

Diseño de un algoritmo para el pronóstico de la demanda de energía eléctrica a corto plazo en el MC – Santander utilizando redes neuronales e información mutua parcial.

Angela María Fernández Agudelo y Camilo Andrés Vesga Barón

Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero Electricista.

Director

César Antonio Duarte Gualdrón
Doctor en Ingeniería Eléctrica y Computación

Codirector

Jairo Blanco Solano
Doctor en Ingeniería - Área Ingeniería Eléctrica

Universidad Industrial de Santander
Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas
Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones
Ingeniería eléctrica
Bucaramanga
2022

Agradecimientos

Queremos agradecer a nuestros docentes, nuestro director Cesar Antonio Duarte Gualdrón y nuestro codirector Jairo Blanco Solano por su constante apoyo y asesoría durante todo el proceso, a nuestras familias y compañeros de vida por estar presentes en cada momento de nuestro camino y darnos las palabras de aliento que necesitábamos, a todos nuestros compañeros que no permitieron que nos apartáramos de nuestro objetivo.

Tabla de Contenido

	Pág.
Introducción	13
1. Objetivos	15
1.1 Objetivo general	15
1.2 Objetivos específicos	15
2. Estado del arte	16
2.1 Pronósticos de demanda eléctrica a corto plazo usando ANN.	16
3. Redes Neuronales Artificiales.....	19
4. Información Mutua Parcial	22
5. Caso de estudio	24
5.1 Experimento 1	30
5.2 Experimento 2.....	32
6. Resultados	33
6.1 Experimento 1	34
6.1.1 Desviaciones según Acuerdo CNO 1303 de 2020.....	38
6.1.2 Desviaciones según proyecto de Resolución CREG 100 de 2019.....	39
6.2 Experimento 2.....	40
6.2.1 Desviaciones según Acuerdo CNO 1303 de 2020.....	42
6.2.2 Desviaciones según proyecto de Resolución CREG 100 DE 2019	43
7. Discusión de resultados.....	44
8. Conclusiones	46

Referencias Bibliográficas	48
Apéndices.....	51

Lista de Tablas

	Pág.
Tabla 1. Estado del arte Redes Neuronales Artificiales.....	16
Tabla 2. Predictores seleccionados para escenarios propuestos.	32
Tabla 3. Error porcentual absoluto medio de los escenarios propuestos.	35
Tabla 4. Error porcentual absoluto medio de los escenarios propuestos en experimento 1 con datos reales.	38
Tabla 5. Error porcentual absoluto medio de los escenarios propuestos en experimento 2 con datos reales.	41

Lista de Figuras

	Pág.
Figura 1. Red neuronal de 3 capas tomada de “Y. Gao, Y. Fang, H. Dong y Y. Kong, 2020”.....	20
Figura 2. Comparación de la demanda de energía mensual consumida en Santander. ...	26
Figura 3. Diagrama de cajas de la demanda de energía eléctrica en Santander.	26
Figura 4. Promedio por hora de la demanda de energía consumida cada día de la semana en Santander.	28
Figura 5. Promedio de temperatura mensual en la región de Santander.....	29
Figura 6. Datos normalizados de temperatura y demanda de energía en Santander.	29
Figura 7. Desviación de escenarios propuestos con datos reales respecto a la demanda real consumida en Santander.	34
Figura 8. Comparación entre carga real y pronosticada usando escenarios propuestos para cada día de la semana.	35
Figura 9. Comparación entre carga real y pronosticada usando diferentes modelos para cada hora del día.	36
Figura 10. Desviación de escenarios propuestos en experimento 1 con datos de pronóstico respecto a la demanda real consumida en Santander.	37
Figura 11. Desviación según acuerdo CNO 1303 de 2020 del pronóstico de demanda del experimento 1.	38
Figura 12. Desviación según el Proyecto de Resolución CREG 100 de 2019 del pronóstico de demanda del experimento 1.....	39

Figura 13. Desviación de escenarios propuestos del experimento 2 con datos de pronóstico respecto a la demanda real consumida en Santander.	40
Figura 14. Comparación entre carga real y pronosticada usando escenarios propuestos del experimento 2 para cada día de la semana.....	42
Figura 15. Desviación según acuerdo CNO 1303 de 2020 del pronóstico de demanda del experimento 2.	42
Figura 16. Desviación según el Proyecto de Resolución CREG 100 de 2019 del pronóstico de demanda del experimento 2.....	43

Lista de Apéndices

	pág.
Apéndice A. Desviaciones diarias según Acuerdo CON 1303 de 2020	51
Apéndice B. Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.	59
Apéndice C. Diferencia absoluta diaria entre Demanda real y pronosticada.....	75

Glosario

Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG): organismo creado en 1994 por el congreso de la República de Colombia mediante las leyes 142 y 143 buscando la regulación de las actividades de servicios públicos domiciliarios (electricidad y gas).

Demanda Real: valores de energía eléctrica solicitados por los usuarios y entregados por los OR. (XM)

Desviación: diferencia entre el despacho programado y el despacho realmente realizado. (XM)

Error porcentual absoluto medio (MAPE): es una métrica ampliamente utilizada que mide el porcentaje de error entre los valores reales y predichos (Gao et al. , 2020).

