa el cual ha provocado cortes en el suministro de combustibles fósiles poniendo en riesgo la seguridad energética de países que dependen de la producción de energía eléctrica a través de la quema de estos combustibles. (IEA, 2022). Sumado a ello, los 193 Estados miembros de la Organización de las Naciones Unidas han adoptado el seguimiento de la Agenda para el desarrollo sostenible el cual es un plan de acción global para entre otras cosas alcanzar un futuro sostenible. (SEP, 2024)

En el documento de la ONU se menciona que las energías renovables representan casi el 30% del consumo de energía eléctrica y debido a las razones mencionadas anteriormente, se ha acelerado la expansión de las energías cero emisiones en el mundo. (ONU,2023)

Considerando este marco global y especificando en México, como se describió en el capítulo anterior, la matriz energética del país obedece a las nuevas políticas del gobierno para una transición a las energías limpias, en este sentido, la estimación de la demanda es fundamental para la integración de sistemas de generación que cumplan con estos criterios. Ya que permite diseñar e implementar soluciones energéticas eficientes y sostenibles. Conocer el consumo eléctrico es clave para determinar la dimensión de las plantas que se planteen instalar en nuevas regiones.

1.3 Hipótesis

El uso de la inteligencia artificial permitirá obtener un patrón de comportamiento de la demanda de los usuarios de la red eléctrica y en ese sentido, integrar sistemas de generación renovable como los sistemas fotovoltaicos. Anticipando así el dimensionamiento de sistemas a través de estudios eléctricos como el análisis de cálculos de flujos de potencia con el objetivo de mantener la red en un ambiente de seguridad y confiabilidad, para toma de decisiones de acciones correctivas.

1.4 Objetivo General y específicos

El objetivo general de este trabajo es utilizar las redes neuronales como una extensión de la inteligencia artificial para realizar estudios de pronóstico de la demanda del día siguiente.

Como objetivos particulares en esta tesis se consideran los siguientes:

- ✓ Integrar las redes neuronales para obtener un patrón de comportamiento de la demanda.
- ✓ Evaluar a través de estudios de flujos de potencia el comportamiento de la red eléctrica del día siguiente a través de la demanda pronosticada integrando sistemas fotovoltaicos.
- ✓ Identificar la mejor técnica de IA y RN basados en parámetros estadísticos como MAPE, MAE y RMSE.

1.5 Revisión bibliográfica

De manera reciente, ha tomado fuerza la combinación de la Inteligencia Artificial (IA) para ayudar a resolver diversos problemas de la ingeniería eléctrica. La IA se define como: “la habilidad para imitar las funciones cognitivas humanas, tales como aprendizaje y solución de problemas” (A. Entezari) (Schalkoff). De aquí que la integración de tecnologías emergentes como vehículos eléctricos (VE), medidores inteligentes (MI) e infraestructura de telecomunicaciones (IT), integración de fuentes de generación renovables (FGR) o aplicaciones de la industria 4.0 como el internet de las cosas (IDC), traen consigo cambios sustanciales en la industria eléctrica derivado del manejo de datos (Franki, Majnarić y Višković). Siendo este un punto de interés de las diversas áreas académicas de la ingeniería eléctrica para crear una visión sistemática de los campos de aplicación de la IA en el sector energético.

El uso de IA puede ser utilizado para el pronóstico, estimación de comportamientos e identificación de patrones. En el aspecto eléctrico se enfoca en el pronóstico de la demanda, viento, sol, caída de agua (hidráulica). Dentro del pronóstico del viento en corto plazo ha sido explorado en (Cadenas y Rivera) el manejo de la incertidumbres que aparecen en la solución de problemas de tipo estocástico, para análisis robusto y con una mayor facilidad de implementación, a diferencia de las metodologías comúnmente usadas como los modelos clásicos: Auto Regresivo de Media Móvil (ARMA) y Autor Regresivo de Media Móvil Integrado (ARIMA) (Jiménez, Donado y Quintero) .También se han explorado métodos de pronóstico híbridos métodos clásico con redes neuronales incluyendo metodologías de Ajuste Exponencial (AE) y Predicción Numérica del Clima (PNC) (Li, Deng y Zhao).

El pronóstico de la demanda (PD) es un proceso que utiliza datos previos o históricos para prever las necesidades futuras de carga en los sistemas eléctricos, dado el incremento e innovación en la era digital. Siendo este crucial para permitir una transición segura del sistema eléctrico (Hasan, Mifta y Papiya).

En (Zhang, Wei y Jing) (Hasan, Mifta y Papiya) proponen un método basado en Transformer Serie (TS) aumentada. El modelo utiliza menos datos para capturar las características de carga y producir predicciones más precisas, lo que le confiere un rendimiento de predicción deseable y viabilidad. En (Giacomazzi, Haag y Hopf) (Hasan, Mifta y Papiya) utilizan una TFT (Temporal Fusion Transformer), donde se ha ignorado la validez externa y ha demostrado ser experimentalmente inconcluyente.

La red eléctrica, se puede utilizar la previsión jerárquica de la carga para lograrlo. Así mismo el TFT parece requerir más trabajo computacional para entrenarse debido a su conjunto de parámetros sustancialmente mayor esto fue demostrado en (Butt, Hussain y Mahmood) y (Jin y al.), utilizando un conjunto de datos del mundo real, se compara diversos modelos y medidas estadísticas. Concluyendo que la técnica TS ayuda a reducir significativamente el error de predicción.

Los resultados de la revisión bibliográfica proporcionan pruebas de que la aplicación de estrategias indirectas de NLF arrojó una mayor precisión en el rendimiento en muchos estudios, en comparación con los modelos de predicción directa más utilizados. La carga neta histórica y la carga fueron los parámetros de entrada más influyentes, que mejoraron el rendimiento de los modelos investigados. Los resultados corroboran además que se puede lograr una precisión. (Tziolis, Livera y Theocharides)

Los perfiles de carga se ven afectados por la naturaleza estocástica del consumo de electricidad y por diversos parámetros exógenos (es decir, las condiciones meteorológicas y económicas) (Akhtar, Shahzad y Zaheer) (Singh, Chauhan y Chandel), Horizontes de previsión y previsión de carga neta a muy corto plazo.

EL pronóstico de la demanda a corto plazo (PDCP) va desde un minuto hasta una hora. En (Kakati, Intodia y Singh) se propuso un novedoso modelo LSTM que utiliza el algoritmo de optimización Osprey (AOO) para la PDCP con 15 minutos de antelación. El modelo LSTM-OOA superó a otros modelos investigados (es decir, ANN y LSTM) y alcanzó métricas de MAE, MAPE y RMSE de 8,7, 1,55 y 11,39 %, respectivamente. Otro estudio reciente propuso un método probabilístico de PDCP a muy corto plazo (30 minutos por delante) basado en una red transformadora y un aprendizaje de modelado residual (AMR) habilitado por procesos gaussianos (PG) (Kakati, Intodia y Singh). El modelo Transformer-RML superó a todos los demás modelos (por ejemplo, regresión de refuerzo de gradiente, SVR, etc.), con valores de MAE que oscilaron entre 6,37 y 8,17 kW y valores de RMSE entre 8,58 y 11,50 kW para los distintos periodos de tiempo, investigados.

Además, los autores de (van der Meer, Shepero y Svensson) propusieron un modelo de previsión probabilística del consumo eléctrico basado en PG. Se compararon los PG estáticos y dinámicos basándose en un enfoque de entrenamiento, validación y conjunto de pruebas, mientras que se utilizó el ARIMA para la evaluación comparativa. La estrategia ARIMA estática demostró la mayor precisión de previsión, alcanzando un MAPE del 1,31 %. Tanto la estrategia dinámica como la estática para los PG arrojaron un MAPE en el rango del 3,20 % al 3,86 %, respectivamente. Los modelos propuestos se compararon además con métodos

de referencia. Los resultados revelaron que el modelo con mejor rendimiento fue la ANN, que alcanzó valores MAPE de entre el 1,80 % y el 2,80 % para un alimentador con una penetración solar del 15 % en todos los horizontes de previsión. Del mismo modo, la precisión de la previsión del modelo de persistencia se situó entre el 2 % y el 4,90 %.

Se aplicaron modelos LSTM tanto para NLF indirecto como directo, y los resultados de la predicción indirecta mostraron un RMSE de 2,33 kW y un MAE de 1,72 kW cuando se aplicaron a 100 edificios con sistemas fotovoltaicos. Los autores compararon los métodos aditivos y directos para NLF basados en el modelo LSTM, aplicados a un conjunto de datos residenciales de 25 viviendas (Stratman, Hong y Yi). En (Stratigakos, Bachoumis y Vita) se propuso un enfoque híbrido que combina la descomposición basada en el análisis del espectro singular (SSA) con LSTM para NLF a corto plazo. El modelo LSTM básico mostró valores MAPE del 44,88 % y del 8,13 % para el consumo de carga a nivel doméstico y agregado, respectivamente. En cuanto a la energía neta, el modelo LSTM básico alcanzó un MAPE infinito para el nivel doméstico y del 58,44 % para la previsión a nivel agregado. El análisis comparativo con los algoritmos de media móvil autorregresiva y persistencia reveló el rendimiento superior del modelo LSTM básico. Cabe destacar el modelo LSTM en línea. mostró una mejora del 7,30 % con respecto al LSTM básico en la previsión de la energía neta a nivel doméstico, mientras que el LSTM MISO superó al LSTM básico en un 13,20 % en la predicción de la energía neta a nivel agregado

Entre ellos, los métodos clásicos de pronóstico de la demanda (PD) eléctrica incluyen principalmente métodos de modelos estadísticos, métodos de aprendizaje automático y métodos de aprendizaje profundo (Wang, Gao y Hug). Los métodos de modelos estadísticos

suelen establecer modelos de previsión basados en una relación lineal entre las cargas eléctricas (Huang y Shih), y los métodos de aprendizaje automático mejoran aún más la capacidad de manejar problemas no lineales en la previsión de la carga eléctrica (Sun, Che y Hu). Los métodos de aprendizaje profundo logran potentes capacidades de ajuste mediante la extracción de los patrones inherentes a las series temporales de carga eléctrica (Xu y Che), entre los que se incluyen principalmente las redes neuronales recurrentes (RNN) (Che, Xia y Xu), las redes convolucionales temporales (TCN) y las series transformadores (TS).

1.6 Novedad de la propuesta de tesis

Este trabajo de tesis busca la integración, estudio y análisis del uso de la inteligencia artificial a través de los métodos de pronóstico de la demanda de corto plazo, utilizando como eje principal el método de Transformer Series (TS) para predecir el comportamiento de la demanda del día siguiente. Las principales aplicaciones a este proyecto son la integración del comportamiento de la demanda y la integración de sistemas fotovoltaicos para integrarlos al sistema a través de los flujos de potencia, para verificar los parámetros de la red del día siguiente en un ambiente de confiabilidad y toma de decisiones.

1.7 Estructura de la Tesis

El resto del presente trabajo está estructurado como sigue. El capítulo 1 se da una introducción general al trabajo y las motivaciones que tiene detrás. En el capítulo 2 se describen los modelos empleados para la estimación de la demanda eléctrica mediante técnicas de ciencia de datos, entre ellos ARIMA, LSTM y Transformer, junto con una

revisión de los factores que influyen en el consumo eléctrico y del sistema de prueba utilizado.

Posteriormente, en el capítulo 3 se presentan las ecuaciones de los flujos de potencia en corriente alterna y el modelado de un sistema que se usará más adelante como caso base de estudio.

El capítulo 4 expone la metodología propuesta, en la cual se desarrolla la estimación mensual y diaria de la demanda eléctrica utilizando los modelos ya mencionados. Se describe el preprocesamiento de datos, la arquitectura de cada modelo, el proceso de entrenamiento y validación, así como el análisis detallado de los resultados obtenidos para cada uno de ellos. Finalmente, en el capítulo 5 se presentan los casos de estudio, donde la demanda real y la demanda predicha se incorporan a un sistema eléctrico de cinco barras para evaluar su comportamiento mediante flujos de potencia. En este capítulo también se analiza la integración de un sistema fotovoltaico como alternativa para cubrir el incremento de carga predicho, flujos y pérdidas del sistema. El capítulo 6 presenta las conclusiones generales del presente trabajo

2 Marco Teórico

2.1 Estimación de la demanda

La estimación de la demanda eléctrica debe de tomar en cuenta factores como lo son la programación horaria y diaria de la generación, así mismo la operación de los sistemas en tiempo real. Estos factores se ven limitados por la capacidad de generación, cargas conectas al sistema, transmisión y distribución. Todo lo anterior es empleado para el proceso de planificación que bien puede extenderse a lo largo varios años. (von Meier)

A lo largo de la historia, el proceso de planificación para estimación de la demanda obedece a pronósticos de carga, cuyo término “pronóstico de carga” generalmente se le ha visto dentro de la industria como dos variables independientes las cuales corresponden a crecimiento de la población y los niveles de consumo siendo en su conjunto parámetros meramente técnicos. Bajo esta premisa, considerando la creciente demanda eléctrica se adoptó un modelo en el cual los servicios públicos emplean un horizonte de tiempo para su planificación por lo que se podía anticipar a crecimientos de la demanda sobredimensionando la capacidad de transmisión y distribución, pero no así en la generación a pesar de que se llega a una conclusión similar. Lo anterior debido a que los costos asociados a excedentes en generación tienden a ser más significativos por lo que en países como Estados Unidos se consideraba un margen de reserva del 20% para satisfacer la demanda máxima, sin embargo, este modelo presentaba problemas cuando en la década de los 80's empresas de servicios públicos de EE. UU. se encontraron con capacidad excedente. (von Meier)

De acuerdo con el Capítulo 4 del Programa para el Desarrollo del Sistema Eléctrico Nacional (Secretaría de Energía (SENER)) el crecimiento de la demanda en sus valores máximos, así como el consumo de la energía eléctrica deben de tomar en cuenta distintos factores; algunos de los más importantes se describen a continuación, haciendo una pequeña descripción de cada uno de estos factores.

Crecimiento económico	El crecimiento de la economía en una región o localidad está estrechamente relacionado con el consumo y la demanda de energía eléctrica.
Crecimiento Poblacional	Con el aumento de la población se tiene un crecimiento en desarrollos inmobiliarios como lo son vivienda, servicios públicos, comerciales etc. Estas edificaciones aumentan el consumo de energía eléctrica en la zona.
Estacionalidad	Los factores climáticos juegan un papel importante en la demanda de un sistema eléctrico pues los distintos escenarios como olas de calor, temperaturas extremas, sensación térmica entre otros; afectan el consumo con una tendencia al alza.
Precio de combustibles	Productos energéticos como lo son los hidrocarburos tienen una afectación directa en el mercado eléctrico mayorista que a su vez repercute por diversos factores en la demanda y el consumo de energía eléctrica.
Precio de la energía eléctrica	Los diferentes importes de tarifas para los diferentes sectores de consumo tienen un impacto significativo en el crecimiento del

	consumo y su demanda de la energía eléctrica.
Pérdidas de Energía Eléctrica por Efecto Joule I^2R	Las pérdidas por calentamiento de los conductores eléctricos y equipos como transformadores tienen efectos relevantes al considerar el consumo que tienen en la red.
Eficiencia energética	La reducción en el consumo de los usuarios finales debido a acciones económicamente viables impacta en un consumo menos acelerado del crecimiento de la demanda eléctrica.
Generación distribuida	Cuando consumidores de distintas índoles emplean tecnologías con capacidades menores a 0.7 MW, generan un impacto en el consumo y perfil de demanda de un sistema eléctrico local.
Electromovilidad	Emplear vehículos eléctricos para distintos fines como lo pueden ser uso personal, movilidad de personal, mercancías etc. Presenta una alternativa para la reducción de emisiones al medio ambiente, sin embargo, la carga de los vehículos mencionados impacta en el aumento del consumo y demanda del sistema eléctrico.
Estructura de consumo final eléctrico.	La división de la estructura para el suministro de energía eléctrica para el uso de diferentes sectores, cualquier aumento en un sector implica un dinamismo en el crecimiento del consumo de energía eléctrica.

Tabla 1. Factores que influyen en el consumo y demanda de energía eléctrica

2.2 Técnicas de inteligencia artificial para estimación de la demanda

De acuerdo con el documento “Load Forecasting Assessment Using SARIMA Model and Fuzzy Inductive Reasoning”, la estimación precisa de la carga es un aspecto fundamental para tomar en cuenta para la planificación de un sistema eléctrico. (González Cabrera, Gutiérrez-Alcaraz, & Gil, 2024).

De acuerdo con lo discutido anteriormente, se precisa el estudio de un método para llevar a cabo la estimación de la demanda. Que, para el tema de esta tesis, se emplearan técnicas de inteligencia artificial que se presentan a continuación.

El pronóstico de series temporales es una rama del análisis de datos que se centra en predecir valores futuros basados en observaciones pasadas. Se utiliza ampliamente en diversas áreas como aplicaciones farmacéuticas, demanda eléctrica, demografía, ventas y muchos otros campos donde es crucial anticipar eventos futuros para la toma de decisiones informadas. (Hyndman & Athanasopoulos, 2018)

Tradicionalmente, técnicas como ARIMA, modelos de suavizamiento exponencial y modelos autorregresivos han sido utilizados para este propósito. Sin embargo, con el avance de la inteligencia artificial y el aprendizaje profundo, modelos más sofisticados han emergido, ofreciendo mejoras significativas en precisión y capacidad para capturar patrones complejos. (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016).

El pronóstico probabilístico no se limita a predecir un solo valor puntual para el futuro, sino que proporciona una distribución de probabilidad completa sobre posibles valores futuros. Esto es esencial porque reconoce y cuantifica la incertidumbre inherente en las

predicciones, permitiendo a los tomadores de decisiones evaluar riesgos y prepararse para una variedad de escenarios posibles. (Hyndman & Athanasopoulos, 2018)

2.2.1 Red Neuronal Recurrente (RNN)

Una Red Neuronal Recurrente (RNN) es una familia de redes neuronales para el procesamiento de secuencias de datos. A diferencia de las redes convolucionales, que se especializan en procesar imágenes, las RNN están optimizadas para manejar secuencias de valores. Esto las hace ideales para trabajar con datos de longitud variable y secuencias más largas, como texto o series temporales. (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016).

Las RNN comparten parámetros a lo largo de los diferentes pasos de tiempo, lo que les permite generalizar mejor a secuencias de diferentes longitudes y reconocer patrones independientemente de su posición en la secuencia. (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016).

Algunos ejemplos importantes sobre el diseño de patrones para redes neuronales recurrentes se describen a continuación.

- Redes recurrentes que generan una salida en cada paso de tiempo y tienen conexiones recurrentes entre las unidades ocultas.
- Redes que también producen salidas en cada paso, pero las conexiones recurrentes van solo desde la salida de un paso a las unidades ocultas en el siguiente.
- Redes que tienen conexiones recurrentes entre unidades ocultas y producen una única salida después de leer toda la secuencia.

Uno de los problemas que presenta este tipo de redes neuronales es que, si existen datos con una dependencia a largo plazo, es decir, muy separados uno del otro, la RNN tendrá dificultades para identificar estos patrones lo cual la hace poco eficiente para aprender relaciones a largo plazo. (Hochreiter, S., & Schmidhuber)

Una Long Short-Term Memory (LSTM) es un tipo de RNN que tiene como propósito dar solución a la problemática de la falta de memoria de otras arquitecturas clásicas de redes neuronales recurrentes, esto lo hacen introduciendo un mecanismo de memoria que permite mantener información pasada a la cual el modelo puede acceder para así evitar el problema de olvidar datos, fenómeno conocido como “desvanecimiento de gradiente”.