Operador de Red (OR): entidad encargada de la administración, operación y mantenimiento de un sistema de transmisión regional o de distribución local. El Operador de Red puede o no, ser un transportador. (CREG)

Sistema de distribución local (SDL): sistema de transporte de energía eléctrica compuesto por el conjunto de líneas y subestaciones, con sus equipos asociados, que operan a los Niveles de Tensión 3, 2 y 1. (CREG)

Sistema de transmisión nacional (STN): sistema de transmisión de energía eléctrica compuesto por el conjunto de líneas y subestaciones con sus equipos asociados, transformadores con sus respectivos módulos de conexión, que operan a tensiones iguales o superiores a 220 kV. (CREG)

Sistema de transmisión regional (STR): sistema de transporte de energía eléctrica compuesto por los Activos de Conexión del OR al STN y el conjunto de líneas, equipos y subestaciones, con

sus equipos asociados, que operan en el Nivel de Tensión 4. Los STR pueden estar conformados por los activos de uno o más OR. (CREG)

Sistema interconectado nacional (SIN): sistema compuesto por los siguientes elementos conectados entre sí: las plantas y equipos de generación, la red de interconexión, las redes regionales e interregionales de transmisión, las redes de distribución y las cargas eléctricas de los usuarios, según lo previsto por el artículo 11 de la Ley 143 de 1994. (CREG)

XM: compañía de expertos en mercados, es la empresa que administra y opera el mercado energético colombiano.

Resumen

Título: Diseño de un algoritmo para el pronóstico de la demanda de energía eléctrica a corto plazo en el MC – Santander utilizando redes neuronales e información mutua parcial.*

Autor: Angela María Fernández Agudelo – Camilo Andrés Vesga Barón. **

Palabras Clave: Redes neuronales, demanda de energía eléctrica, predicción, operador de red, neuronas, predictores.

Descripción:

El pronóstico de la demanda de energía eléctrica es importante para la cadena de generación, transmisión, distribución y comercialización del sector eléctrico. La precisión de estos pronósticos a corto plazo permite una correcta planeación del despacho y transporte de la energía. El estudio de diferentes técnicas de predicción parte desde métodos estadísticos hasta modelos híbridos que utilizan redes neuronales artificiales. En la actualidad el estudio de un pronóstico más acertado requiere de gran información y tiempo prolongado de procesamiento para reducir la desviación en los datos arrojados y los valores reales de consumo (Hong et al. , 2020).

Los métodos basados en inteligencia artificial buscan mejorar la precisión y rendimiento considerando variables externas como la temperatura, humedad, historial de carga y día de la semana. Estas características toman importancia al recrear un escenario con una aproximación mayor, tomando en cuenta las fluctuaciones de demanda en las zonas donde se realiza el estudio (residencial, industrial, rural, urbano).

En el presente trabajo de grado se diseñará e implementará a partir de la teoría existente un algoritmo de pronóstico de demanda a corto plazo, teniendo como base el trabajo desarrollado en [1] permitiendo analizar los resultados y el desempeño de los pronósticos. Además, se usará la técnica de información mutua parcial [3] para filtrar la información antes del diseño de los vectores de entrada que usa la red neuronal con miras en reducir el error entre el pronóstico y la demanda real.

Se realizará el pronóstico de energía a corto plazo con resolución horaria, cumpliendo la resolución CREG 025 de 1995, el acuerdo CNO 1303 de 2017, y considerando el proyecto de resolución CREG 100 de 2019 por medio de la cual se proponen modificaciones a las resoluciones CREG 025 de 1995 y CREG 063 de 2000 y se establecen otras disposiciones.

* Trabajo de Grado

** Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas. Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones. Ingeniería Eléctrica. Director: César Antonio Duarte Gualdrón. Doctor en Ingeniería Eléctrica y Computación. Codirector: Jairo Blanco Solano. Doctor en Ingeniería – Área Ingeniería Eléctrica.

Abstract

Title: An algorithm based on artificial neural network improved by partial mutual information for short-term load forecasting at energy market of Santander, Colombia.*

Author(s): Angela María Fernández Agudelo – Camilo Andrés Vesga Barón.**

Key Words: Neural Network, Short-term load, prediction.

Description:

An accurate prediction of short-term load is an important part of the electricity production chain. Energy forecast become in a fundamental way for planning a correct transportation and dispatch. Different studies about prediction techniques cover from statistic methods to hybrid models which implement artificial neural networks. Nowadays, a more accurate forecast requires a big amount of information and long processing time to reduce the deviation calculated data and real consumption values (Hong et al. , 2020).

Methods based on artificial intelligence seek to improve precision and performance of short-term load forecasting. These methods analyze features such as temperature, humidity, load history data and day of week. The analysis of these characteristics become an important part of this work, because these ones recreate a scenario with a greater approximation, giving importance to demand changes in zones where the study is carried out (residential, industrial, rural, urban). The present degree project proposes the construction of algorithm for short-term load forecasting based on an existent theory, work developed on [1] which allows to analyze the results and forecasts performance. Moreover, partial mutual information method [3] will be used to select information of input vectors that the neural network uses to reduce the error between the forecast and the actual demand.

The short-term energy forecast will be made with hourly resolution, complying with CREG resolution 025 of 1995, CNO agreement 1020 of 2017, and considering the project CREG resolution 100 of 2019, by means of which modifications to the resolutions are proposed CREG 025 of 1995 and CREG 063 of 2000 and other reforms.

* Degree Project

** Faculty of Physicomechanical Engineering. School of Electrical, Electronic and Telecommunications Engineering. Director: César Antonio Duarte Gualdrón. PhD Electrical and Computer Engineering. Codirector: Jairo Blanco Solano. PhD Electrical Engineering Area.

Introducción

La confiabilidad del servicio de energía eléctrica es un factor muy importante en el sector energético, esto requiere diversos elementos, una correcta planeación en las obras de expansión, un parque de generación suficiente, redes de transmisión y distribución estables, una correcta medición en la demanda requerida, entre otros. La eficiencia en la generación de energía eléctrica tiene componentes importantes como la planeación o pronóstico de la demanda requerida para el siguiente día o la siguiente semana.

La precisión de estos pronósticos de demanda energética a corto plazo permite una correcta planeación lo que lleva a aumentar la confiabilidad y a su vez ayuda a optimizar costos pues no se genera energía de más ni se pagan sanciones si la desviación entre lo pronosticado y lo real es significativa.

En la búsqueda de información para seleccionar el mejor método para pronosticar se pudo notar que en muchos artículos no era posible comprobar ni replicar la información que se encontraba en ellos, esto ocurre porque no se exponen correctamente los datos usados ni se especifican los pasos realizados, en esta investigación se expondrá paso a paso lo realizado para que pueda ser replicado y sea posible la comprobación de resultados.

El estudio de diferentes técnicas de predicción parte desde métodos estadísticos hasta modelos híbridos que utilizan redes neuronales artificiales. En la actualidad el estudio para un pronóstico más acertado requiere de gran información y tiempo prolongado de procesamiento para reducir la desviación en los datos arrojados y los valores reales de consumo.

Los métodos basados en inteligencia artificial buscan mejorar la precisión y rendimiento englobando diferentes variables externas como la temperatura, humedad, historial de carga y día

de la semana. Estas características toman importancia al recrear un escenario con una aproximación mayor, tomando en cuenta las fluctuaciones de demanda en las zonas donde se realiza el estudio (residencial, industrial, rural, urbano).

El documento está organizado de la siguiente forma, en el primer capítulo se encuentran los objetivos, en el segundo capítulo se expone el estado del arte y se explica la selección del método a usar para el experimento, en el tercer capítulo se describe el funcionamiento del método de pronóstico basado en redes neuronales artificiales, el cuarto capítulo trata el criterio PMI para seleccionar los predictores requeridos por el sistema a trabajar, para el quinto capítulo se presentan los experimentos a realizar según el artículo seleccionado como base, en el sexto capítulo se hace una discusión de los resultados y las conclusiones se encuentran en el capítulo ocho.

1. Objetivos

1.1 Objetivo general

Diseñar un algoritmo basado en la técnica de información mutua parcial y las redes neuronales para determinar el pronóstico de la demanda de energía eléctrica a corto plazo en el mercado de comercialización (MC) Santander administrado por XM.

1.2 Objetivos específicos

- Realizar la revisión de los métodos presentados en la literatura científica basados en redes neuronales e información mutua parcial para el pronóstico de la demanda de energía eléctrica a corto plazo.
- Diseñar un algoritmo de pronóstico de demanda a corto plazo basado en la revisión literaria a realizar.
- Implementar el algoritmo diseñado en Python que permita determinar la demanda de energía eléctrica a corto plazo a partir de un conjunto de descriptores seleccionados mediante la técnica de información mutua parcial.
- Evaluar el desempeño del algoritmo de pronóstico de la demanda de energía eléctrica a corto plazo usando los datos publicados por XM para el mercado de comercialización Santander.

2. Estado del arte

Para hacer el pronóstico de la demanda eléctrica a corto plazo se pueden encontrar diversos métodos en la literatura técnica actual, algunos de estos métodos usan regresión lineal, otros se basan en exponenciales y muchos de ellos en inteligencia artificial.

El ANN es uno de estos métodos basados en inteligencia artificial y en esta investigación se profundizará en esta área con el fin de encontrar diversas variaciones del método y decidir cual se adapta mejor al problema del presente trabajo de grado

2.1 Pronósticos de demanda eléctrica a corto plazo usando ANN.

Las Redes Neuronales Artificiales buscan simular la manera en la que el cerebro humano analiza la información que recibe. Estas redes adquieren el conocimiento por medio de la experiencia lo que lleva a entrenarlas constantemente para poder obtener buenos resultados. Cada red puede diferenciarse de otra según el número de neuronas que tenga, en estas se involucran datos de entrada (predictores), capas ocultas (en las que se realiza el procesamiento de datos) y la salida o resultado.

En la tabla 1 se muestra una síntesis del estado del arte, en la que se muestran diversos artículos y se mencionan sus autores y características de aplicación de cada uno de los procesos.

Tabla 1.

Estado del arte Redes Neuronales Artificiales.

ARTÍCULO	TIPO	MÉTODO	TIPO DE ENTRADA	RESULTADOS OBTENIDOS/CONCLUSIONES	PERIODO DE TIEMPO
SK Aggarwal y M. Kumar, "Previsión de la demanda residencial basada en ANN utilizando información meteorológica y de días especiales" 2016	Conferencia	Redes Neuronales Artificiales (ANN)	Información meteorológica (Temperatura diaria, velocidad del viento, precipitaciones, radiación). Días especiales (Día de la semana, vacaciones escolares,	DEMANDA (MAPE%) Se ha observado que la demanda residencial se ve afectada significativamente por las variables climáticas y en días especiales. Se ha demostrado que la consideración de la demanda histórica es importante para predecir la demanda en días especiales.	