El funcionamiento de este sistema se basa en celdas de memoria la cual actúa como un registro que retienen información relevante a lo largo del tiempo, esta celda posee un estado oculto y se regula por 3 compuertas “gates” que llevan a cabo la regulación sobre qué hacer con la información actual, estas pueden ingresar nueva información (input gate), cuando se elimina o atenúa información que ya no es tan relevante (forget gate), y por último el contenido de la celda que influirá en el estado y por tanto a la salida del modelo. Estas compuertas sigmoides multiplicativas se activan con valores entre 0 y 1, lo que les permite abrir o cerrar el paso de información de forma diferenciable, esto aunado a una función de activación adecuada permiten a la LSTM aprender cuando guardar información, olvidarla o usarla para generar una salida.

2.2.2 El modelo ARIMA

El modelo ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) es una técnica estadística y econométrica para el análisis y pronóstico de series temporales. Este modelo combina tres componentes principales que le permiten capturar las características de los datos a lo largo del tiempo: autorregresivo (AR), media móvil (MA) e integración (I).

La forma de modelar ARIMA se denota comúnmente como ARIMA(p,d,q) de la que se describen los términos del modelo.

P	Número de términos autorregresivos. Este componente utiliza la relación entre una observación y un número de observaciones rezagadas. El modelo se expresa como una combinación lineal de los valores pasados de la serie temporal, esto la hace similar a un modelo de regresión lineal en la forma que se emplean valores pasados como entradas para la regresión. $y_t = C + \varphi_1 y_{t-1} + \varphi_2 y_{t-2} + \dots \varphi_q y_{t-q} + \varepsilon_t$ Donde ε_t es el ruido blanco
D	Número de diferenciaciones necesarias para hacer que la serie sea estacionaria, implica diferenciar los datos para hacer que la serie sea estacionaria. Esto significa que se transforman los datos para eliminar tendencias o estacionalidades, lo que facilita el análisis. Si $d=1$ $w_t = y_t - y_{t-1}$
Q	Número de términos de media móvil. Este componente modela la relación entre una observación y un número de términos de error rezagados. Esencialmente, utiliza errores pasados en las predicciones para ajustar las estimaciones futuras.

Tabla 2. Términos del modelo ARIMA

De acuerdo con IBM, algunas configuraciones de ARIMA comunes que podemos encontrar se describen a continuación.

Modelo Arima	Tipo	Descripción
ARIMA (1,0,0)	Autorregresivo	Serie estacionaria con autocorrelación.
ARIMA (0,1,0)	Aleatorio	No es estacionario
ARIMA (1,1,0)	Sobre diferencias	Modelo de camino aleatorio con autocorrelación en las diferencias.
ARIMA (0,1,1)	Suavizado exponencial	Para series sin tendencia ni estacionalidad.

2.2.3 Transformer Networks For Time Series Prediction

La arquitectura “Transformer Networks For Time Series Prediction - TN” es una red neuronal profunda que fue presentada en el año 2017 por Vaswani et al. En un artículo titulado “Attention is all you need”. Este artículo marcó un hito en el auge de la IA pues marcó un cambio de paradigma al eliminar completamente la dependencia de redes recurrentes (RNN) y convolucionales (CNN). A pesar de que en un inicio fue diseñada para mejorar las técnicas seq2seq empleado para la traducción automática, la versatilidad del modelo se ha podido aprovechar en otros ámbitos, convirtiendo así el modelo en la base

modelos de IA de última generación para el procesamiento de lenguaje natural o como lo es el caso del presente trabajo, la predicción de series de tiempo.

El modelo TN consta de dos componentes principales denominados codificador, encoder, y un decodificador, decoder. Cada uno compuestos por una pila de bloques con estructuras repetitivas como se observa en la Figura 2

Algunos de los elementos más importantes del TN se describen a continuación, estos fueron descritos en el paper original.

2.2.3.1 Position Embedding Layer.

Debido a la naturaleza no secuencial del TN como lo hacen las RNN, es necesario tener un orden de la secuencia de los datos, esto se logra mediante embeddings posicionales, los autores emplearon una codificación sinusoidal que permite al modelo aprender relaciones relativas entre posiciones.

$$PE_{(pos,2i)} = \sin\left(\frac{pos}{10000^{2i/d_{model}}}\right) \quad (1)$$

$$PE_{(pos,2i+1)} = \cos\left(\frac{pos}{10000^{2i/d_{model}}}\right) \quad (2)$$

Donde

pos -> Posición en la secuencia

i -> índice de la dimensión del Vector

dmodel -> Dimensión del modelo

Estos vectores se suman a las representaciones de entrada para mantener la información del orden temporal.

2.2.3.2 Mecanismo de atención (Self-Attention)

El mecanismo de atención y auto atención permite a cada posición de la secuencia atender a todas la demás, en términos prácticos, cada punto de la secuencia puede mirar al resto de la secuencia para decidir qué es importante en el momento de hacer una predicción.

El mecanismo de atención permite pesar los datos anteriores según qué tan útiles son para la predicción siguiente, una vez que se realiza la asignación de los pesos de estos datos dependiendo su relevancia, se mezcla esta información para generar una representación del dato siguiente.

Matemáticamente para cada posición de la secuencia se calculan los siguientes parámetros.

- Query (Q): Qué se busca
- Key (K): Qué tiene cada otro dato para ofrecer
- Value (V):Cuál es la información disponible de un punto

Luego se lleva a cabo el cálculo.

$$Attention = softmax\left(\frac{Q * K^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (3)$$

Donde d_k es la dimensión de las claves.(eq 3)

Esta operación produce una matriz de atención que pondera los valores V en función de la similitud entre Q y K . Es decir, cada entrada "decide" cuánto debe importar cada otra entrada al momento de generar su representación.

2.2.3.3 *Multi-Head Attention*

En lugar de calcular una sola atención, el TN utiliza varias "cabezas" de atención en paralelo, cada una aprendiendo distintos patrones. Esto se denomina Multi-Head Attention. Cada cabeza de atención aprende diferentes proyecciones lineales de las matrices Q , K y V . Esto permite al modelo capturar simultáneamente diferentes aspectos de las relaciones entre los datos de la secuencia, en lugar de centrarse en un solo aspecto.

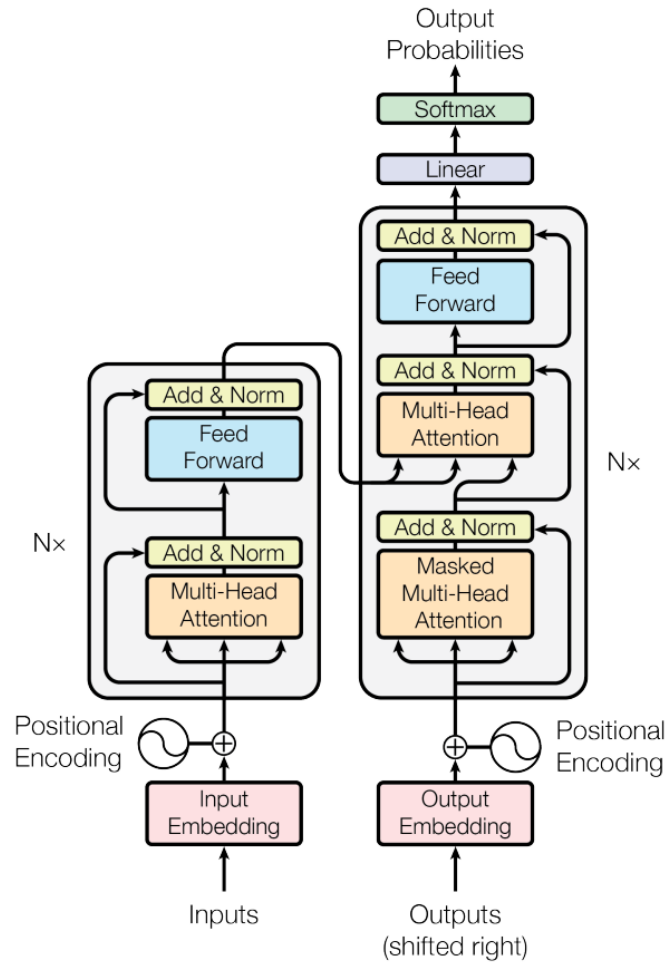


Figura 2. Arquitectura del modelo del Transformador

Uno de los puntos importantes que existe entre las TN y las LSTM es la eficiencia que se tiene para el entrenamiento especialmente cuando se trabaja con datos grandes y hardware moderno, esto debido a que los primeros permiten el aprendizaje paralelo y por tanto el aprendizaje se lleva a cabo más rápido. (Willingham)

3 Análisis de Flujos de potencia

3.1 Ecuaciones de red para flujos de potencia en corriente alterna

El modelo matemático del problema de flujos de potencia en corriente alterna (FPCA) está formado por un sistema de ecuaciones algebraicas no lineales. Para obtener la solución de este sistema de ecuaciones, se utilizan métodos iterativos. Existen varios métodos que pueden ser aplicados, tales como: Gauss, Gauss-Seidel, Newton-Raphson y una aproximación para mantener el Jacobiano constante, éste último conocido como Desacoplado Rápido. Los métodos Newton-Raphson y el método Desacoplado Rápido han sido las técnicas más utilizadas en los estudios de flujos para sistemas en redes de alta tensión. Estos métodos requieren de la matriz de primeras derivadas llamada Jacobiano; y el sistema lineal de ecuaciones en cada iteración se resuelve mediante factorización triangular y mediante aproximaciones del Jacobiano para el método desacoplado rápido, respectivamente. Existen otras metodologías para la solución de FPCA, tales como: Gauss mediante la inversión parcial de la matriz Y nodal, el método de corrientes el cual obtiene el voltaje nodal mediante la caída de voltaje en cada rama iniciando el cálculo desde el nodo fuente y el método de Z nodal Implícita, similar al anterior; pero que usa una matriz triangular superior de unos y ceros que determina que corrientes nodales fluyen en cada rama del sistema.

Para el análisis de los FPCA, la red eléctrica es modelada a partir de un conjunto de nodos, conectados entre sí por medio de líneas y transformadores.

Además, se cuenta con una fuente general de alimentación (generación), la cual está localizada en la subestación (nodo) y el sistema eléctrico de potencia hasta la subestación

puede ser representado por un equivalente de Thévenin. También se cuenta con la información sobre las cargas conectadas en los nodos del sistema.

En general las cargas inyectan o toman potencia compleja ($S = P + jQ$) en los nodos, tal es el modelo usado en el desarrollo de este trabajo.

La información que se obtiene de este análisis es la magnitud ($|V_i|$), y el ángulo de fase (δ_i) del voltaje en cada barra además de las potencias real (P_i) y reactiva (Q_i). Como norma general para los estudios de flujos de potencia, se identifican 3 tipos de barras en un sistema de las cuales se debe conocer al menos dos de las cuatro cantidades mencionadas anteriormente. De acuerdo con esto, cada barra recibe un nombre de acuerdo con la información conocida. (Grainger J. & Stevenson W. , 1996)

Barras de Carga. También conocidas como barras PQ, son aquellas en las que no se tiene generación y las potencias P y Q son tomadas del sistema por la carga, por este motivo es que estas variables son conocidas derivadas de mediciones, registros históricos o planeación de la carga.

Es común que en esta barra sólo se conozca el valor de la potencia activa mediante mediciones, mientras que la potencia reactiva se estima mediante el factor de potencia. (Grainger J. & Stevenson W. , 1996)

Las cantidades que se buscan determinar son la magnitud y la fase del voltaje, $|V_i|$ y δ_i .

Barras de voltaje controlado. También conocidas como barras o nodos de generación PV, son aquellas en las que se especifica la magnitud del voltaje y la potencia real P esto

debido a que se en el nodo hay un generador al cual se le puede especificar la magnitud de potencia que inyecta al sistema con un determinado voltaje, aquí se busca conocer el ángulo del voltaje (δ_i) y la potencia reactiva Q, una vez que se determinó el problema de flujos de potencia.

Barra de compensación. Conocida como nodo Slack o de referencia, es una barra de generación a la que se le asigna el ángulo de voltaje de la barra el cual no es de importancia, como práctica común se suele elegir $\delta_1 = 0^\circ$ ya que este sirve como referencia a los ángulos de voltaje de los nodos que componen el sistema, en el mismo sentido, el voltaje de esta barra es conocido al ser una barra de generación, sin embargo, a diferencia de una barra de generación en la que se conoce la potencia activa suministrada, esta barra actúa como la representación de las pérdidas del sistema, en una ecuación podemos escribirlo como sigue.

$$P_L = \sum_{i=1}^N P_i = \sum_{i=1}^N P_{gi} - \sum_{i=1}^N P_{di}$$

Donde

P_L -> Pérdida de potencia real

P_{gi} -> Potencia programada que se está generando en un nodo

P_{di} -> Potencia programada que demanda la carga en un nodo

Debido a que en un caso inicial del estudio de flujo de potencia no se conocen valores de corriente entre nodos hasta después de encontrar valores de voltajes y ángulos en cada uno, es por este motivo la potencia del nodo slack o de compensación es desconocido.

3.1.1 Método de Newton-Raphson.

El Método de Newton-Raphson (NR), también se le conoce como método de potencias ya que las variables de las ecuaciones utilizadas implican el uso de las potencias activas y reactivas, este método está basado en la expansión por series de Taylor de una función de dos o más variables.

Se expresa entonces la ecuación de potencia activa en función de la admitancia de barras y voltajes. (Rolando E. 2019)

$$P_i = \left(\sum_{j=1}^n |Y_{ij}| * V_i * V_j * \cos(\theta_{ij} + \delta_j - \delta_i) \right)$$

Donde

$|Y_{ij}|$ -> Magnitud de la Y barra o Y bus

i -> Columna de la potencia que se trabaja.

J -> Fila que varía el número de nodos

V_i, V_j -> Voltajes del número total de nodos

θ_{ij} -> Ángulo de la posición en que se encuentre Ybus

δ_j -> Ángulo del voltaje V_j

δ_i -> Ángulo del voltaje V_i

De manera similar, la ecuación para la potencia reactiva se escribe como sigue, teniendo en consideración la función sinusoidal que se requiere y el signo debido al elemento imaginario. (Rolando E. 2019)

$$Q_i = - \left(\sum_{j=1}^n |Y_{ij}| * V_i * V_j * \cos(\theta_{ij} + \delta_j - \delta_i) \right)$$

Para hallar las variaciones o errores de potencias ($\Delta P_i, \Delta Q_i$) se tiene

$$\Delta P_i = P_{i,prog} - P_{i,calc}$$

$$\Delta Q_i = Q_{i,prog} - Q_{i,calc}$$

El planteamiento en el que se basa el método de Newton-Raphson es en la siguiente matriz.

$$\begin{pmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} H & N \\ L & J \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta \delta \\ \Delta |V| \end{pmatrix}$$

Para esta matriz no se debe tomar en cuenta los valores de P y Q del nodo de compensación ya que como se mencionó anteriormente, los valores de magnitud y fase de voltaje se encuentran previamente definidos.

De la matriz anterior aquella que tiene los elementos H,N,L,J, es denominada Jacobiana, esta se obtiene de las derivadas parciales de las potencias activas y reactivas con respecto a su ángulo y su magnitud de voltaje. Para la potencia real se escribe como sigue.

$$\begin{aligned}\Delta P_i = & \frac{\partial P_i}{\partial \delta_2} \Delta \delta_2 + \frac{\partial P_i}{\partial |V_2|} \Delta |V_2| + \frac{\partial P_i}{\partial \delta_3} \Delta \delta_3 + \frac{\partial P_i}{\partial |V_3|} \Delta |V_3| + \frac{\partial P_i}{\partial \delta_4} \Delta \delta_4 + \frac{\partial P_i}{\partial |V_4|} \Delta |V_4| \\ & + \dots \frac{\partial P_i}{\partial \delta_n} \Delta \delta_n + \frac{\partial P_i}{\partial |V_n|} \Delta |V_n|\end{aligned}$$

Reescribiendo la ecuación anterior.

$$\begin{aligned}\Delta P_i = & \frac{\partial P_i}{\partial \delta_2} \Delta \delta_2 + \frac{\partial P_i}{\partial \delta_3} \Delta \delta_3 + \frac{\partial P_i}{\partial \delta_4} \Delta \delta_4 + \dots \frac{\partial P_i}{\partial \delta_n} \Delta \delta_n + \frac{\partial P_i}{\partial |V_2|} \Delta |V_2| + \frac{\partial P_i}{\partial |V_3|} \Delta |V_3| \\ & + \frac{\partial P_i}{\partial |V_4|} \Delta |V_4| + \dots + \frac{\partial P_i}{\partial |V_n|} \Delta |V_n|\end{aligned}$$

Aquellos términos que contienen a las derivadas parciales con respecto a la magnitud de voltaje se multiplican y dividen por su misma magnitud de voltaje sin alterar sus valores

$$\begin{aligned}\Delta P_i = & \frac{\partial P_i}{\partial \delta_2} \Delta \delta_2 + \frac{\partial P_i}{\partial \delta_3} \Delta \delta_3 + \frac{\partial P_i}{\partial \delta_4} \Delta \delta_4 + \dots \frac{\partial P_i}{\partial \delta_n} \Delta \delta_n + |V_2| \frac{\partial P_i}{\partial |V_2|} \frac{\Delta |V_2|}{|V_2|} + |V_3| \frac{\partial P_i}{\partial |V_3|} \frac{\Delta |V_3|}{|V_3|} \\ & + |V_4| \frac{\partial P_i}{\partial |V_4|} \frac{\Delta |V_4|}{|V_4|} + \dots + |V_n| \frac{\partial P_i}{\partial |V_n|} \frac{\Delta |V_n|}{|V_n|}\end{aligned}$$

De manera análoga se obtiene una expresión para la potencia reactiva Q.

$$\begin{aligned}\Delta Q_i = & \frac{\partial Q_i}{\partial \delta_2} \Delta \delta_2 + \frac{\partial Q_i}{\partial \delta_3} \Delta \delta_3 + \frac{\partial Q_i}{\partial \delta_4} \Delta \delta_4 + \dots \frac{\partial Q_i}{\partial \delta_n} \Delta \delta_n + |V_2| \frac{\partial Q_i}{\partial |V_2|} \frac{\Delta |V_2|}{|V_2|} + |V_3| \frac{\partial Q_i}{\partial |V_3|} \frac{\Delta |V_3|}{|V_3|} \\ & + |V_4| \frac{\partial Q_i}{\partial |V_4|} \frac{\Delta |V_4|}{|V_4|} + \dots + |V_n| \frac{\partial Q_i}{\partial |V_n|} \frac{\Delta |V_n|}{|V_n|}\end{aligned}$$

Cada una de las barras del sistema que no son del tipo compensación tienen dos ecuaciones del tipo ΔP_i y ΔQ_i al organizarlas todas estas ecuaciones de error en una matriz vector, se llega al siguiente desarrollo.

$$\begin{bmatrix} \Delta P_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ \Delta P_N \\ \Delta Q_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ \Delta Q_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_2}{\partial \delta_2} & \dots & \frac{\partial P_2}{\partial \delta_n} & \frac{\partial P_2}{\partial |V_2|} & \dots & \frac{\partial P_2}{\partial |V_n|} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial P_n}{\partial \delta_2} & \dots & \frac{\partial P_n}{\partial \delta_n} & \frac{\partial P_n}{\partial |V_2|} & \dots & \frac{\partial P_n}{\partial |V_n|} \\ \frac{\partial Q_2}{\partial \delta_2} & \dots & \frac{\partial Q_2}{\partial \delta_n} & \frac{\partial Q_2}{\partial |V_2|} & \dots & \frac{\partial Q_2}{\partial |V_n|} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial Q_n}{\partial \delta_2} & \dots & \frac{\partial Q_n}{\partial \delta_n} & \frac{\partial Q_n}{\partial |V_2|} & \dots & \frac{\partial Q_n}{\partial |V_n|} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ \Delta \delta_n \\ \Delta |V_2| \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ \Delta |V_n| \end{bmatrix}$$

Así de esta manera es fácil observar que, en la matriz Jacobiana, H corresponde a las derivadas parciales de P con respecto al ángulo del voltaje, N corresponde a las derivadas parciales de P con respecto a la magnitud de voltaje, mientras que L y J son derivadas parciales de Q con respecto a ángulos y magnitudes del voltaje respectivamente. (Rolando E. 2019)

El anterior análisis considera que todas las barras son barras tipo PQ o de carga, esto debido a que se conoce la magnitud de la potencia activa y reactiva, como se mencionó al inicio de la discusión del método, es por ello que se busca obtener magnitudes y ángulos de voltaje, sin embargo, si en el sistema existen barras de generación o voltaje controlado, este voltaje es conocido y es constante mientras que la corrección de voltaje siempre es cero, lo anterior implica que toda la columna asociada a la potencia Q_i se multiplica por cero además, al no especificarse el valor de Q esta no es posible determinar un error, los valores para Q en estas barras se pueden calcular al terminar el flujo de potencias. (Grainger y Stevenson)

Por tanto, cuando se tiene N_g barras de generación, se omiten N_g filas y columnas en la Jacobiana del sistema.

3.2 Modelados de los flujos de potencia

Para efectos demostrativos se llevó a cabo un estudio de flujos de potencia utilizando la librería [MATPOWER], la cual es una herramienta desarrollada en MATLAB destinada al análisis y simulación de sistemas eléctricos de potencia. Permite resolver de forma eficiente los flujos de potencia y estudios de optimización asociados, empleando métodos numéricos como el Newton–Raphson. (MathWorks, Inc.) (Zimmerman, Murillo-Sánchez y Thomas)

El sistema seleccionado representa una red de cinco nodos interconectados, que contiene tanto barras de carga (2, 3 y 4) como barras de generación (1, 3, 4 y 5). A través del flujo de potencia se obtuvieron las tensiones en cada barra, las potencias generadas y los flujos de potencia por las líneas de transmisión, con el fin de observar el equilibrio energético del sistema bajo condiciones normales de operación. A continuación, y con el propósito de ilustrar la implementación de este análisis de caso, que más adelante se usará para llevar a cabo la predicción, se muestra la estructura básica del script escrito en Matlab.

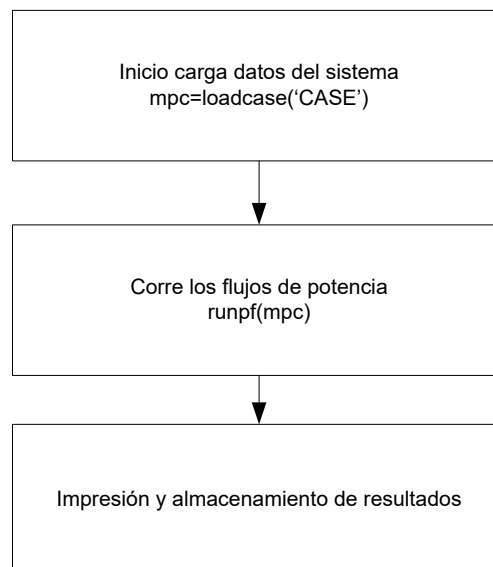


Figura 3. Diagrama de bloques, flujo script matlab

Bus	Vm (PU)	Va (°)	Pd (MW)	Qd (Mvar)
1	1.0000	3.27	0.00	0.00
2	0.9893	-0.76	300.00	98.61
3	1.0000	-0.49	300.00	98.61
4	1.0000	0.00	400.00	131.47
5	1.0000	4.11	0.00	0.00

Tabla 3. Datos de los nodos

Gen	Barra	Pg (MW)	Qg (Mvar)
1	1	40.00	5.85
2	1	170.00	24.87
3	3	323.49	194.65
4	4	5.03	184.12
5	5	466.51	-38.21

Tabla 4. Datos de los generadores

Los resultados muestran que las tensiones se mantienen dentro de rangos aceptables (entre 0.9893 y 1.0000 pu), lo cual indica estabilidad en la red y adecuada regulación de voltaje. En cuanto a la potencia, los generadores cubren una demanda total de 1000 MW, entregando 1005 MW, de los cuales, 5 MW corresponden a pérdidas en las líneas, lo que representa un funcionamiento coherente y eficiente del sistema eléctrico.

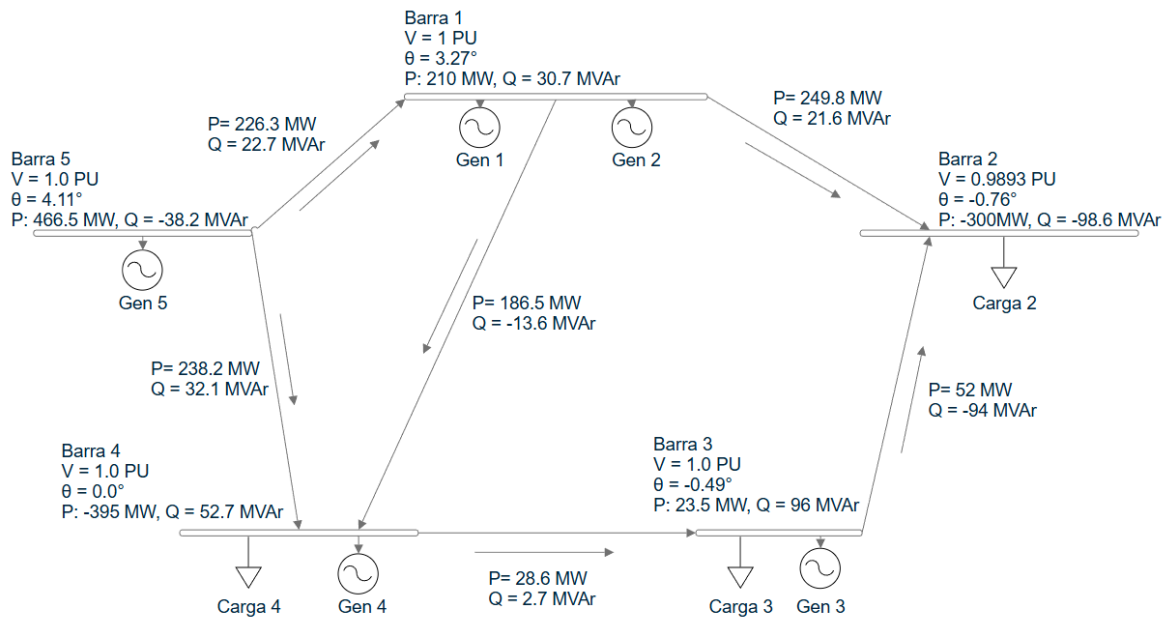


Figura 4. Diagrama unifilar caso 5

Se presenta entonces, el diagrama unifilar correspondiente al caso 5 presentado, en el cual se representa el estado operativo de la red bajo condiciones normales. En cada barra se indican la magnitud y el ángulo de voltaje en por unidad, así como la potencia neta inyectada o consumida.

Los generadores y cargas se muestran conectados a las barras correspondientes, permitiendo identificar de forma clara los puntos de inyección y demanda de potencia activa y reactiva. Asimismo, sobre cada línea de transmisión se indica el sentido del flujo de potencia y su magnitud, lo que facilita la visualización del balance energético y la distribución de flujos en la red.

El diagrama confirma que el sistema opera dentro de rangos aceptables de voltaje y que los flujos de potencia son consistentes con la topología y las condiciones de carga

establecidas, sirviendo como referencia para los análisis posteriores de predicción y evaluación del sistema eléctrico.

$$Y_{bus_G} = \begin{bmatrix} 22.25 & -3.523 & 0 & -3.2569 & -15.47 \\ -3.523 & 12.691 & -9.167 & 0 & 0 \\ 0 & -9.167 & 12.501 & -3.333 & 0 \\ -3.2569 & 0 & -3.333 & 9.924 & -3.333 \\ -15.470 & 0 & 0 & -3.333 & 18.80 \end{bmatrix}$$

$$Y_{bus_B} = \begin{bmatrix} -222.48 & 35.234 & 0 & 32.569 & 154.702 \\ 35.234 & -126.897 & 91.675 & 0 & 0 \\ 0 & 91.675 & -124.999 & 33.336 & 0 \\ 32.569 & 0 & 33.336 & -99.232 & 33.336 \\ 154.702 & 0 & 0 & 33.336 & -188.02 \end{bmatrix}$$

A partir de la topología del sistema eléctrico y de los parámetros de las líneas de transmisión, se construyó la matriz de admitancias nodales del sistema, Y_{bus} . Esta matriz representa de forma compacta el modelo eléctrico de la red y permite relacionar las corrientes inyectadas en cada barra con los voltajes nodales del sistema.

Esta se descompone en dos partes, real (G) e imaginaria (B) correspondiente a las conductancias y las susceptancias, respectivamente. Los elementos diagonales de la matriz reflejan la suma de las admitancias conectadas a cada barra, mientras que los elementos fuera de la diagonal representan las interconexiones eléctricas entre barras mediante líneas de transmisión.

$$Jacobiano = \begin{bmatrix} 222.177 & 0 & -154.459 & -35.015 & -1.036 \\ 0 & 124.039 & 91.675 & -90.732 & -8.740 \\ -154.912 & 0 & 188.402 & 0 & 0 \\ -34.525 & -90.648 & 0 & 125.173 & 9.522 \\ 5.928 & 9.491 & 0 & -15.419 & 124.538 \end{bmatrix}$$

De manera análoga, se muestra la matriz Jacobiana que se construye con base en la matriz Ybus, y en las ecuaciones descritas en el método de Newton Rhapson para la solución del flujo de potencia. Esta Matriz se construye a partir de las derivadas parciales de las ecuaciones de potencia y se actualiza en cada iteración del proceso hasta alcanzar la convergencia.

En el presente trabajo se presenta la matriz Jacobiana correspondiente al estado convergido del sistema, la cual confirma que el sistema alcanza un punto de operación estable bajo las condiciones de carga y generación consideradas

En la sección 5 se hará uso de un sistema similar a este para llevar a cabo el estudio de flujos de potencia empleando los resultados obtenidos de la predicción de demanda.

4 Metodología propuesta

4.1 Estimación de la demanda con técnicas de ciencias de datos

De acuerdo con los modelos presentados anteriormente, RNN (LSTM), ARIMA y TTS en el capítulo 2.2, se alimentarán a estos tres modelos con datos de la demanda del mercado RTO a través de MATLAB para comparar las salidas y observar qué modelo se ajusta mejor para esta aplicación. Posteriormente se realiza una estimación de la demanda así analizar un posible comportamiento durante ese periodo.

De los datos proporcionados por el Doctor Nestor Gonzáles Cabrera y la Doctora Manuela Azucena Escobedo Cisneros, se tiene un registro histórico de los datos de demanda a lo largo del año 2016 de la región RTO. En dicho registro se tiene un listado del consumo a lo largo de todos los días del año, comenzando desde el 1 enero del 2016 hasta el 31 de diciembre del 2016, además, en cada día se detalla el consumo por hora a lo largo del día.

Para tener un contexto más amplio acerca de los datos que fueron proporcionados, se presentan los datos típicos de consumo que se registraron en un día, así como la gráfica de su comportamiento, en el mismo sentido se presenta una gráfica de demanda que abarca todo el año correspondiente.

La siguiente tabla muestra el consumo eléctrico en mega watts (MW) por cada hora del 1 de enero de 2016 así como su gráfico a lo largo del día.

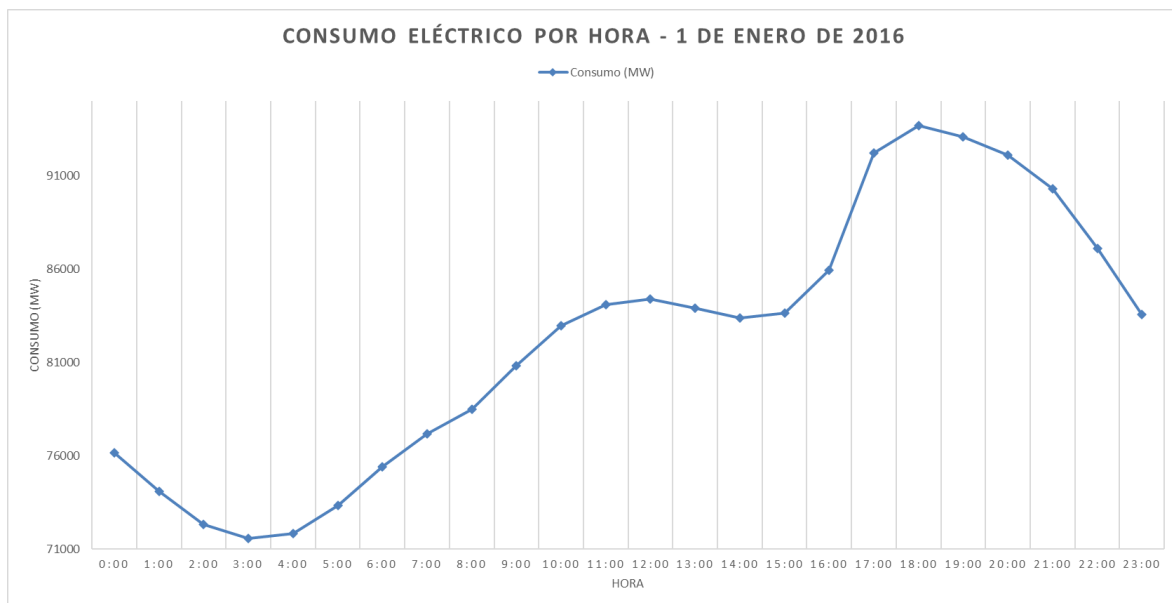


Figura 5. Gráfico de consumo por hora de un día

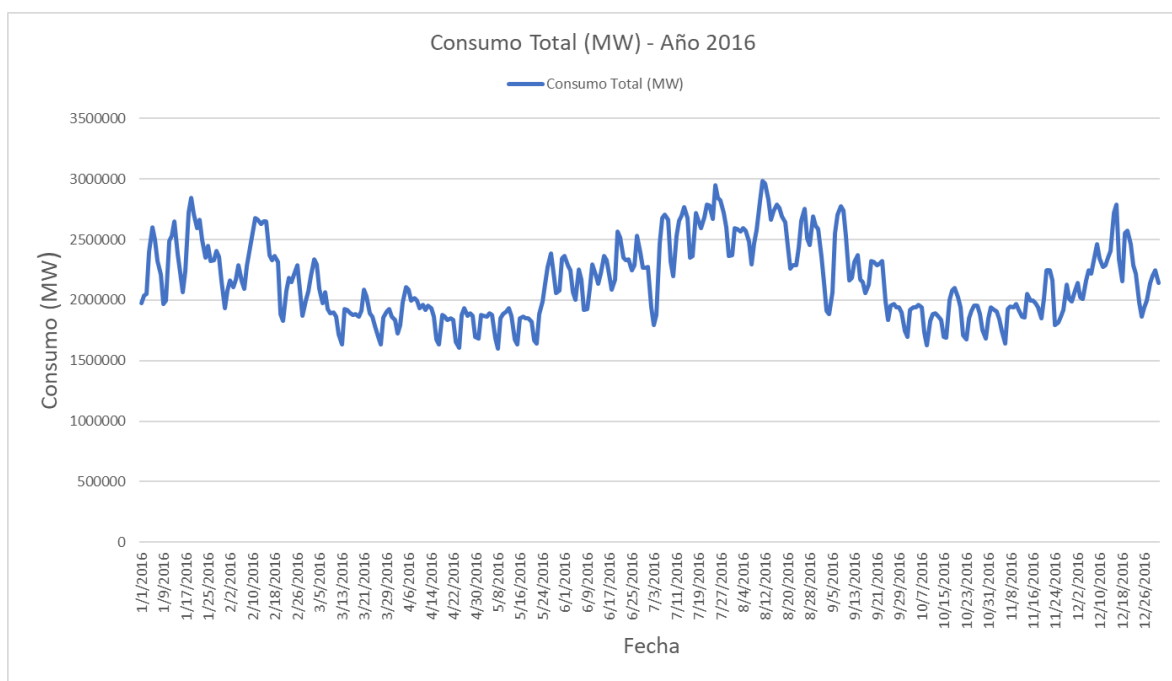


Figura 6. Gráfico de consumo anual

Con la información disponible y haciendo uso de los modelos presentados en el capítulo 2.2, se ha escrito un script de Matlab de la versión R2023b y su extensión especializada en redes neuronales “Deep Learning Toolbox”. Esta es una herramienta que proporciona un entorno robusto para el diseño, entrenamiento y evaluación de redes neuronales profundas incluyendo redes convolucionales, (CNN), recurrentes (RNN, LSTM) y TN.

La implementación se llevó en el entorno de código .m, para tener un control del flujo del manejo de datos, depuración y mayor claridad para entender los parámetros que se emplean en las capas de cada red neuronal implementada. Se presenta a continuación una imagen de la red tipo TN implementada en el entorno gráfico de Matlab a manera ilustrativa del uso de su herramienta gráfica.

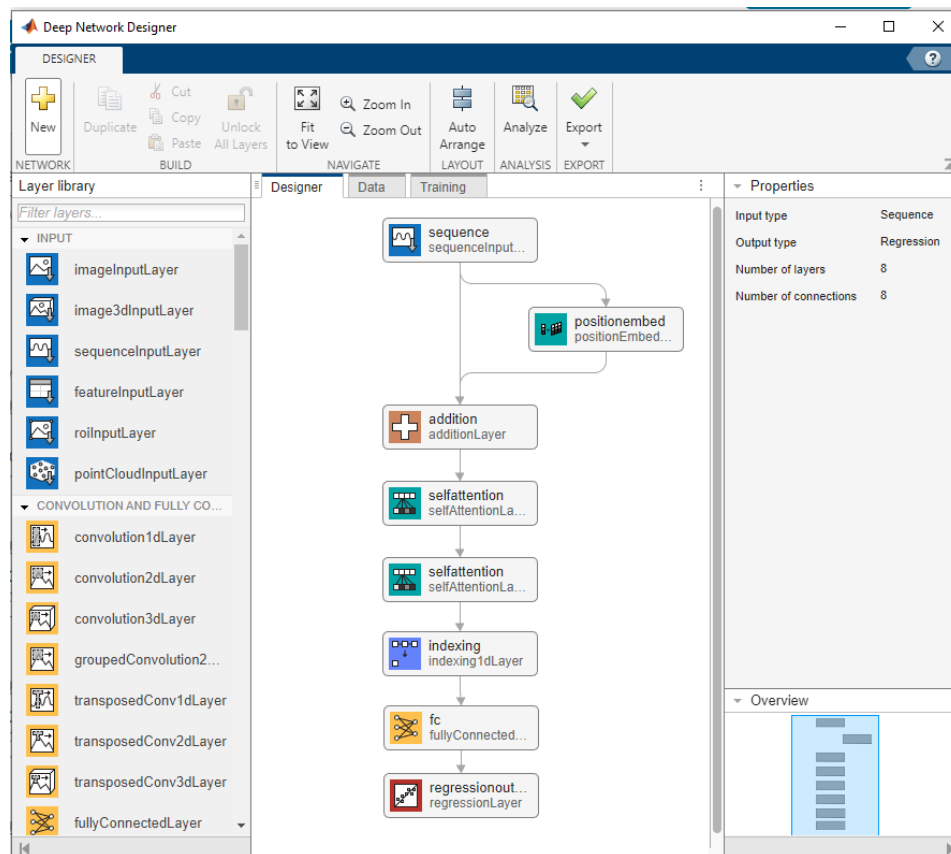


Figura 7. Entorno gráfico de Deep Network Designer

De acuerdo con lo discutido previamente sobre cada modelo, se espera que la arquitectura TN ofrezca predicciones con la menor métrica de error pues debido a su mecanismo de auto atención, este es capaz de capturar picos y valles que dependan de eventos ocurridos previamente, además, el tiempo esperado que tome para el entrenamiento será mayor a los otros dos modelos.