			festivales navideños).			<table border="1"> <thead> <tr> <th>S. No.</th> <th>Variable</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1.</td> <td>Average temperature (°C)</td> </tr> <tr> <td>2.</td> <td>Wind Speed - Average wind speed (m/s)</td> </tr> <tr> <td>3.</td> <td>Precipitation Amount - Rainfall equivalent in the preceding half hour (mm)</td> </tr> <tr> <td>4.</td> <td>Solar Radiation (kJ/m²)</td> </tr> <tr> <td>5.</td> <td>Day type - WE(SA (Saturday) / SU(Sunday) / A2 / CD / BD / CF / J1 / M1 / M2 / SD</td> </tr> <tr> <td>6.</td> <td>School holiday - 1 if school holiday, 0 otherwise</td> </tr> <tr> <td>7.</td> <td>Winter - 1 if winter, 0 otherwise</td> </tr> <tr> <td>8.</td> <td>Load volume - Energy consumption (kWh)</td> </tr> </tbody> </table> <table border="1"> <thead> <tr> <th>Stages</th> <th>Training Data</th> <th>Test Period</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Round 1</td> <td>1 April, 2011 to 31 March, 2013</td> <td>1 April, 2013 to 30 September, 2013</td> </tr> <tr> <td>Round 2</td> <td>1 April, 2011 to 30 September, 2013</td> <td>1 October, 2013 to 31 March, 2014</td> </tr> <tr> <td>Round 3</td> <td>1 April, 2011 to 31 March, 2014</td> <td>1 April, 2014 to 30 September, 2014</td> </tr> </tbody> </table> <table border="1"> <tbody> <tr> <td>1.</td> <td>Weekday class 0 0 0 0 - Weekday 0 0 1 0 - Saturday 0 1 0 0 - Sunday 1 0 0 0 - Special day</td> </tr> <tr> <td>2.</td> <td>Daily average temperature (T, T^2, T^3)</td> </tr> <tr> <td>3.</td> <td>Daily average wind speed</td> </tr> <tr> <td>4.</td> <td>Daily average precipitation</td> </tr> <tr> <td>5.</td> <td>Daily average solar radiation</td> </tr> <tr> <td>6.</td> <td>School Holiday 0/1</td> </tr> <tr> <td>7.</td> <td>Summer Winter 0/1</td> </tr> </tbody> </table>	S. No.	Variable	1.	Average temperature (°C)	2.	Wind Speed - Average wind speed (m/s)	3.	Precipitation Amount - Rainfall equivalent in the preceding half hour (mm)	4.	Solar Radiation (kJ/m ²)	5.	Day type - WE(SA (Saturday) / SU(Sunday) / A2 / CD / BD / CF / J1 / M1 / M2 / SD	6.	School holiday - 1 if school holiday, 0 otherwise	7.	Winter - 1 if winter, 0 otherwise	8.	Load volume - Energy consumption (kWh)	Stages	Training Data	Test Period	Round 1	1 April, 2011 to 31 March, 2013	1 April, 2013 to 30 September, 2013	Round 2	1 April, 2011 to 30 September, 2013	1 October, 2013 to 31 March, 2014	Round 3	1 April, 2011 to 31 March, 2014	1 April, 2014 to 30 September, 2014	1.	Weekday class 0 0 0 0 - Weekday 0 0 1 0 - Saturday 0 1 0 0 - Sunday 1 0 0 0 - Special day	2.	Daily average temperature (T, T^2, T^3)	3.	Daily average wind speed	4.	Daily average precipitation	5.	Daily average solar radiation	6.	School Holiday 0/1	7.	Summer Winter 0/1
S. No.	Variable																																																	
1.	Average temperature (°C)																																																	
2.	Wind Speed - Average wind speed (m/s)																																																	
3.	Precipitation Amount - Rainfall equivalent in the preceding half hour (mm)																																																	
4.	Solar Radiation (kJ/m ²)																																																	
5.	Day type - WE(SA (Saturday) / SU(Sunday) / A2 / CD / BD / CF / J1 / M1 / M2 / SD																																																	
6.	School holiday - 1 if school holiday, 0 otherwise																																																	
7.	Winter - 1 if winter, 0 otherwise																																																	
8.	Load volume - Energy consumption (kWh)																																																	
Stages	Training Data	Test Period																																																
Round 1	1 April, 2011 to 31 March, 2013	1 April, 2013 to 30 September, 2013																																																
Round 2	1 April, 2011 to 30 September, 2013	1 October, 2013 to 31 March, 2014																																																
Round 3	1 April, 2011 to 31 March, 2014	1 April, 2014 to 30 September, 2014																																																
1.	Weekday class 0 0 0 0 - Weekday 0 0 1 0 - Saturday 0 1 0 0 - Sunday 1 0 0 0 - Special day																																																	
2.	Daily average temperature (T, T^2, T^3)																																																	
3.	Daily average wind speed																																																	
4.	Daily average precipitation																																																	
5.	Daily average solar radiation																																																	
6.	School Holiday 0/1																																																	
7.	Summer Winter 0/1																																																	
A. Singh y KB Sahay, "Pronóstico de la demanda a corto plazo mediante el uso de algoritmos ANN" 2018	Conferencia	Redes Neuronales Artificiales (ANN)	<p>Temperatura de rocío. Hora del día. Carga retrasada de 01 horas. Carga media de las 24 horas anteriores. Indicador de vacaciones / fines de semana (0 o 1). Día de la semana. Carga retrasada de 02 horas. Carga retrasada de 168 horas (semana anterior). Temperatura de bulbo seco. Carga retrasada de 24 horas.</p>	<p>DEMANDA (MAPE%) Aquí, los algoritmos ANN, es decir, la regularización bayesiana, la retropropagación de Levenberg Marquardt, se utilizan para este propósito y para tener un pronóstico altamente eficiente, preciso y confiable. El MAPE es mucho menor según las expectativas</p>	<p>Entrenamiento: Datos diarios de 2007 a 2013. Prueba: Datos diarios de 2014.</p>																																													
Y. Gao, Y. Fang, H. Dong y Y. Kong, "Un marco multifactorial para el sistema de pronóstico de carga a corto plazo, así como el estudio de caso de Jinan" 2020	Revista	Redes Neuronales Artificiales (ANN)	<p>Histórico de carga. Día de la semana. Temperatura. Carga retrasada. Carga promedio del día anterior. Temperatura promedio del día anterior. Temperatura retrasada. Humedad.</p>	<p>MAPE% - RENDIMIENTO En este estudio, propusimos recientemente un marco multifactorial que se componía de análisis de datos, método de filtro basado en PMI y ANN para abordar el problema. El rendimiento del enfoque propuesto se prueba con datos en Jinan Las características periódicas del día tienen un mejor efecto sobre STLF. La temperatura tiene un mayor impacto en los cambios en la demanda de carga.</p>	<p>Desde las 0:00:00 del 1 de enero de 2016 hasta las 23:00:00 del 31 de diciembre de 2018 en Jinan, China, que se recopilan en un intervalo de tiempo por hora. Los datos de 2016 y 2017 se usan para entrenamiento. Los datos de 2018 son los usados para probar el rendimiento.</p>																																													
S. Kumar, S. Mishra y S. Gupta, "Short Term Load Forecasting Using ANN and Multiple Linear Regression" 2016	Conferencia	Redes Neuronales Artificiales (ANN)	<p>Hora. Temperatura media. Punto de rocío. Humedad. Velocidad del viento. Día de la semana. Fecha. Días especiales (feriados).</p>	<p>DEMANDA (MAPE%) El error porcentual absoluto medio calculado para el método de red neuronal es 2.5508, que es menor en comparación con el del método de regresión. La eficiencia de la red neuronal es mayor en comparación con el método de regresión lineal múltiple.</p>	<p>1 de junio de 2015 al 15 de junio de 2015. 70% entrenamiento. 15% validación. 15% pruebas.</p> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px;"> <p>Con la finalización del archivo de entrada "X", se adjuntaban los siguientes datos:</p> <ol style="list-style-type: none"> Hora (a partir de las 12:00 AM con un intervalo de 30 minutos). Temperatura media punto de rocío Humedad Velocidad del viento Día de la semana Fecha (convertida automáticamente a numérica por MATLAB) de 732678-734504 (h) Feriado (0 y 1) </div>																																													
SN Kulkarni y P. Shingare, "Pronóstico de demanda de energía a corto plazo basado en redes neuronales artificiales para redes inteligentes" 2018	Conferencia	Redes Neuronales Artificiales (ANN)	<p>Promedio de las últimas tres horas. Día de la semana. Hora del día. Es domingo / festivo. Temporada. Mes. Promedio de los últimos tres días</p>	<p>DEMANDA (MAPE%) Los resultados del pronóstico a corto plazo del Modelo 2 y el Modelo 3 de ANN diseñados utilizando datos históricos de demanda de energía de un mes y dos años respectivamente, son comparables y casi iguales a los de la demanda de energía real para un</p>	<p>Noviembre de 2015 a Noviembre de 2017.</p>																																													