Por su parte, el modelo LSTM al recorrer la secuencia dato por dato con sus respectivas celdas de memoria será capaz de establecer patrones gracias a la memoria previa, sin embargo, para dependencias temporales mayores a 100 días, por ejemplo, se espera que olvide información muy lejana, sin embargo, para patrones semanales e incluso mensuales debe cumplir satisfactoriamente en cuanto a comportamiento, pero subestimando o sobreestimando valores pico y valles.

Por último, el modelo ARIMA al ser un modelo que maneja bien estacionalidades periódicas fijas, pero no así para periodos donde la estacionalidad no corresponde a días sino a meses, no será capaz de capturar estructuras de periodos largos de tiempo por lo que es esperable la mayor métrica de error pues este modelo se desempeña mejor para estimar pronósticos en horizontes cortos de tiempo.

4.2 Método propuesto

De acuerdo con lo discutido en la sección 4.1, se presenta entonces el diagrama de flujo y una descripción de este el cual corresponde al código empleado para llevar a cabo la implementación de los modelos mencionados anteriormente, el script completo puede ser

consultado en el anexo A, en el actual capítulo sólo se presentarán análisis de secciones específicas del código y la presentación de los resultados obtenidos.

4.2.1 Estimación Mensual

En una primera instancia se hace una estimación de la demanda total por día para así predecir el comportamiento a lo largo de todo un mes, como sigue.

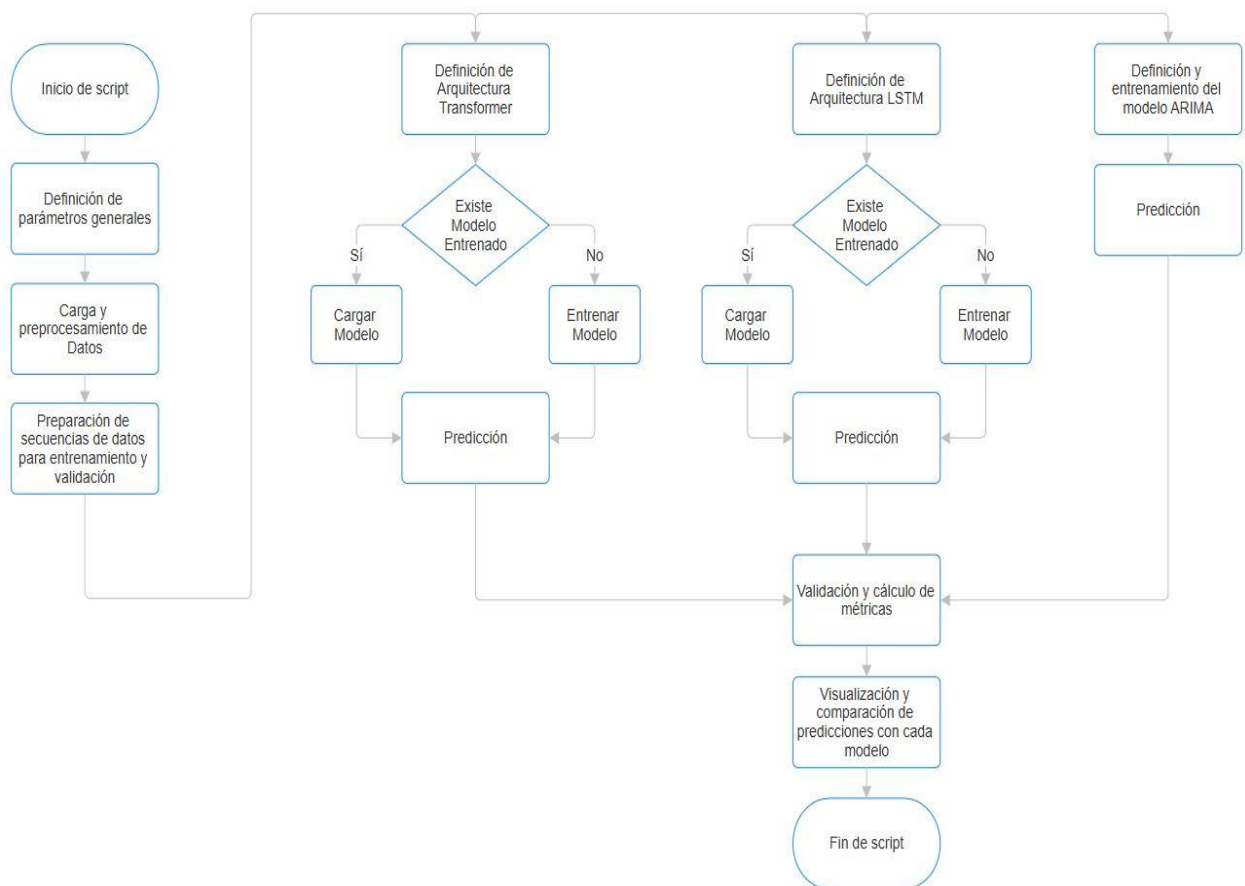


Figura 8. Diagrama de flujo para estimación mensual

Definición de parámetros Generales	Antes de comenzar cualquier modificación se limpia el buffer para evitar posibles errores, además se define el horizonte de datos que los modelos tendrán para entrenar y los días a predecir
Carga y preprocesamiento de datos	Se leen los datos desde el archivo un archivo xlsx que contiene la información sobre la demanda y que fue presentada en la sección 4.1, durante este preprocesamiento se lleva a cabo la lectura de la columna fechas, se interpolan valores faltantes y se suma demanda horaria para obtener demanda diaria, además, se normalizan datos y se crean variables auxiliares necesarias para entrenar el modelo. Es importante mencionar que la estandarización se hace con el objetivo de tener los datos en una escala común que se escribe como sigue. $x_{norm} = \frac{x - \mu}{\sigma}$ Donde: x -> Valor real de la serie μ -> Media de la Serie σ -> Desviación Estándar
Preparación de secuencias	En esta sección se crean ventanas deslizantes de 90 días, que es la variable definida en la sección 1, las cuales serán muestras para el modelo para que de esta manera pueda aprender usando ventas históricas de tiempo. Por último, se separan los datos en 80% para entrenamiento y 20% para prueba.
Definición y arquitectura de los 3 modelos	Se lleva a cabo la definición y opción para entrenar o cargar un modelo pree entrenado de LSTM y de Transformer mientras que ARIMA al ser un modelo estadístico únicamente se ajustan sus parámetros. Transformer La implementación se compone de cuatro capas de auto atención, con 4 cabezas de atención cada una, además, debido a que el modelo no procesa secuencias de forma recurrente ni tienen conciencia del orden temporal por defecto, se incorpora explícitamente una capa de posición.

	El modelo recibe tanto la serie de demanda normalizada y las variables auxiliares previas que servirán para alimentar el entramiento, además se configura se tenga una convergencia estable. Para llevar a cabo la predicción directa de los 30 días, se usa como función de perdida una regresión directa y el entrenamiento emplea el optimizador Adam (Adaptive Moment Estimation), que es el algoritmo que ajusta los pesos del modelo para minimizar la función de pérdida. Como variables de entrada, se incluye la serie normalizada, indicadores estacionales y auxiliares como día de la semana. • LSTM La implementación tiene una sola capa LSTM con 100 unidades de memoria oculta y modo de salida last, lo que permite procesar toda la secuencia de entrada y generar una única salida vectorial con 30 valores, al igual que Transformer, se usan las mismas variables auxiliares normalizadas, entrenamiento Adam. A diferencia del Transformer y tras varias pruebas de entrenamiento, este se limitó a 90 días para evitar sobre ajuste. Aunque conserva la capacidad de identificar patrones temporales, su desempeño se espera sea inferior al Transformer por su menor capacidad de representar relaciones a largo plazo. • ARIMA Se opta por una configuración con diferenciación de primer orden $D = 1$ y componentes de media móvil $MALags = 1$, que permite que el modelo capture fluctuaciones cortas además de $SMALags = 12$ que agrega un término estacional $MA(1)$ con periodicidad 12, lo anterior para captar tanto la no estacionariedad de la serie como la estacionalidad mensual presente en la demanda eléctrica.
Validación y métricas	Se lleva a cabo una validación de datos usando una ventana de datos conocidos sobre los últimos 30 días reales, evaluando el comportamiento de cada modelo mediante métricas MAPE, MdAPE, SMAPE y R2. • MSE (Mean Squared Error) Enfatiza los errores grandes por su sensibilidad a valores atípicos en la serie $MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$ Donde N -> Número de datos Yi -> Valor real

	$\hat{y}_t$ -> Valor predicho • MAE (Mean Absolute Error) Mide el promedio de las diferencias absolutas entre el valor real y el predicho $MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i ^2$ • MdAPE (Median Absolute Percentage Error) Calcula la mediana del error porcentual absoluto $MdAPE = mediana \left(\frac{ y_i - \hat{y}_i }{y_i} \right) * 100$ • MAPE (Mean Absolute Percentage Error) Mide el error porcentual respecto al valor real. $MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right $ Además de llevar a cabo los cálculos anteriores, se grafica una comparación entre las predicciones y los valores reales.
Visualización y predicciones futuras	Se grafica la predicción de los siguientes 30 días de los 3 modelos juntos además de una ventana histórica de los datos reales de 60 días previos. En el mismo sentido se grafica los 30 días predichos en un contexto de todos los datos históricos, es decir un año más 30 días predichos.

Tabla 5. Análisis del diagrama de flujo para predicción mensual

4.2.2 Estimación Diaria

De forma análoga al enfoque utilizado para la predicción mensual, se desarrolló una variante del programa orientada a estimar la evolución horaria de la demanda eléctrica para el día siguiente. A diferencia del caso anterior, en el que se predecía el valor día a día correspondiente a los siguientes 30 días, esta nueva implementación aprovecha la información horaria disponible día tras día en los datos para modelar la distribución de la demanda hora por hora dentro de un solo día. Para ello, se adaptaron los tres modelos

considerados (Transformer, LSTM y ARIMA) manteniendo la estructura general del flujo de trabajo anterior, pero adaptando la configuración a cada modelo.

Al igual que el caso anterior, se incorporaron métricas de error específicas que permiten evaluar el desempeño de los modelos en este nuevo horizonte de predicción. Esto facilita una comparación directa entre las predicciones agregadas a 30 días y las predicciones detalladas para un único día, permitiendo analizar posteriormente cómo varía la precisión de cada modelo (Transformer, LSTM, ARIMA) en función de la escala temporal empleada.

Estos modelos fueron reentrenados bajo este nuevo horizonte temporal, de manera que cada uno de los modelos generara un perfil horario completo correspondiente a las 24 horas del día siguiente.

Se presenta entonces una descripción de cada variante utilizada.

- ARIMA. La predicción horaria sigue la misma arquitectura presentada previamente desde la lectura y preprocesamiento de datos, sin embargo, se adoptó un enfoque modular en el que se entrenaron 24 modelos ARIMA independientes, uno para cada hora del día y cada uno procesa una ventana de 15 días históricos como datos de entrenamiento para esa hora específica, lo que permite al modelo capturar patrones horarios específicos sacrificando relaciones entre horarios de otros periodos de tiempo que a diferencia de la predicción mensual que opera sobre una serie temporal diaria. Este método permite capturar patrones específicos por hora y es especialmente efectivo en horizontes de predicción cortos, en los cuales las relaciones temporales de corto alcance predominan sobre la estacionalidad global.

- LSTM. Se utilizó una arquitectura secuencial con una capa LSTM de 80 unidades ocultas y una ventana de 168 horas (equivalente a siete días). Su entrenamiento busca retener dependencias semanales, aunque la predicción simultánea de las 24 horas introduce cierta dispersión en las estimaciones, lo que se refleja en mayores errores absolutos en comparación con los demás modelos.
- Transformer.

En esta versión se diseñó una versión simplificada que emplea una ventana de 336 horas equivalente a 14 días, integra variables auxiliares como codificación de hora, día de la semana, rezagos de 24 y 168 horas, así como medias y desviaciones móviles. Estos parámetros adicionales fortalecen la capacidad del modelo para contextualizar la demanda horaria dentro de su marco temporal. El modelo genera la predicción completa de las 24 horas en un solo paso, evitando la acumulación de error iterativo característica de los métodos secuenciales.

4.3 Análisis de Resultados obtenidos

4.3.1 Estimación Mensual

Se presenta a continuación las salidas obtenidas para la predicción de 30 días con su respectiva descripción y al final una tabla comparativa entre modelos

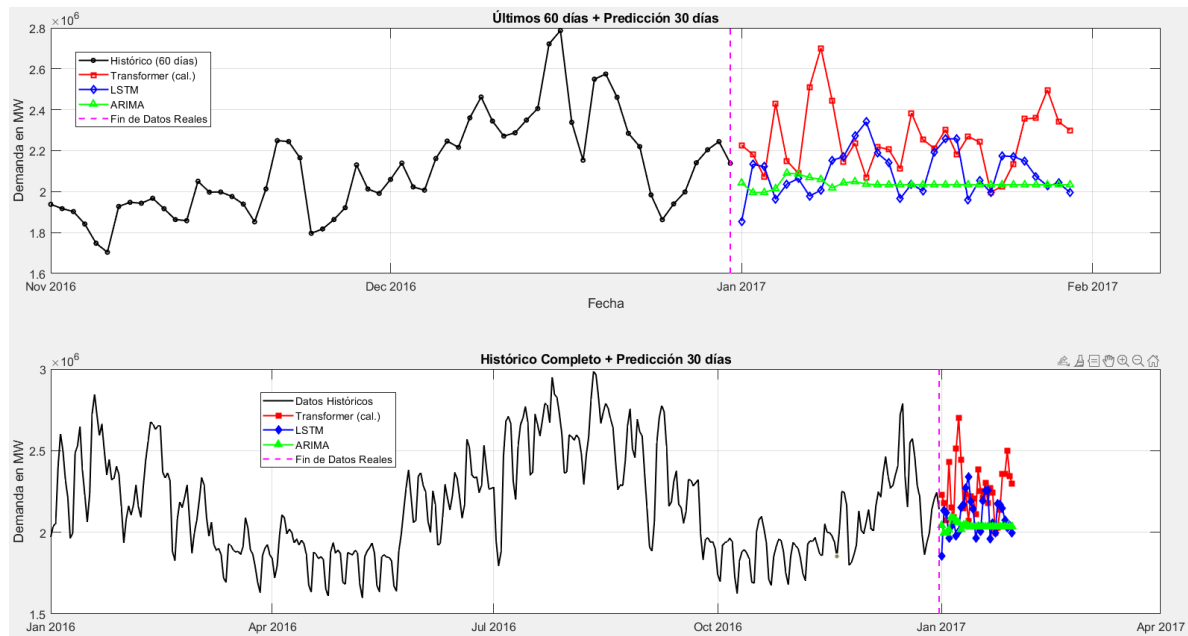


Figura 9. Predicción para 30 días con contexto histórico

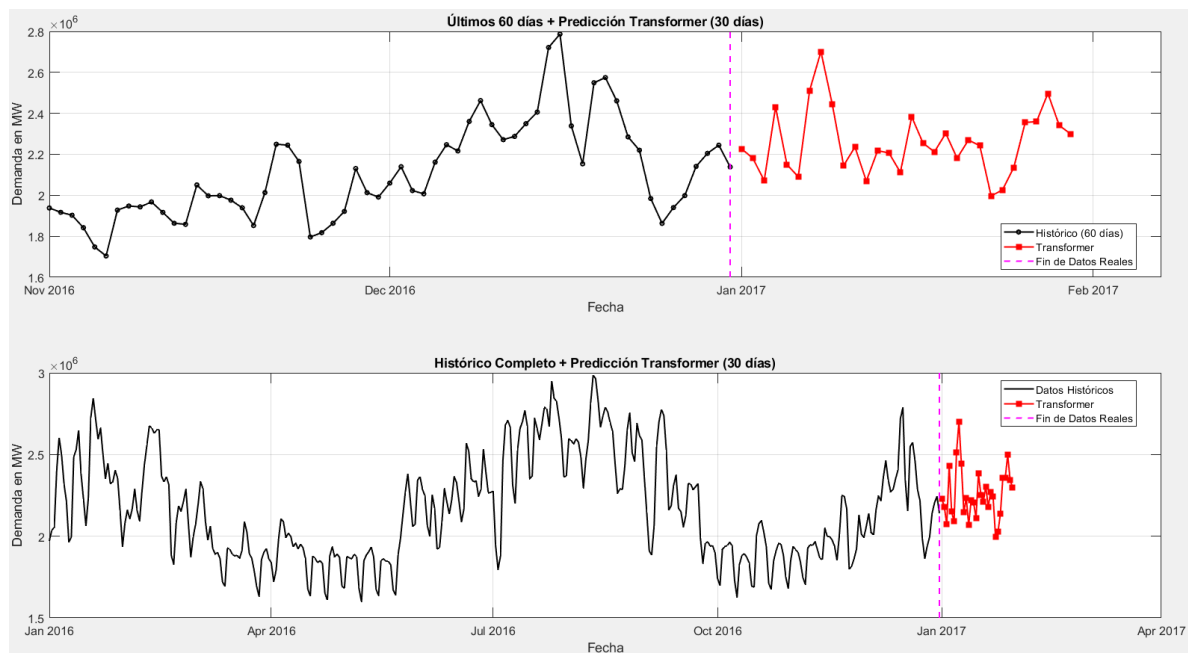


Figura 10. Visualización individual de modelo Transformer

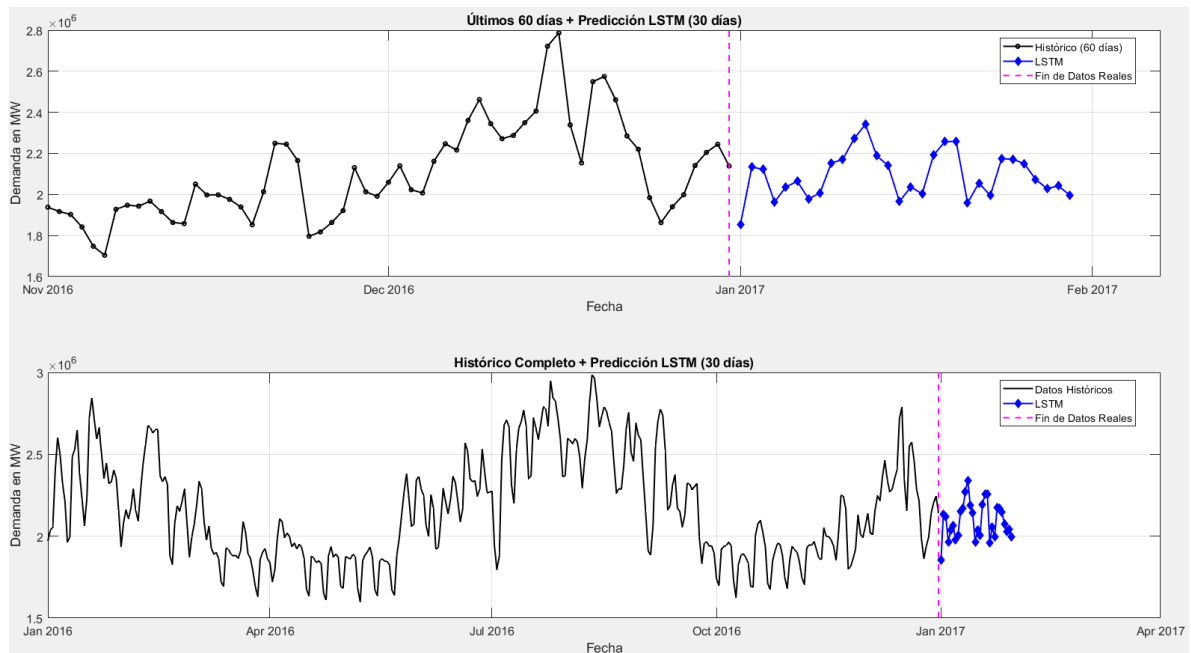


Figura 11. Visualización individual de modelo LSTM

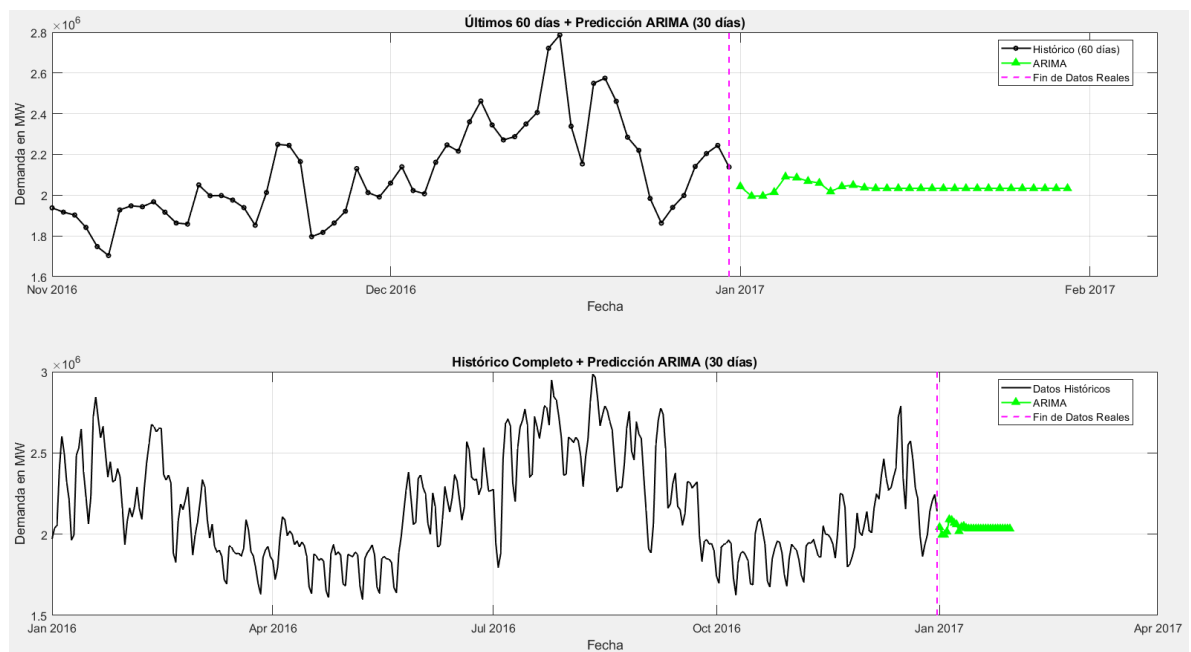


Figura 12. Visualización individual de modelo ARIMA

Como se puede observar en la gráfica general de la Figura 9 puede observarse que las dos arquitecturas, Transformer y LSTM, logran reproducir la tendencia global de la serie de demanda, manteniendo la forma oscilatoria y la correspondencia temporal entre picos y valles. Sin embargo, el modelo Transformer muestra una mejor alineación con los valores reales, capturando con mayor precisión la magnitud de las crestas de demanda y la amplitud de las variaciones mientras que el modelo ARIMA no es capaz de seguir esta tendencia.

El LSTM, por su parte, reproduce adecuadamente la forma de la curva, aunque tiende a subestimar los valores máximos durante los periodos de mayor carga. Este comportamiento se asocia a la naturaleza recurrente del modelo, que puede perder información relevante cuando la dependencia temporal supera la longitud efectiva de su memoria interna.

Finalmente, el modelo ARIMA presenta una curva más suavizada, con un ajuste adecuado en las zonas de baja variación, pero incapaz de representar adecuadamente los picos más pronunciados. Este resultado es consistente con la naturaleza lineal del modelo, que no incorpora relaciones no lineales ni estacionales de amplitud variable.

En conjunto, el análisis gráfico evidencia que el modelo Transformer ofrece la representación más realista y estable de la demanda mensual, logrando un equilibrio entre fidelidad de forma y coherencia temporal.

Por otra parte, se llevó a cabo el cálculo de métricas que permiten evidenciar los resultados obtenidos de manera cuantitativa, estos se presentan a continuación.

Métrica	Transformer	LSTM	ARIMA
MdAPE(%)	5.55	8.64	9.28

Error porcentual mediano, precisión típica			
MAPE(%) Error porcentual promedio	8.24	9.93	10.41
MPE(%) Sesgo promedio, cuanto subestima	-5.89	-6.74	-9.19
R2 Proporción de varianza	0.043	0.016	0.037

Tabla 6. Métricas de resultados obtenidos del modelo mensual

Las métricas confirman de manera numérica la ventaja del modelo Transformer frente a los demás modelos considerados. El valor medio del error porcentual absoluto (MAPE) fue de 8.24 %, mientras que el MdAPE alcanzó un valor mínimo de 5.55 %, constituyendo el mejor resultado entre todas las variantes analizadas. En comparación, el modelo LSTM obtuvo un MAPE de 9.93 %, y el modelo ARIMA de 10.41 %.

Este desempeño refleja la estabilidad del Transformer frente a fluctuaciones abruptas en la serie, siendo capaz de reproducir los picos y valles de la demanda con una mayor correspondencia temporal. El modelo logró además un 43 % de días con error inferior al 5 %, lo que evidencia una adecuada generalización del aprendizaje y su capacidad para anticipar tendencias estacionales.

El análisis de los resultados ajustados muestra una coherencia entre las predicciones y los valores históricos. En promedio, la demanda estimada para enero de 2017 fue de 2,255,060 MW frente a los 2,353,995 MW reales de enero de 2016, lo que representa una variación proyectada de -4.2 %. Este resultado indica que el modelo no solo reproduce la evolución

local, sino que identifica correctamente una disminución estacional del consumo, lo cual refuerza su utilidad como herramienta de planificación energética.

En contraste, el modelo LSTM, aunque captura la tendencia general, tiende a subestimar los máximos de demanda. Esta limitación proviene de la pérdida de memoria a largo plazo inherente a las redes recurrentes, mientras que el ARIMA se ve restringido por su naturaleza lineal y su incapacidad para representar relaciones no periódicas entre intervalos.

Por lo tanto, el Transformer es el modelo más eficiente, de los 3 presentados, para la estimación mensual de demanda eléctrica, combinando baja dispersión de error, estabilidad y fidelidad en la forma de la curva proyectada.

4.3.2 Estimación Diaria

Se presentan los resultados obtenidos para la estimación de la demanda horaria empleando los tres modelos propuestos: Transformer, LSTM y ARIMA.

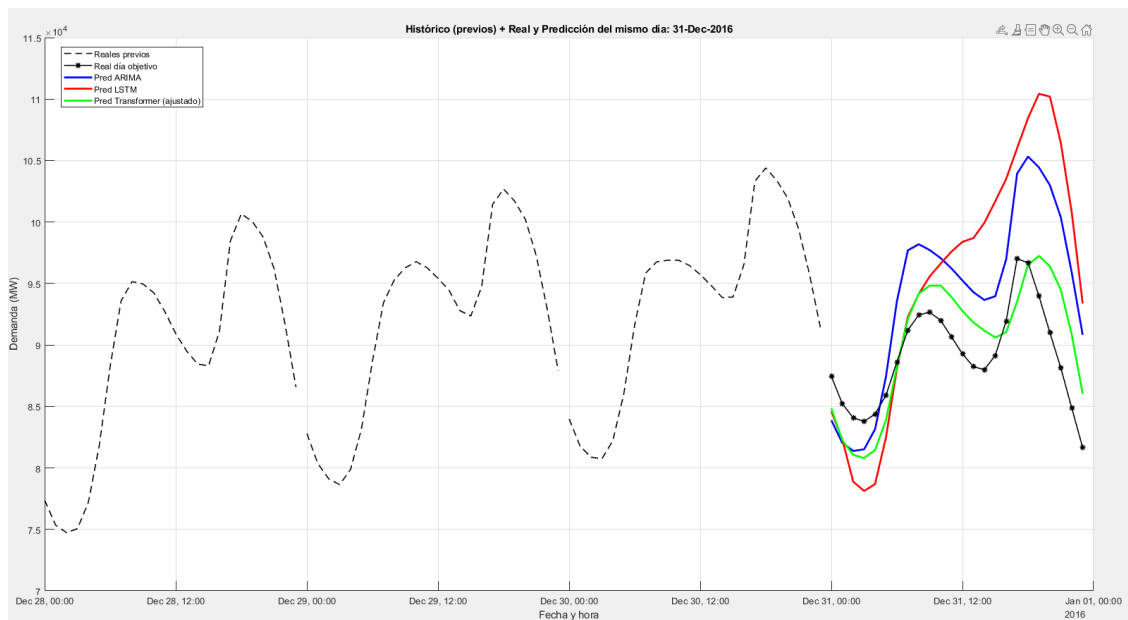


Figura 13. Predicción horaria del día siguiente con contexto histórico de 3 días previos

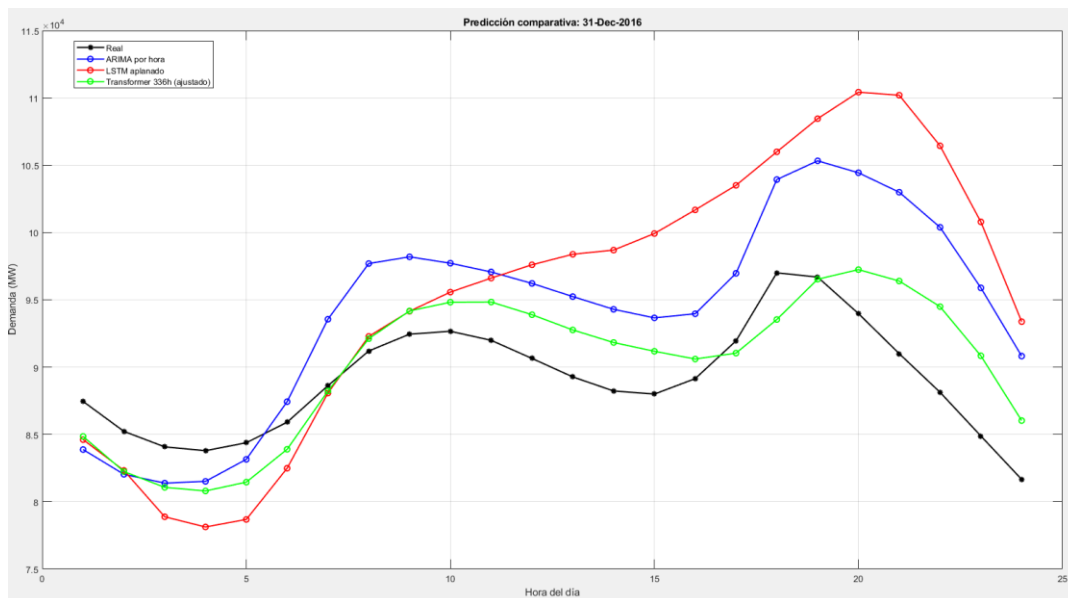


Figura 14. Predicción comparativa de los 3 modelos Vs Día real

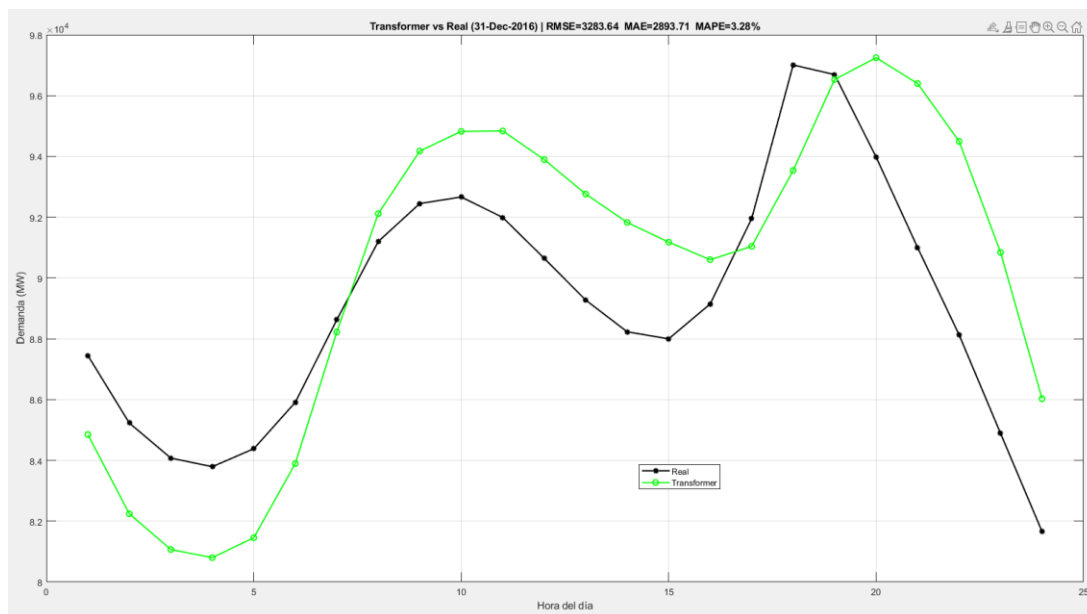


Figura 15. Predicción Modelo Transformer vs Día real

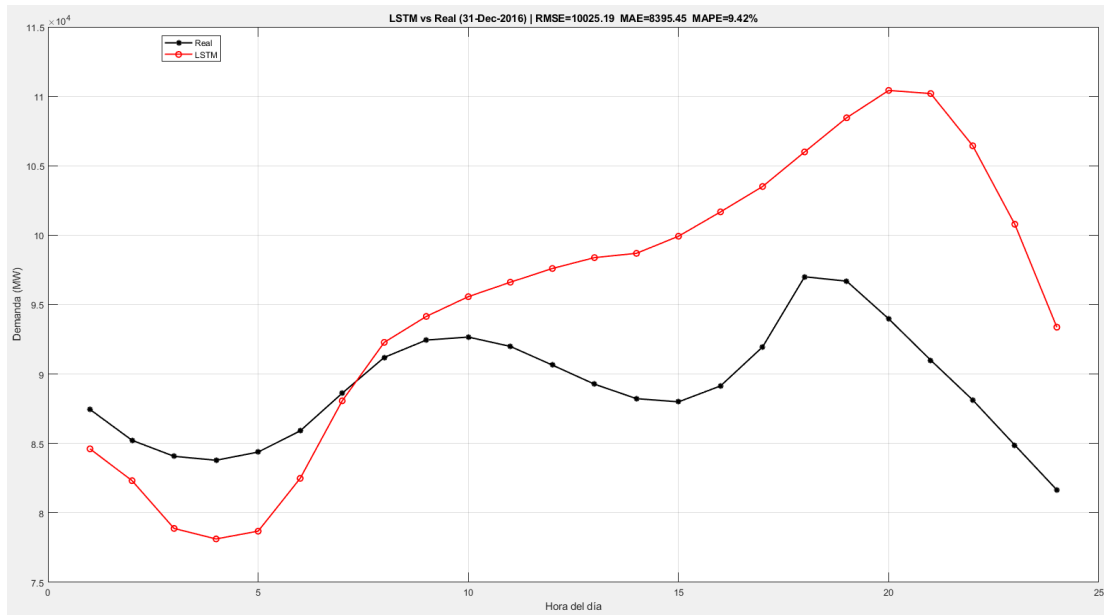


Figura 16. Predicción Modelo LSTM vs Día Real

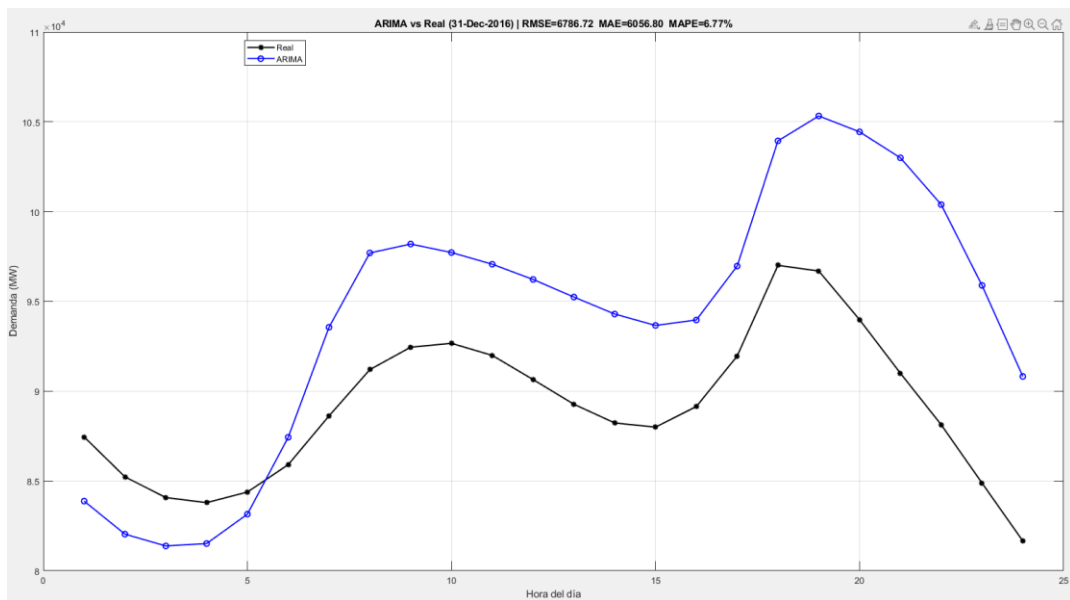


Figura 17. Predicción Modelo ARIMA vs Día real

Se puede observar en la Figura 13 los tres días históricos previos al día predicho, puede apreciarse cómo los modelos basados en redes neuronales ajustan sus predicciones tomando como referencia la tendencia de los días anteriores. El Transformer sigue el ritmo estacional diario con una predicción de un ligero aumento de la demanda con respecto al día real, mientras que ARIMA mantiene la oscilación esperada del ciclo diario con una sobreestimación.

Para una mejor visualización, en la Figura 14 se observa la comparación directa entre las tres predicciones y la curva real para las 24 horas del día predicho. Las tres series reproducen el patrón típico de la demanda diaria, caracterizado por un descenso durante la madrugada, un aumento progresivo en las horas matutinas, un descenso intermedio alrededor del mediodía y un segundo pico vespertino. No obstante, las diferencias entre modelos son notables en la magnitud y la alineación de los valores máximos.