		iguales a la misma hora. Promedio de los últimos tres días a la misma hora. Históricos de demanda de energía por hora con varias duraciones (tres días, una semana, un mes y dos años.	período de tiempo dado. Por lo tanto, el rendimiento del Modelo 2 y el Modelo 3 son adecuados para el pronóstico de la demanda a corto plazo. Dado que la implementación piloto de Smart Grid está en aumento, los modelos de pronóstico de ANN diseñados en este documento son útiles para el operador de sistemas de energía o EMS. Los modelos 2 y 3 presentaban mayor cantidad de datos de entrada, esto hace que el entrenamiento de la máquina sea mejor y los resultados sean más cercanos a los valores reales.	
--	--	--	--	--

Method	Duration	Useful for
Very Short Term	Few Minutes to an Hour	- Real time control - Monitoring
Short Term	Few Hour to few weeks	- Power purchase Scheduling - Generation Scheduling - Maintenance scheduling etc.
Medium Term	Few months to five years prior to actual requirement	- Utility planning, - Maintenance scheduling - Coordination of power sharing etc.
Long Term	Twenty years in advance	- Decision on regulatory policies - Capacity planning to meet future demand - Decision related to power prices etc.

A. Asrari, TX Wu y B. Ramos, "Un algoritmo híbrido para la predicción de energía solar a corto plazo: estudio de caso del estado del sol" 2016	Revista	Redes Neuronales Artificiales (ANN)	Valores de energía solar de hace 5, 10 y 15 minutos. Número de nodos ocultos. Señal máxima.	<p>DATOS DE ENERGÍA SOLAR PRONOSTICADA.</p> <p>MAPE%</p> <p>Se propone un algoritmo de pronóstico novedoso que se basa en la combinación de un método de optimización de descenso de gradiente (es decir, BP), un modelo de optimización meta-heurística (es decir, SFLA) y una red neuronal artificial (ANN).</p> <p>El algoritmo propuesto BP-SFLA-ANN se implementa para pronosticar los datos de energía solar con una hora de anticipación de tres sitios fotovoltaicos simulados en el estado de Florida. Los resultados de la simulación verifican el rendimiento superior del algoritmo propuesto y se demuestra que este puede encontrar mejores soluciones, conduciendo a una predicción más precisa, en un tiempo más corto cuando se emplea el BP clásico en el primer paso para identificar la población inicial de SFLA.</p>	<table border="1"> <thead> <tr> <th>Training Data</th> <th>5/1/06-6/15/06</th> <th>9/1/06-10/15/06</th> <th>1/1/05-2/14/06</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Validation Data</td> <td>6/16/06-6/22/06</td> <td>10/16/6-10/22/6</td> <td>2/15/06-2/21/06</td> </tr> <tr> <td>Testing Data</td> <td>6/23/06</td> <td>10/23/06</td> <td>2/22/06</td> </tr> </tbody> </table>	Training Data	5/1/06-6/15/06	9/1/06-10/15/06	1/1/05-2/14/06	Validation Data	6/16/06-6/22/06	10/16/6-10/22/6	2/15/06-2/21/06	Testing Data	6/23/06	10/23/06	2/22/06
Training Data	5/1/06-6/15/06	9/1/06-10/15/06	1/1/05-2/14/06														
Validation Data	6/16/06-6/22/06	10/16/6-10/22/6	2/15/06-2/21/06														
Testing Data	6/23/06	10/23/06	2/22/06														