El modelo el modelo Transformer, Figura 15, mantiene una forma general coherente con la curva real, siendo el que mejor comportamiento tiene con respecto a los otros dos modelos. Su comportamiento presenta un ligero aumento en la demanda el cual es esperado con la fecha en que se está llevando a cabo el análisis y se presenta como una opción confiable para estimar una demanda con un mayor rango de operación ante aumentos inesperados.

Por su parte, en la Figura 16 el modelo LSTM presenta una sobrestimación de la demanda durante casi todo el periodo, con un desfase ascendente que se acentúa en las horas vespertinas. Aunque reproduce la estructura del perfil diario, su curva se sitúa consistentemente por encima de la serie real.

Por su parte, el modelo ARIMA, Figura 17, muestra un seguimiento bastante ajustado respecto a la serie real, especialmente en la zona central del día. Sus transiciones, al igual que el modelo Transformer son suaves y mantiene una tendencia coherente con la forma general de la demanda. Dado que el modelo se ajusta individualmente para cada hora con datos de los 30 días previos, logra capturar eficazmente las variaciones recientes, sin embargo, este no logra capturar la tendencia estacional de la demanda pues sigue sobre estimando sin tomar en cuenta el descenso esperado.

De manera análoga a la predicción mensual se lleva a cabo un análisis cuantitativo que se presenta a continuación.

Métrica	Transformer	LSTM	ARIMA
MdAPE(%) Error porcentual mediano, precisión típica	3.49	8.47	6.18
MAPE(%) Error porcentual promedio	3.28	9.42	6.77
R2 Proporción de varianza	0.3093	-5.4378	-1.9504

Tabla 7. Métricas de resultados obtenidos del modelo mensual

Los resultados cuantitativos confirman el mejor desempeño del Transformer en la predicción horaria de un horizonte de 24 horas; este obtiene los errores porcentuales más bajos, MAPE 3.28 % y MdAPE 3.49 %, lo que indica una dispersión reducida y un error típico acotado a lo largo de las 24 horas.

El modelo ARIMA se ubica en segundo lugar con valores de MAPE 6.77 %, y MdAPE 6.18 %, coherente con el desfase de amplitud observado en el pico vespertino.

Por su parte, el modelo LSTM presenta el mayor error, MAPE 9.42 % y MdAPE 8.47 %

Los R2 negativos en los dos casos reflejan que, al evaluar contra el promedio del día con solo 24 muestras, los desajustes de amplitud pesan más que la correcta reproducción de la forma; no implican ausencia de patrón, sino que la magnitud de los picos y valles se separa del valor de referencia. En conjunto, las métricas respaldan que el Transformer es el modelo más equilibrado y preciso para esta aplicación.

Con el fin de analizar la influencia del contexto histórico en la estimación diaria, se evaluó el desempeño del modelo Transformer considerando ventanas de entrenamiento de 7, 3 y 1 día previo al día a predecir. Este análisis permite valorar la sensibilidad del modelo ante distintas cantidades de información histórica disponible.

Para el contexto de 7 días, la predicción presenta el mejor ajuste respecto a la curva real, con un MAPE de 3.08 %, MAE de 2726.96 MW y RMSE de 3126 MW, mostrando una adecuada alineación tanto en los valles nocturnos como en el pico vespertino. Este comportamiento indica que un historial más amplio contribuye a una estimación más estable de la demanda horaria.

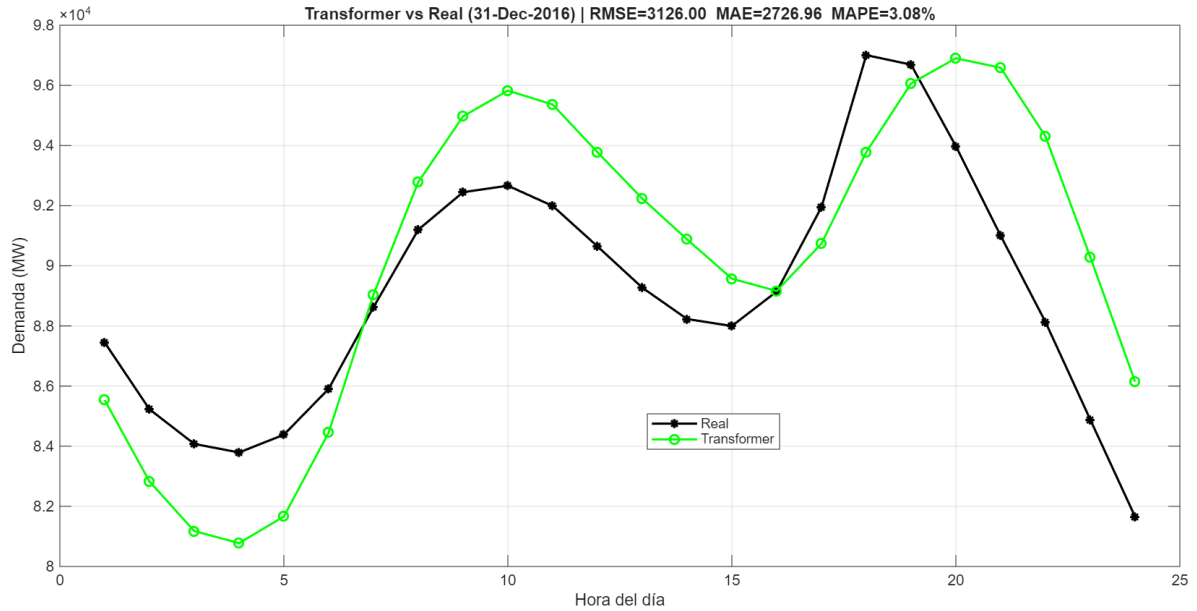


Figura 18. Gráfica del Transformer con 7 días de contexto

En el caso del contexto de 3 días, la predicción mantiene una forma coherente con el perfil diario real, aunque se observa una ligera sobrestimación en el periodo vespertino. Las métricas obtenidas (MAPE de 3.65 %, MAE de 3227.89 MW y RMSE de 3664.84 MW) reflejan un compromiso entre sensibilidad a la tendencia reciente y estabilidad en la predicción.

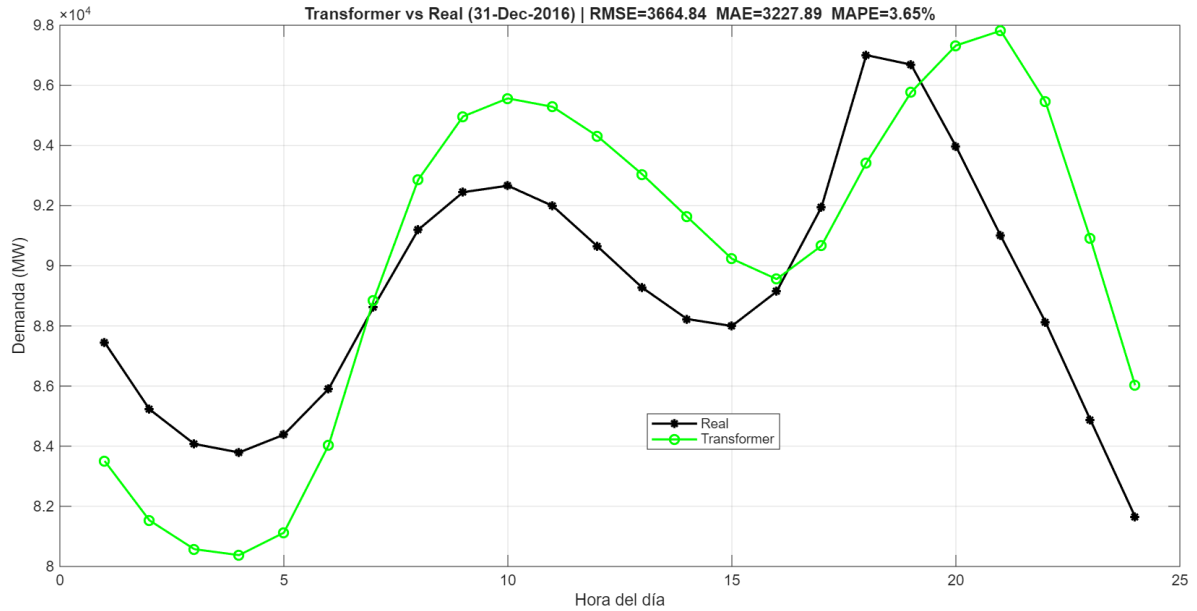


Figura 19. Gráfica del Transformer con 3 días de contexto

Por su parte, el contexto histórico de 1 día conserva la estructura general del perfil diario, pero presenta mayores desviaciones en la magnitud de los picos de demanda. Esto se ve reflejado en un incremento del error (MAPE de 3.94 %, MAE de 3465.19 MW y RMSE de 3874.72 MW), lo que sugiere que una ventana demasiado corta limita la capacidad del modelo para ajustar adecuadamente la amplitud de la demanda.

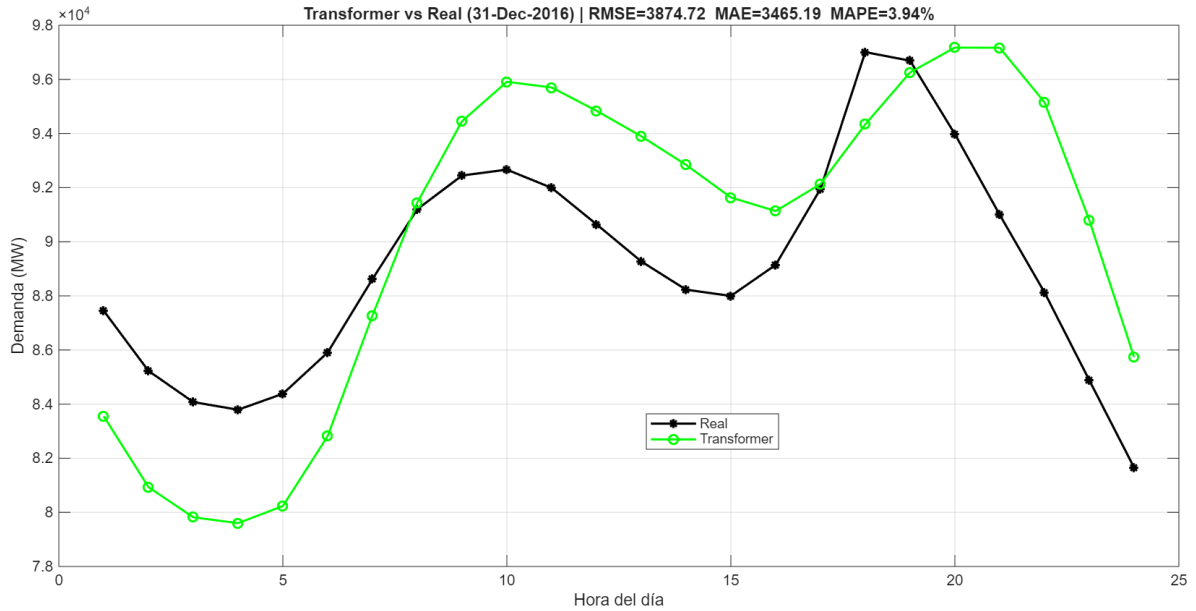


Figura 20. Gráfica del Transformer con 3 días de contexto

En conjunto, estos resultados complementan el análisis comparativo presentado previamente y refuerzan la elección del modelo Transformer como una alternativa robusta para la estimación diaria de la demanda eléctrica bajo distintos escenarios de disponibilidad de información histórica.

4.4 Predicción del comportamiento diario de un sistema eléctrico

A partir del modelo Transformer desarrollado, se realiza una predicción del comportamiento diario de la demanda eléctrica en un periodo de 24 horas. Esta etapa no tiene como finalidad estimar aumentos o reducciones en la demanda total, sino ofrecer una herramienta que permita anticipar de manera aproximada cómo podría evolucionar la carga a lo largo del día, bajo condiciones operativas realistas.

El enfoque adoptado considera que la predicción diaria no es un resultado absoluto, sino una aproximación informada que puede servir para analizar el comportamiento esperado del sistema eléctrico frente a diferentes niveles de demanda. De esta forma, el modelo proporciona una base cuantitativa útil para interpretar tendencias, variaciones horarias y posibles periodos de alta exigencia, ofreciendo así una perspectiva operativa que complementa la estimación mensual presentada previamente.

Los resultados obtenidos anteriormente sirven como alimentador para una simulación del flujo de potencia en MATPOWER, con el propósito de examinar la respuesta del sistema a lo largo de las 24 horas predichas. Este análisis permitirá observar el comportamiento eléctrico en función de las variaciones de carga estimadas por el modelo, aportando una visión más dinámica del estado del sistema.

4.5 Metodología propuesta para uso de IA y FP

En esta sección se presenta la metodología propuesta una vez que se han desarrollado y explicado el análisis de datos y los flujos de potencia. La figura 21, presenta el diagrama de flujos de la metodología que se describe a continuación:

Paso 1.- Analizar una base de datos referente al comportamiento de la demanda. Posteriormente seleccionar los días que se van a usar a través del método Transformer, el cual presenta el mejor comportamiento y aproximación a través de las métricas descritas en la sección 4.3. Finalmente, el vector de salida será un patrón del comportamiento, que describirá y se integrará a la demanda del sistema eléctrico seleccionado.

Paso 2.- Integrar el vector de comportamiento a la subrutina de análisis de flujos de potencia, iniciar el contador el cual será del tamaño del vector obtenido. Cada periodo de tiempo T , obtendrá los principales parámetros (Voltajes, ángulos, estado de la red, potencias activas y reactivas generadas) del comportamiento del sistema, estos se guardarán en vectores y matrices previamente definidas de acuerdo con la sección 3.2.

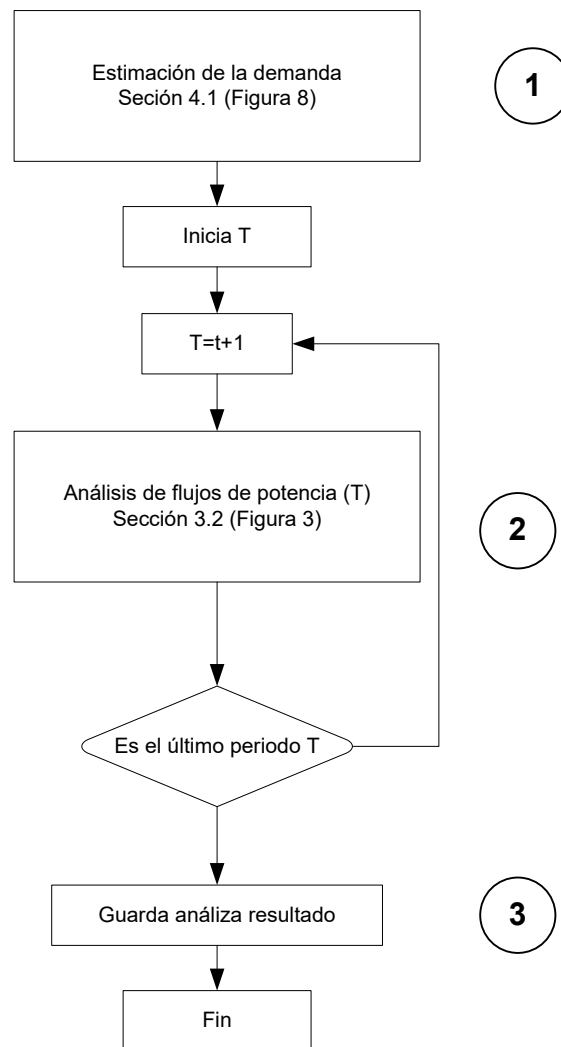


Figura 21. Diagrama de flujo de la metodología propuesta.

Paso 3.- Finalmente cuando el contador cumpla todos los periodos finalizara el ciclo se termina el proceso y las matrices serán guardadas con un tamaño de número de nodos x número de periodos, para ser analizados.

5 Casos de estudio

5.1 Datos Generales del sistema eléctrico de potencia

Para demostrar el método propuesto se lleva a cabo el análisis de un sistema eléctrico de cinco nodos, el cual se muestra en la figura 22. Este sistema de pruebas es uno de los modelos que se incluyen en la librería de MATPOWER, los datos de red y datos nodales se describieron previamente en la sección 3.2 o se puede consultar los parámetros completos en MATPOWER. Si bien es un sistema pequeño, sirve para demostrar qué sucede cuando se somete a un perfil de carga variable en el tiempo.

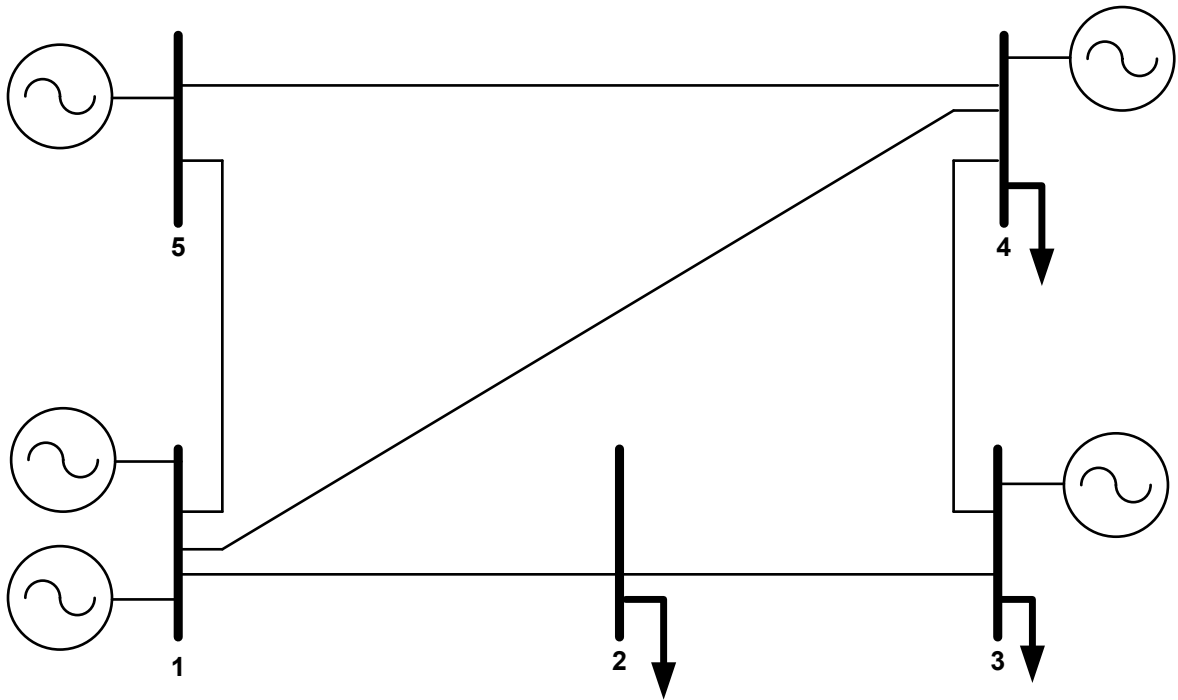


Figura 22.- Sistema de cinco nodos

Para llevar a cabo este estudio se tomaron en cuenta algunas consideraciones; los datos reales a una base en PU, pues estos datos crudos están dados en MW, por lo que se llevó a cabo una normalización del promedio de la predicción para hacerlo coincidir con la demanda ajustada al caso base que se va a trabajar, de esta manera se logra obtener un patrón horario en valores por unidad que es con la lógica con la que trabaja MATPOWER. Los casos de estudio a revisar en esta sección son:

Caso 1.- Caso base en el cual se consideran los datos particulares de red sin análisis de datos.

Caso 2.- Integración del análisis de la ciencia de datos en el análisis de la demanda.

Caso 3.- Integración de sistemas fotovoltaicos y su impacto en la red.

Caso 4. Escalabilidad y aplicación a una red de distribución

5.2 Caso 1. Flujos de potencia AC

En este caso se preprocesan los datos de un día previo, se procede a integrar estos datos al sistema eléctrico. Se implementó una lógica que permite adaptar el perfil predicho a la estructura del caso. En la Figura 223 se muestra el perfil de estudio de este caso aplicado al sistema.

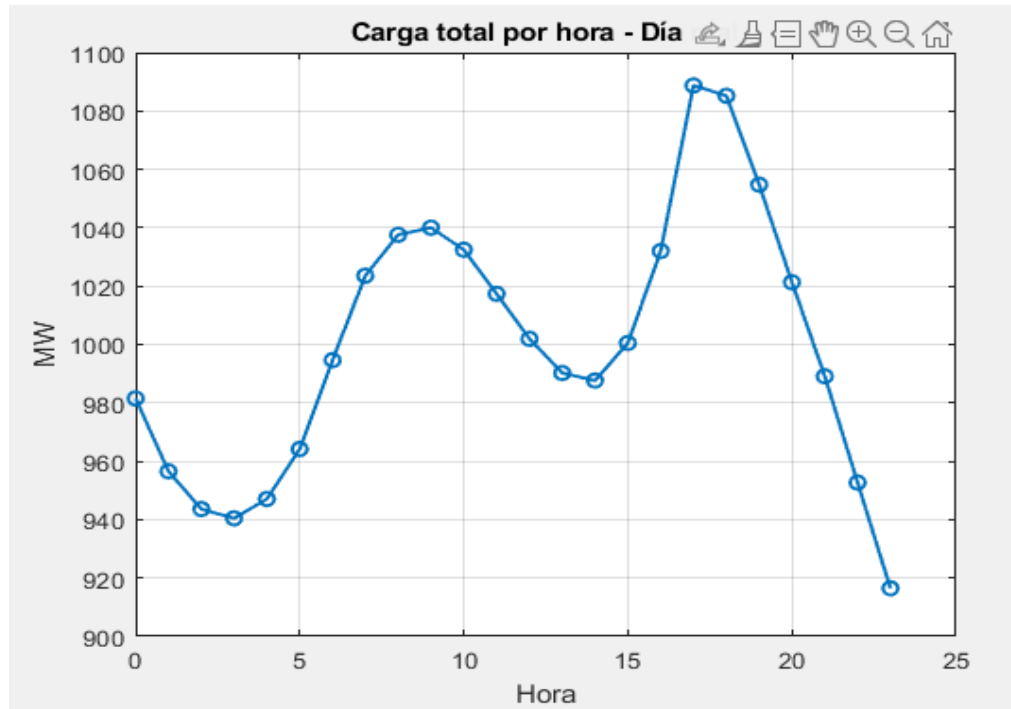


Figura 22. Perfil de carga aplicado del día real

Una vez asignados los valores a la matriz bus, se lleva a cabo la corrida de del flujo de potencia AC obteniendo los resultados mostrados a continuación. La Tabla 8 presenta los valores de potencia demandada, potencia generada, pérdidas activas así como voltajes máximos y mínimos en cada hora del día. De manera general se puede describir que los valores de voltajes se mantuvieron dentro del rango permitido mientras que las pérdidas siguen un comportamiento esperado.

Hora	Pload_Real_MW	Pgen_Real_MW	Ploss_Real_MW	Vmin_Real_pu	Vmax_Real_pu
0	981.53	986.53	5.00	0.989	1
1	956.57	961.54	4.97	0.990	1
2	943.63	948.59	4.96	0.990	1
3	940.45	945.40	4.96	0.990	1
4	947.07	952.03	4.96	0.990	1
5	964.19	969.17	4.98	0.990	1
6	994.66	999.68	5.02	0.989	1

7	1023.59	1028.66	5.07	0.989	1
8	1037.60	1042.70	5.10	0.989	1
9	1040.03	1045.13	5.10	0.989	1
10	1032.48	1037.56	5.09	0.989	1
11	1017.38	1022.43	5.06	0.989	1
12	1001.96	1006.99	5.03	0.989	1
13	990.25	995.27	5.01	0.989	1
14	987.65	992.66	5.01	0.989	1
15	1000.53	1005.56	5.03	0.989	1
16	1032.04	1037.12	5.08	0.989	1
17	1088.77	1093.99	5.22	0.988	1
18	1085.21	1090.42	5.21	0.988	1
19	1054.77	1059.90	5.13	0.989	1
20	1021.34	1026.40	5.06	0.989	1
21	989.13	994.14	5.01	0.989	1
22	952.71	957.68	4.97	0.990	1
23	916.47	921.41	4.94	0.990	1

Tabla 8. Resumen Flujos de potencia para el Día Real

El máximo pico de demanda ocurrió a las 17:00 horas, alcanzando un valor de 1088.8 MW tal como se observa en la Figura 222 del perfil de carga aplicado, la cual se considera como hora crítica del sistema.

Para analizar el comportamiento específico en esta hora crítica, se analizan las tablas generadas para dicho intervalo de tiempo, bus, generadores y líneas, cuyos datos pueden ser encontrados en la sección de anexos.

- Tabla de Bus: Durante la hora crítica el voltaje en todas las barras permanece dentro de los límites establecidos (0.9 y 1.1 p.u.), La barra 2 presenta el valor mínimo llegando a 0.988 p.u. Por lo que se concluye que el sistema no presenta problemas de regulación.

- Tabla de Generadores: Estos se mantienen operando dentro de sus límites de potencia activa y reactiva. La unidad conectada a la barra 5 aporta la mayor parte de la generación, llegando hasta los 466 MW seguida por la unidad generadora de la barra 3, oscilando entre los 323 MW. Lo cual es coherente con el caso base al ser estas unidades quienes actúan como soporte principal ante incrementos de carga.
- Tabla de líneas: los flujos más elevados se observan en la línea 1-5 y 4-5, las cuales transportan potencias superiores a los 230 MW. No se presentan sobrecargas ni violaciones de límites.

Es por esto por lo que se concluye que el sistema opera de manera estable ante la demanda del día real analizado.

5.3 Caso 2. Flujos de potencia AC con ciencia de datos

En este caso se implementará el método propuesto en la sección 4.5,

Paso 1.- Se toma como referencia los valores obtenidos por el modelo Transformer para predicción de la demanda. La metodología llevada a cabo obtiene la potencia demanda para cada una de las 24 horas del día, esta es tomada de días reales previos (1 año, 8760 horas de datos) que se tiene información y así mismo para las 24 horas predichas por el modelo Transformer de la sección 4.3.2.

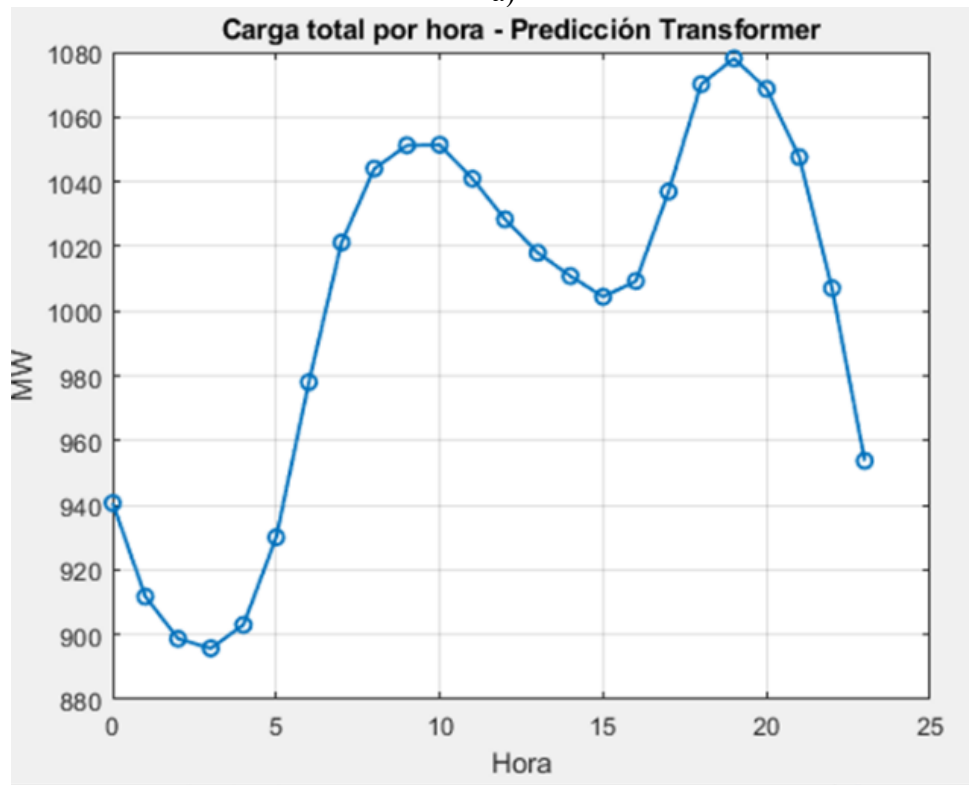
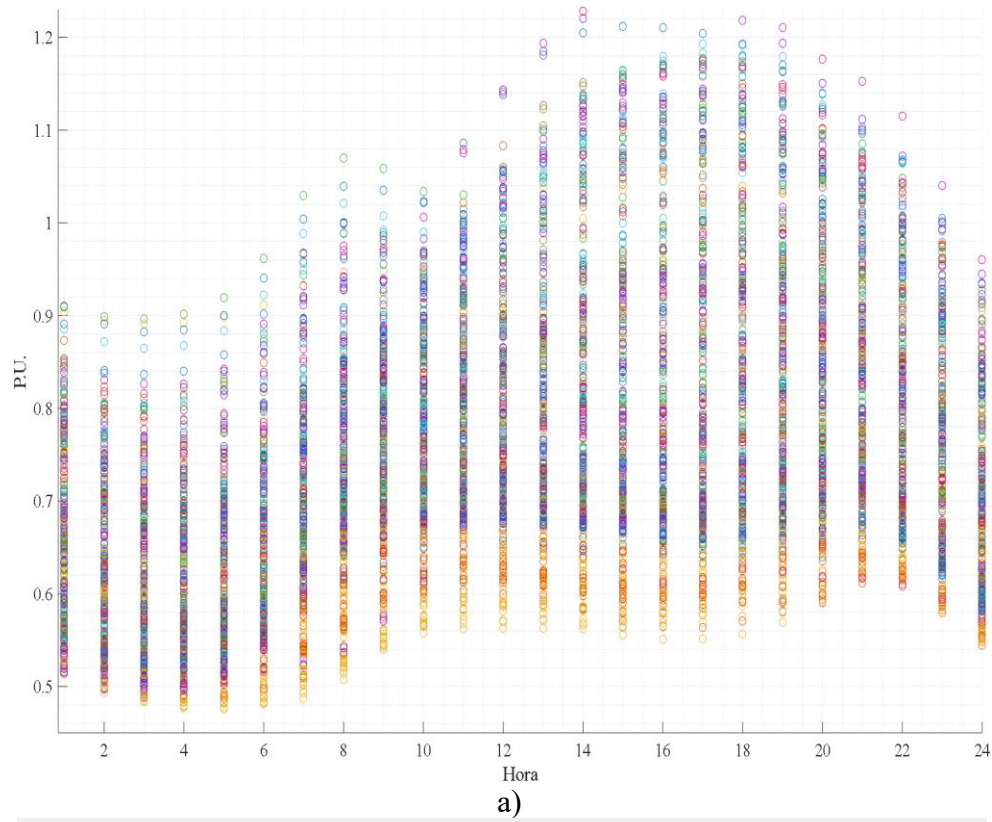


Figura 23. a) Datos dispersos que alimentan a la predicción transformer. b) Perfil de carga del día predicho

Este patrón normalizado se aplica directamente a las cargas del sistema mediante la siguiente línea de código:

```
m.bus(:,3) = Pd_base_MW * pt(h);
```

```
m.bus(:,4) = Qd_base_MVAr * pt(h);
```

Donde Pd_base_MW es la demanda activa del caso base, Qd_base:MVAr es la demanda activa, mientras que pt(h) es el patrón horario que describe la forma de la curva de carga.

Con los resultados obtenidos anteriormente y después de validar el comportamiento del sistema ante los datos del día real, se integró el nuevo perfil predicho por el modelo Transformer.

El nuevo perfil de demanda, Figura 23, predice una ligera elevación en la demanda respecto al día real.

Paso 2.- Se evalúan los FPAC obteniendo los resultados mostrados a continuación. De manera análoga, la tabla 9 presenta los voltajes máximos y mínimos, se aprecia que se encuentran dentro de un rango de voltaje dentro de límites y las pérdidas se comportan de manera proporcional al aumento de carga predicho.

A diferencia del caso del día real, el Transformer sitúa su punto crítico a las 19 horas, con un valor estimado de 1078 MW. Este desplazamiento de la hora pico hacia una hora más nocturna resalta un patrón que puede resultar significativo para fines de planeación operativa.

Hora	Pload_Tr_MW	Pgen_Tr_MW	Ploss_Tr_MW	Vmin_Tr_pu	Vmax_Tr_pu
0	940.66	945.62	4.96	0.990	1
1	911.77	916.71	4.94	0.990	1
2	898.74	903.67	4.94	0.990	1
3	895.76	900.70	4.94	0.990	1
4	903.03	907.97	4.94	0.990	1
5	930.07	935.02	4.95	0.990	1
6	978.04	983.03	5.00	0.990	1
7	1021.20	1026.27	5.06	0.989	1
8	1044.04	1049.15	5.11	0.989	1
9	1051.22	1056.34	5.13	0.989	1
10	1051.38	1056.51	5.13	0.989	1
11	1040.93	1046.03	5.10	0.989	1
12	1028.38	1033.45	5.08	0.989	1
13	1018.02	1023.08	5.06	0.989	1
14	1010.82	1015.86	5.05	0.989	1
15	1004.43	1009.46	5.03	0.989	1
16	1009.28	1014.32	5.04	0.989	1
17	1036.96	1042.05	5.10	0.989	1
18	1070.16	1075.33	5.17	0.988	1
19	1078.08	1083.27	5.19	0.988	1
20	1068.67	1073.83	5.17	0.988	1
21	1047.58	1052.69	5.12	0.989	1
22	1007.09	1012.12	5.04	0.989	1
23	953.73	958.69	4.97	0.990	1

Tabla 9. Resumen flujos de potencia para el día predicho

De manera similar, las tablas de bus, generadores y líneas de la nueva hora crítica pueden ser consultados en la sección de anexo.

- Tabla de Bus: De la misma manera que el caso anterior, la barra 2 presenta el voltaje mínimo aún dentro de parámetros aceptables.

Las cargas de las barras se mantienen en la misma proporción que en el caso base pero con magnitudes mayores acorde al perfil predicho. La barra 4 nuevamente es la que tiene una mayor exigencia.

- Tabla de Generadores: Los generadores ajustan la generación, pero aún dentro de los límites operativos.

Se obtiene un incremento en la potencia activa demandada respecto al día real, lo que es esperado acorde al modelo predicho que presenta un escenario de mayor demanda.

- Tabla de líneas: Estos se mantienen en el mismo escenario del caso real acorde al ligero aumento presentado.

5.4 Caso 3. Flujos de potencia AC con ciencia de datos e integración del sistema fotovoltaico

Aunque el modelo de predicción sugiere un ligero incremento en la demanda cercano al 1.2 % en energía diaria además de picos algo mayores en ciertos horarios, el sistema de pruebas sigue operando dentro de márgenes seguros de tensión. Este argumento puede servir para justificar que, si se espera un incremento sostenido en la demanda a un plazo mayor. Tiene sentido plantear la integración de nuevas generadoras para suplir esta demanda extra. Es por ello que, se plantea la integración de un generador fotovoltaico como posible alternativa para reforzar el suministro.

Para llevar a cabo la implementación del sistema fotovoltaico y asegurar una integración técnicamente apegada a la realidad, el parque de generación solar se dimensionó en el rango de 35 MW como mínima potencia requerida y 100 MW de potencia. Estos valores se eligen al ser coherentes con los parques fotovoltaicos de media escala que actualmente se encuentran instalados en México. (SENER, 2023). Y en los registros de permisos de generación publicados por la CRE (CRE, 2023). Además, literatura internacional sitúa los

parques fotovoltaicos dentro de la escala de 10 MW y 150 MW. (REN21,2024). Es por este motivo que al fijar la capacidad de generación dentro de este rango es coherente con el intervalo que se maneja en este caso de estudio.

La lógica de implementación se hizo acoplando el sistema mediante una modificación al vector de generación activa del caso de estudio de MatPower. La potencia a inyectar se calculo mediante la diferencia entre la demanda predicha y la demanda real, suministrando en los intervalos horarios que existe recurso solar.

La siguiente operación muestra el núcleo de esta lógica de implementación.

$$PFV(h) = KFv * (0, P_{Predicho}(h) - P_{Real}(h))$$

Donde, PFV es la potencia fotovoltaica inyectada, KFv es el dimensionamiento que se dio conforme al incremento, es decir, un factor igual a 1 equivale a cubrir el 100% de la diferencia de potencia requerida. De esta operación se obtuvo un valor máximo de 58.44 MW.

El generador se implementó en el nodo 5, dado que está ya cuenta con un generador existente, además, esta decisión garantiza un entorno de simulación coherente.

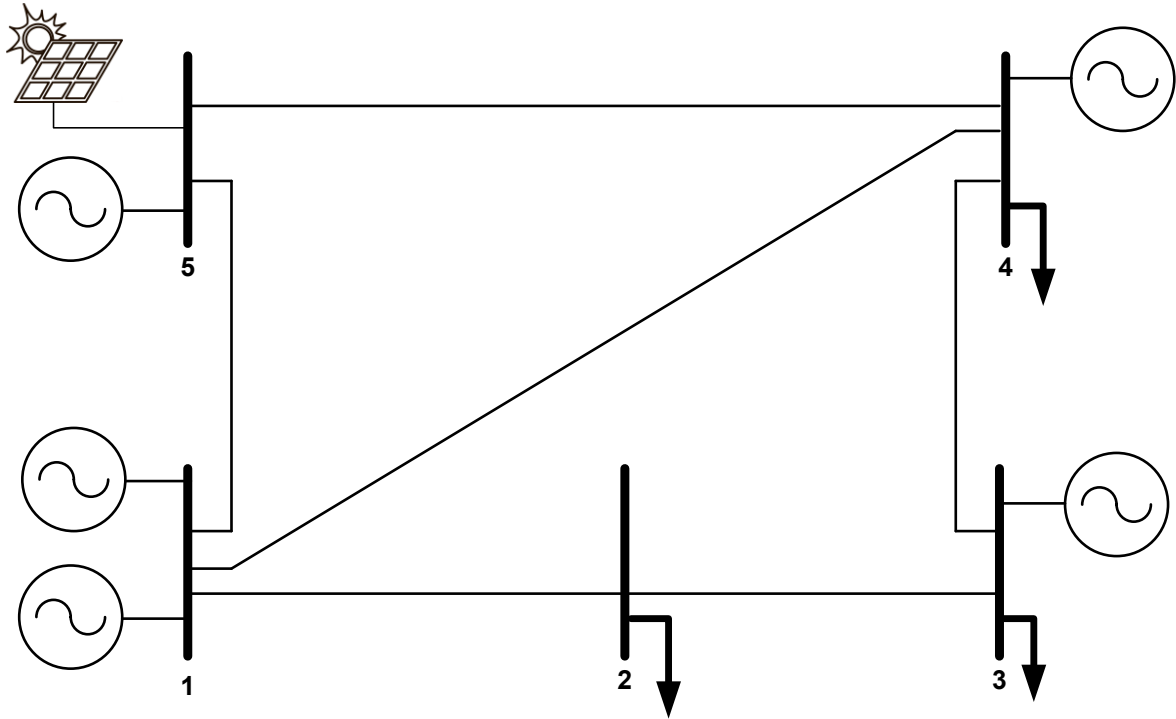


Figura 24. Perfil de carga del día predicho

Una vez integrado el sistema, se efectuaron la corrida de flujos de potencia, los resultados se muestran en la Tabla 10 muestra que la integración del FV no modifica la carga total, pero sí incrementa la potencia total generada en aquellas horas donde el modelo predijo un aumento respecto al día real. También es posible observar que las pérdidas apenas varían por centésimas lo que indica que el sistema absorbe sin inconvenientes la inyección solar.