L. Babich, D. Svalov, A. Smirnov y M. Babich, "Comparación de métodos de previsión del consumo de energía industrial" 2019	Conferencia	ANN – LSTM SVM – RBF SVM ARIMA	Histórico de carga de un consumidor industrial.	<p>DEMANDA (MAPE%)</p> <p>Los valores mínimos de MAPE en el problema de pronóstico de energía eléctrica los posee SVM basado en métodos RBF y ARIMA. Estos métodos muestran un error de pronóstico promedio promedio del 12% en el rango de pronóstico de 1 a 4 semanas. Los valores mínimos de MaxAPE iguales al 21% se obtuvieron utilizando SVM RBF con un parámetro de penalización igual a 1000 y gamma igual a 0,1. El método de regresión SVM basado en RBF tiene una mayor precisión en el problema de pronóstico del consumo de energía.</p>	Julio de 2012 a enero de 2016.
--	-------------	---	---	---	--------------------------------

T. Hong, P. Pinson, Y. Wang, R. Weron, D. Yang y H. Zareipour, "Previsión energética: una revisión y una perspectiva" 2020	Revista	INFORMATIVO	INFORMATIVO	Este documento muestra la importancia de realizar una buena previsión energética, además expone diversos factores que muchas veces no permiten replicar los procesos que presentan muchos artículos y da un acercamiento a un buen documento técnico.	INFORMATIVO
--	---------	-------------	-------------	---	-------------

H. Javedani Sadei, P. Candido, F. Gadelha, M. Hisyam, "Pronóstico de carga a corto plazo mediante el uso de un método combinado de redes neuronales convolucionales y series de tiempo difusas"

Revista

CNN
FTS

Fecha
Hora
Temperatura
Carga
Carga difusa

La metodología propuesta de este estudio incluye tres fases. La primera fase consiste en procesar las series de tiempo para prepararlas para convertir series de tiempo multivariadas en imágenes multicanal. La segunda fase explica la forma en que se construyen las imágenes de entrada a partir de las salidas de la fase I y finalmente, en la fase III, se explica la topología de la CNN propuesta.

En este documento se sugirió un nuevo enfoque para el pronóstico de carga a corto plazo (STLF) sobre la base de un modelo híbrido de CNN y FTS. Se demostró que la idea de convertir series de tiempo multivariadas en imágenes y luego usar CNN para STLF puede considerarse útil y prometedora. Además, la lógica difusa que se usa implícitamente al construir FTS a partir de los datos de carga originales ayudó a disminuir el efecto negativo del sobreajuste, que se reflejó en los resultados de las pruebas.

Año		Malasia 2009	Malasia 2010	Número de Items
Juego de datos	empezar desde	01/01/09 01:00 am	01/01/10 01:00 am	7884
	para	23/11/09 11:00 am	23/11/10 11:00 am	
Equipo de prueba	empezar desde	23/11/09 12:00 pm	23/11/10 12:00 pm	876
	para	01/01/10 12:00 am	01/01/11 12:00 am	

El error de porcentaje absoluto (APE), el error de porcentaje absoluto medio (MAPE) y el error cuadrático medio de raíz (RMSE).

Las ANN son muy conocidas por ser uno de los métodos sobresalientes en el tema de predicciones, es bien sabido que deben tenerse muchos datos para lograr tener una respuesta acertada luego del entrenamiento y muchas veces son dejadas a un lado por este tema. En esta investigación no será un inconveniente la cantidad de datos pues para el pronóstico de energía eléctrica se tiene un gran histórico de datos que pueden usarse para el entrenamiento y pruebas. Para la presente investigación se trabajará con el método ANN y para complemento y selección de los predictores el PMI.

3. Redes Neuronales Artificiales

Las redes neuronales artificiales (ANN) son las herramientas matemáticas que simulan la forma en la que el cerebro humano procesa la información, han tenido un gran auge en el pronóstico de la demanda de energía eléctrica a corto plazo esto debido a los excelentes resultados que se obtienen al usarlo de la manera correcta (Gao et al. , 2020).

Las redes neuronales con un excesivo número de neuronas y pesos son sencillas de entrenar, pero muchas veces se tienen inconvenientes con este método debido al sobreentrenamiento (Cecati et al. , 2015).

Para el entrenamiento de las redes neuronales artificiales se seleccionan ciertas características llamadas predictores que son las entradas para el sistema ubicadas en nodos, en su interior se encuentran diversas capas de procesamiento y se les otorgan pesos a cada predictor de manera automática de manera que se lleguen a los resultados óptimos, la última capa es la salida del sistema que muestra lo que se espera conseguir del modelo (en este caso los pronósticos de demanda energética).