En términos de voltajes, el comportamiento ante los escenarios pasados permanece casi idéntico, con un valor mínimo de 0.9883 P.U. en la hora crítica lo cual está dentro de límites y dentro de parámetros seguros mientras que el valor máximo permanece en 1 P.U. Esto confirma que el generador no introduce condiciones adversas en la regulación de voltaje al sistema.

Hora	Pload_FV_MW	Pgen_FV_MW	Ploss_FV_MW	Vmin_FV_pu	Vmax_TrFV_pu
0	940.66	945.62	4.96	0.990	1
1	911.77	916.71	4.94	0.990	1
2	898.74	903.67	4.94	0.990	1
3	895.76	900.70	4.94	0.990	1
4	903.03	907.97	4.94	0.990	1
5	930.07	935.02	4.95	0.990	1
6	978.04	983.03	5.00	0.990	1
7	1021.20	1026.27	5.06	0.989	1
8	1044.04	1049.25	5.20	0.989	1
9	1051.22	1056.50	5.28	0.989	1
10	1051.38	1056.77	5.40	0.989	1
11	1040.93	1046.37	5.44	0.989	1
12	1028.38	1033.84	5.46	0.989	1
13	1018.02	1023.48	5.46	0.989	1
14	1010.82	1016.20	5.38	0.989	1
15	1004.43	1009.52	5.09	0.989	1
16	1009.28	1014.32	5.04	0.989	1
17	1036.96	1042.05	5.10	0.989	1
18	1070.16	1075.33	5.17	0.988	1
19	1078.08	1083.60	5.52	0.988	1
20	1068.67	1074.52	5.85	0.988	1
21	1047.58	1053.56	5.98	0.989	1
22	1007.09	1012.94	5.86	0.989	1
23	953.73	959.26	5.53	0.990	1

Tabla 10. Resumen flujos de potencia con integración fotovoltaica.

La inyección realizada durante las horas centrales del día reduce la exigencia acumulada sobre el generador Slack, disminuyendo la tensión angular requerida y suavizando levemente los flujos en las líneas con mayor transferencia de potencia.

Este tercer caso demuestra que la metodología desarrollada a partir de la predicción del modelo Transformer; analizando el impacto que tiene evaluar los valores obtenidos en un sistema como el de Matpower mediante flujos de potencia para poder evaluar la integración

de un nuevo método de generación, presenta un esquema completo de planeación y fortalecimiento de una red eléctrica.

5.5 Caso 4. Escalabilidad y aplicación a una red de distribución

Con la finalidad de validar el objetivo del presente trabajo. Se integra el método propuesto a un análisis de estimación de la demanda, FP e integración de paneles solares una red de distribución de 33 nodos, los principales datos y parámetros son tomados del caso de 33 nodos de Matpower. (Salau, Gebru y Bitew)

Para la estimación de la demanda se emplea el comportamiento generado en el caso 3 basado en el modelo Transformer, que es el mismo descrito para el Caso 1 del presente capítulo.

Como parte inicial del análisis se llevó a cabo una corrida de flujos del cabo base de 33 nodos con el objetivo de identificar las barras con mayor caída de tensión obteniéndose como conclusiones que aquellos nodos más alejados del nodo de referencia (Slack) presentaban la mayor caída de tensión, en particular, el nodo 18 presentó los valores más bajos o que la posiciona como un nodo crítico en términos de regulación de tensión. Este comportamiento es característico de redes radiales de distribución, donde los nodos ubicados al final de los alimentadores experimentan mayores caídas de voltaje.

Con base en estos resultados el nodo 18 será el punto donde se llevó cabo la integración del sistema fotovoltaico y su posterior análisis. Por cada hora del día, se evaluaron los valores de voltaje mínimo y máximo tanto para el escenario sin generación fotovoltaica como con

generación fotovoltaica. Cabe mencionar que el generador sigue un perfil típico de generación solar a lo largo del día.

Hora	Vmin_FV_pu	Vmax_TrFV_pu	Vmin_FV_pu	Vmax_TrFV_pu
0	0.917949792	1	0.917949792	1
1	0.920750015	1	0.920750015	1
2	0.92244764	1	0.92244764	1
3	0.922860215	1	0.922860215	1
4	0.921949857	1	0.921949857	1
5	0.919072484	1	0.919072484	1
6	0.91430703	1	0.918753746	1
7	0.910381429	1	0.916970163	1
8	0.908076018	1	0.918571548	1
9	0.907169023	1	0.922179361	1
10	0.907659589	1	0.92599283	1
11	0.909335801	1	0.929937805	1
12	0.910956887	1	0.932201526	1
13	0.912382815	1	0.932730979	1
14	0.913749858	1	0.931608285	1
15	0.91417821	1	0.928696815	1
16	0.912529011	1	0.922760876	1
17	0.909333615	1	0.915973965	1
18	0.906915445	1	0.911685669	1
19	0.906029476	1	0.906029476	1
20	0.906363401	1	0.906363401	1
21	0.908779479	1	0.908779479	1
22	0.912997477	1	0.912997477	1
23	0.917318253	1	0.917318253	1

Tabla 11. Resumen perfil de voltaje para sistema de 33 nodos

Con los resultados obtenidos en la tabla Tabla 11 se observa que la integración fotovoltaica en puntos estratégicos de la red permite mejorar de manera significativa el perfil de voltaje en un sistema como el presentado.

Es importante mencionar que durante las horas sin radiación solar no existe una diferencia entre los ambos escenarios ya que debido a la naturaleza de esta forma de generación sin recurso solar no puede haber inyección de potencia, sin embargo, durante las horas de mayor radiación solar se presenta una mejora significativa del perfil de voltaje.

En particular, el voltaje mínimo del sistema mejora de aproximadamente 0.906 p.u. en el escenario sin generación fotovoltaica a valores cercanos a 0.93 p.u. en el escenario con generación.

El presente caso permite validar la capacidad de expandir a diferentes escenarios herramientas como el método propuesto. La integración del modelo de predicción basado en un Transformer con el análisis de flujos de potencia además de la integración de generación del tipo fotovoltaica proporciona una herramienta para la planificación operación de sistemas eléctricos.

6 Conclusiones y trabajos futuros

En el presente trabajo se desarrolló una metodología para la estimación de la demanda eléctrica de corto plazo mediante el uso de técnicas de inteligencia artificial, destacando el empleo de un modelo que tiene como base la arquitectura Transformer. Los resultados obtenidos permiten concluir que este tipo de modelo es capaz de capturar de manera eficiente los patrones temporales presentes en la demanda eléctrica, mostrando un desempeño competitivo frente a modelos tradicionales como ARIMA y redes neuronales LSTM.

A partir del análisis comparativo realizado, se observó que el modelo Transformer presenta una mayor capacidad para adaptarse a variaciones en la información histórica disponible, manteniendo una buena precisión en la predicción diaria de la demanda. Esto lo convierte en una herramienta adecuada para aplicaciones de planeación y operación de sistemas eléctricos.

La integración a un sistema sobre la demanda predicha en estudios de flujos de potencia permitió evaluar el impacto operativo de los resultados obtenidos mediante inteligencia artificial. Los análisis realizados sobre los sistemas eléctricos de prueba mostraron que las condiciones de voltaje, flujos de potencia y pérdidas se mantienen dentro de rangos aceptables, incluso ante escenarios de incremento de carga, lo que confirma la viabilidad de utilizar la estimación de la demanda como insumo para estudios eléctricos tradicionales. Por otra parte se mostró la viabilidad para resolver problemas a través de la generación fotovoltaica distribuida al llevar a cabo un análisis de caso de un sistema de distribución con

problemas relacionados al perfil de voltaje cuando se somete a el perfil de demanda predicho, dando de esta manera pie a la implementación de soluciones.

Como trabajos futuros, se propone extender la metodología desarrollada a horizontes de predicción más amplios, así como incorporar variables adicionales que influyan en el consumo eléctrico, tales como condiciones climáticas, factores socioeconómicos y patrones estacionales que permitan enriquecer el contexto que alimenta a los modelos. De igual forma, se plantea la aplicación del modelo a sistemas eléctricos de mayor tamaño y complejidad, así como la evaluación de su desempeño en escenarios de operación en tiempo real, fortaleciendo su utilidad como herramienta de apoyo para la planeación y operación de los sistemas eléctricos de potencia.

7 Referencias

- A. Entezari, A. Aslani, R. Zahedi, Y. Noorollahi. «Artificial intelligence and machine learning in energy systems: A bibliographic perspective.» *Energy Strategy Reviews* 45 (2023).
- Agency, International Energy. *World Energy Outlook 2022*. Paris: IEA, 2022. 2025. <<https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2022>>.
- Akhtar, S., y otros. «Short-term load forecasting models: A review of challenges, progress, and the road ahead.» *Energies* 16 (2023).
- Alonso Lorenzo, J. A. «SunFields Europa.» 18 de Noviembre de 2024. *Guía y ejemplo de cálculo fotovoltaico con la calculadora online PVGIS*. <<https://www.sfe-solar.com/noticias/articulos/pvgis-guia-rapida-y-ejemplo-calculo-espanol/>>.
- Álvarez, O., T. Montaña y J. Maldonado. «La radiación solar global en la provincia de Loja, evaluación preliminar utilizando el método de Hottel.» *Ingenius* (2014): 25–31.
- Boylestad, R. L. y L. Nashelsky. *Electrónica: Teoría de circuitos y dispositivos electrónicos*. Ciudad de México: Pearson Educación, 2009.
- Butt, F. M., y otros. «Artificial intelligence–based accurate load forecasting system to forecast short- and medium-term load demands.» *Mathematical Biosciences and Engineering* 18.1 (2021): 400–425.
- Cadenas, E. y W. Rivera. «Short-term wind speed forecasting in La Venta, Oaxaca, Mexico, using artificial neural networks.» *Renewable Energy* 33.2 (2008): 274–278.
- Cano, Natalia. *Senado mexicano aprueba reforma constitucional para el control estatal del sector energético*. 17 de Octubre de 2024. <<https://cnnespanol.cnn.com/2024/10/17/senado-mexicano-reforma-constitucional-control-estatal-sector-energetico-orix/>>.
- Che, J. X., y otros. «Multivariate wind speed forecasting with genetic algorithm-based feature selection and oppositional learning sparrow search.» *Information Sciences* 695 (2025).
- Díaz Corcobado, Tomás y Guadalupe Carmona Rubio. *Instalaciones Solares Fotovoltaicas*. McGraw-Hill / Interamericana De España, S.A., 2010.
- Franki, V., D. Majnarić y A. Višković. «A comprehensive review of artificial intelligence (AI) companies in the power sector.» *Energies* 16 (2023): 1077.
- Giacomazzi, E., F. Haag y K. Hopf. «Short-term electricity load forecasting using the temporal fusion transformer: Effect of grid hierarchies and data sources.» *Proceedings of the Association for Computing Machinery*. Association for Computing Machinery, 2023.
- Goodfellow, Ian, Bengio Yoshua y Courville Aaron. *Deep Learning*. MIT Press, 2016.
- Grainger, J. J. y W. D. Jr. Stevenson. *Análisis de sistemas de potencia*. Ciudad de México: McGraw-Hill / Interamericana de México, 1996.
- Hasan, A. M., y otros. «State-of-the-art comparative review of load forecasting methods: Characteristics, perspectives, and applications.» *Energy Conversion and Management: X* 26 (2025).
- Hernández Ochoa, César Emiliano, y otros. «Opinión técnica sobre la iniciativa presidencial de reforma energética del 5 de febrero de 2024.» *Análisis técnico de las 20 iniciativas de reformas constitucionales y legales presentadas por el presidente de la República*

- (febrero 5, 2024). Ciudad de México: Universidad Nacional Autónoma de México, Instituto de Investigaciones Jurídicas, 2024. 145-164.
- Hochreiter, S. y J. Schmidhuber. «Long Short-Term Memory.» *Neural Computation* (1997): 1735–1780.
- Hottel, H. C. «A simple model for estimating the transmittance of direct solar radiation through clear atmospheres.» *Solar Energy* (1976): 129–134.
- Huang, S.-J. y K.-R. Shih. «Short-term load forecasting via ARMA model identification including non-Gaussian process considerations.» *IEEE Transactions on Power Systems* 18.2 (2003): 673–679.
- Hyndman, R.J. y Athanasopoulos. *Forecasting: principles and practice*. Melbourne, Australia: OTexts, 2018.
- Jiménez, J., K. Donado y C. G. Quintero. «A methodology for short-term load forecasting.» *IEEE Latin America Transactions* 15.3 (2017): 400–407.
- Jin, B. y et al. «Hybrid LSTM–BPNN-to-BPNN model considering multi-source information for forecasting medium- and long-term electricity peak load.» *Energies* 15.20 (2022).
- Kakati, A., y otros. «Net load forecasting using LSTM-OOA model.» *2024 1st International Conference on Trends in Engineering System Technology (ICTEST)*. IEEE, 2024. 1-6.
- Li, J., y otros. «A novel hybrid short-term load forecasting method of smart grid using MLR and LSTM neural network.» *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 17.4 (2021): 2443–2452.
- Malvino, A. y D. Bates. *Principios de electrónica*. Ciudad de México: McGraw-Hill Education, 2015.
- MathWorks. *MathWorks*. 15 de Marzo de 2024. <<https://www.mathworks.com/help/deeplearning/>>.
- MathWorks, Inc. «MATLAB (Version R2023b).» 2023. <https://www.mathworks.com/products/matlab.html>.
- Naciones Unidas. *Energía asequible y no contaminante*. s.f. <<https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/energy/>>.
- NASA. *POWER Data Access Viewer (Prediction Of Worldwide Energy Resources)*. s.f. <<https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/>>.
- Noble, Joshua. «IBM Think.» 24 de Mayo de 2024. *¿Qué son los modelos ARIMA?* <<https://www.ibm.com/mx-es/think/topics/arima-model>>.
- Organización de las Naciones Unidas. *Informe sobre los Objetivos de Desarrollo Sostenible 2023*. New York: Naciones Unidas, 2023. 2025. <<https://unstats.un.org/sdgs/report/2023/>>.
- Rashid, M. H. *Electrónica de potencia: Circuitos, dispositivos y aplicaciones*. Ciudad de México: Pearson Educación, 2015.
- Repsol. *Tipos de paneles solares y cómo funciona cada uno*. 2023. <<https://www.repsol.com/es/energia-futuro/futuro-planeta/tipos-de-placas-solares/index.cshtml>>.
- Salau, A. O., Y. W. Gebru y D. Bitew. «Optimal network reconfiguration for power loss minimization and voltage profile enhancement in distribution systems.» *Heliyon* 6.6 (2020).

- Schalkoff, R. J. *Artificial Intelligence: An Engineering Approach*. New York: McGraw-Hill, 1990.
- Secretaría de Educación Pública (SEP). *¿Qué es la Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible?* 2015. <<https://planeacion.sep.gob.mx/ODS4/introduccion.aspx>>.
- Secretaría de Educación Pública. «Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible.» 2024. Ciudad de México: Gobierno de México, 2025. <<https://www.gob.mx/agenda2030>>.
- Secretaría de Energía (SENER). *Anexo 1. Infraestructura del Sistema Eléctrico Nacional*. Ciudad de México: Secretaría de Energía, 2023. <<https://base.energia.gob.mx/PRODESEN2023/Anexo1.pdf>>.
- SENER. «Programa de Desarrollo del Sistema Eléctrico Nacional 2021-2035.» 29 de Mayo de 2023. *Capítulo 4 - Demanda y Consumo 2021-2035*. <https://www.cenace.gob.mx/Docs/16_MARCOREGULATORIO/Prodecen//14%202021-2035%20Capitulos%201%20al%206.pdf>.
- Singh, G., y otros. «Factors affecting elements and short-term load forecasting based on multiple linear regression method.» *International Journal of Engineering Research & Technology* 3 (2014).
- Stratigakos, A., y otros. «Short-term net load forecasting with singular spectrum analysis and LSTM neural networks.» *Energies* 14 (2021).
- Stratman, A., y otros. «Net load forecasting with disaggregated behind-the-meter PV generation.» *2022 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting (IAS)*. IEEE, 2022.
- Sun, Q., y otros. «Deterministic and probabilistic wind speed forecasting using decomposition methods: Accuracy and uncertainty.» *Renewable Energy* 243 (2025).
- Tenelema Yanez, Eduardo Rolando. *Simulación de flujos de potencia en sistemas eléctricos de potencia usando métodos completos, desacoplados y linealizados*. Quito: Universidad Politécnica Salesiana, 2019.
- Tziolis, G., A. Livera y S. Theocharides. «Net load forecasting: A comprehensive literature review.» *Sustainable Energy Technologies and Assessments* 82 (2025).
- Valdés Barrón, Mauro. *Universidad Nacional Autónoma de México, Instituto de Geofísica*. 2014. <https://areas.geofisica.unam.mx/radiacion_solar/index.html>.
- van der Meer, D. W., y otros. «Probabilistic forecasting of electricity consumption, photovoltaic power generation and net demand of an individual building using Gaussian processes.» *Applied Energy* 213 (2018): 195–207.
- Vaswani, A., y otros. «Attention Is All You Need.» *Advances in Neural Information Processing Systems*. Long Beach, California: Curran Associates, Inc., 2017. Mayo de 2025. <https://papers.nips.cc/paper_files/paper/2017/file/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Paper.pdf>.
- Vidal Bravo, Salvador. «Código para pronóstico de series de tiempo mediante redes neuronales artificiales (Multi Layer Perceptron [Código de Matlab]).» 22 de Marzo de 2021.
- von Meier, Alexandra. *ELECTRIC POWER SYSTEMS A CONCEPTUAL INTRODUCTION*. Hoboken New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 2006.
- Wang, Y., N. Gao y G. Hug. «Personalized federated learning for individual consumer load forecasting.» *CSEE Journal of Power and Energy Systems* 9.1 (2023): 326–330.

- Willingham, David. *Deep Learning in Quantitative Finance: Transformer Networks for Time Series Prediction*. 2 de Febrero de 2024. <<https://blogs.mathworks.com/finance/2024/02/02/deep-learning-in-quantitative-finance-transformer-networks-for-time-series-prediction/>>.
- Xu, Y. F. y J. X. Che. «A novel hierarchical carbon price forecasting model with local and overall perspectives.» *Environmental and Ecological Statistics* 31.3 (2024): 749–776.
- Zhang, G., y otros. «Short-term electrical load forecasting based on time-augmented transformer.» *International Journal of Computational Intelligence Systems* 15.1 (2022): 1-11.
- Zimmerman, R. D., C. E. Murillo-Sánchez y R. J. Thomas. «MATPOWER: Steady-state operations, planning, and analysis tools for power systems research and education.» *IEEE Transactions on Power Systems* 26.1 (2011): 12–19.