El proceso de cálculo para este modelo es:

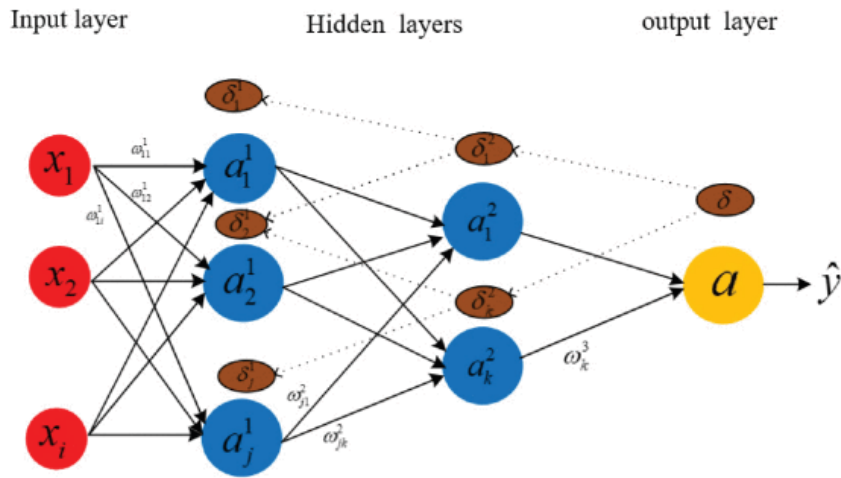
$$y_i = f \left(\sum_{i=1}^N w_{ij} x_i + b_i \right) \quad (1)$$

En donde y_i representa la salida, w representa los pesos, x_i los predictores y b_i la tendencia.

La ANN suele tener tres capas, dos ocultas y la capa de salida como se muestra en la figura 1.

Figura 1.

Red neuronal de 3 capas tomada de “Y. Gao, Y. Fang, H. Dong y Y. Kong, 2020”.



En cada capa se encuentran un conjunto de neuronas conectadas por pesos que inicialmente son aleatorios y se van ajustando mediante algoritmos de optimización, la red realiza ajustes iterativos en sus parámetros para reducir los errores entre la salida prevista y la real.

El error anteriormente mencionado para realizar ajustes en la maquina se calcula de la siguiente manera:

$$\delta = \frac{1}{2}(y - \hat{y})^2 \quad (2)$$

$$\delta_k^2 = \omega_k^3 \delta \quad (3)$$

$$\delta_j^1 = \sum_k \omega_{jk}^2 \delta_k^2 \quad (4)$$

Y para realizar el ajuste de los pesos según el error realizado en el anterior paso se usa:

$$\omega_{ij}^{1'} = \omega_{ij}^1 + \eta \delta_j^1 \frac{da_j^1(e)}{de} x_i \quad (5)$$

$$\omega_{jk}^{2'} = \omega_{jk}^2 + \eta \delta_k^2 \frac{da(e)}{de} y_j \quad (6)$$

$$\omega_k^{3'} = \omega_k^3 + \eta \delta \frac{da(e)}{de} y_k \quad (7)$$

Estos nuevos pesos se usan para hacer un nuevo ciclo y se repite el proceso hasta que el error sea mínimo.

La precisión y velocidad de entrenamiento de las redes neuronales suele depender de la selección de las entradas adecuadas, para esto se usa el método de información mutua parcial que selecciona entre un grupo de predictores los que mejor se acomodan al método y a el tipo de pronóstico que se quiere realizar (Gao et al. , 2020).

4. Información Mutua Parcial

El método de información mutua parcial es usado para la correcta selección de los predictores que se introducen en el modelo de red neuronal artificial. Este método tiene una mayor velocidad de cálculo que otros que son usados con el mismo objetivo.

El criterio PMI se usa para identificar la mejor combinación de predictores que se pueden tener para la máquina.

Este criterio es una extensión del concepto de información mutua (MI) que es muy usado para encontrar correlación entre variables y se ha aplicado en el campo de selección de características de entrada.

Los cálculos en este método se hacen con:

$$PMI(X, Y) = \iint f_{X', Y'}(x', y') \log \left(\frac{f_{X', Y'}(x', y')}{f_{X'}(x') f_{Y'}(y')} \right) dx' dy' \quad (8)$$

En donde:

$$x' = x - E[x|z], \quad y' = y - E[y|z] \quad (9)$$

En esto $E[\cdot]$ denota la operación de expectativa. $f_{X'}$, $f_{Y'}$ y $f_{X', Y'}$ son las respectivas densidades de probabilidad univariadas y conjuntas estimadas en los puntos de datos de la muestra.

Las variables x' y y' solo contienen la información residual después de que se haya tenido en cuenta el efecto del conjunto preexistente de entradas Z mediante el uso de las expectativas condicionales (Gao et al. , 2020).

Para la correcta identificación de un predictor usando el criterio PMI se deben cumplir los siguientes pasos:

1. Identificar un conjunto de variables que pueden ser predictores útiles del sistema que se está modelando.
2. Estimar el PMI entre la variable dependiente y cada uno de los nuevos predictores condicionados al conjunto predictor ya existente Z .
3. Identificar que variables arrojan un mayor puntaje en el anterior paso.
4. Estimar el puntaje PMI de la muestra aleatoria del percentil 95 para la variable que se identificó en el paso previo.
5. Si el puntaje PMI para la variable es mayor que el puntaje del anterior paso, esta variable debe incluirse en los predictores Z , si no es significativa debe dirigirse al último paso.
6. Repetir los pasos 2 al 5 cuantas veces sea necesario.
7. Podrá llegar a este paso solo cuando todos los predictores sean identificados (Sharma, 2000)

Al tener todos los predictores establecidos, ya pueden introducirse a la máquina para realizar el entrenamiento de la red neuronal artificial.

5. Caso de estudio

La predicción de la demanda es una componente clave para el planeamiento y la operación de los sistemas eléctricos de potencia, donde es usada para la toma de decisiones tales como el despacho, la compra y venta de la electricidad, es también empleada para el análisis de confiabilidad y seguridad de los sistemas de potencia en mercados de energía competitivos (Fan et al. , 2018).

Desde el ámbito de los mercados de energía, esta toma de decisiones está sujeta a factores como el clima, la anticipación para comprar, vender la energía o la alta penetración de la energía renovable, entre otros, introduciendo incertidumbre en la predicción de la demanda de energía y haciendo que esta tarea sea un gran reto de investigación (Fan et al. , 2018).

Con el fin de abordar estos factores mencionados anteriormente, muchos métodos han sido propuestos en la literatura. Estos métodos pueden ser clasificados en dos grupos: los métodos estadísticos y métodos basados en inteligencia artificial (Fan et al. , 2018). Los enfoques estadísticos usan datos de la demanda de energía para encontrar relaciones lineales entre variables exógenas o periodos de tiempo y la demanda de energía (Van Der Meer et al. , 2018). Por otro lado, los métodos basados en la inteligencia artificial usan grandes cantidades de datos para realizar la predicción de la demanda de energía. Los métodos más usados son: máquinas de vectores de soporte [17] y redes neuronales [7]. Una de las ventajas de estos métodos inteligentes es controlar la sintonización o especificación de parámetros para realizar una correcta predicción (Van Der Meer et al. , 2018). Es el caso de la Redes Neuronales, es necesario que alguien defina los hiperparámetros por ejemplo la cantidad de capas y neuronas para obtener mejores resultados.

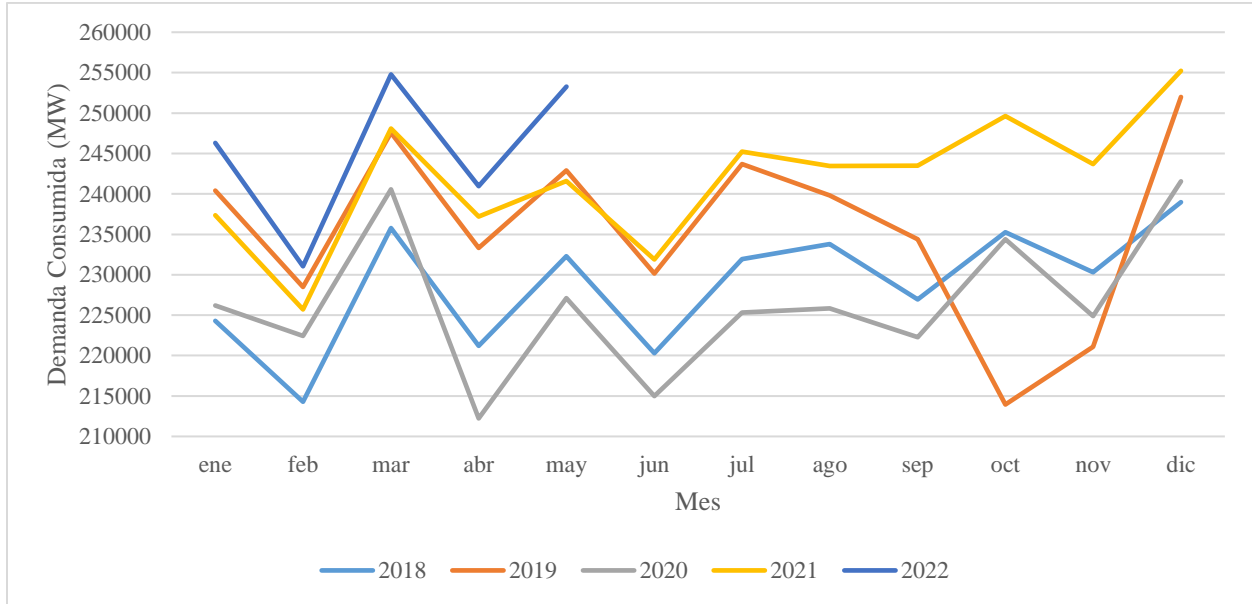
Con el fin de tener una técnica que permita el manejo de diferente información y variables se plantea el uso de Redes Neuronales Artificiales (ANN) como una alternativa para predicción de consumo de energía.

Con el método ANN propuesto, se recopilan los datos históricos de demanda de energía eléctrica en el departamento de Santander, Colombia. La demanda energética de Santander está conformada por cargas de tipo residencial, industrial y comercial, con lo cual se hace necesario conocer las unidades temporales como la hora y día de los datos de demanda anteriores.

Se tienen datos de la demanda de energía eléctrica con resolución horaria de enero del 2018 a mayo del 2022 para la región de Santander tomadas del portal web de XM Compañía Expertos en Mercados S.A. E.S.P, entidad encargada de operar el Sistema Interconectado Nacional (SIN) de Colombia y de administrar el Mercado de Energía Mayorista (MEM). Se observa en la figura (Figura 2) que la serie de demanda energética tiene un patrón cíclico mes a mes durante la ventana de tiempo de observación. Del mismo modo se identifica una disminución en el consumo de energía eléctrica en el año 2020 del 3,9% respecto al año anterior debido a la pandemia mundial del COVID_19 que llevo a confinamientos a lo largo del año reduciendo drásticamente la energía consumida por los usuarios industriales y comerciales, por ultimo excluyendo los datos mensuales del 2020 vemos un crecimiento en la demanda de energía cada año siguiendo los mismos máximos y mínimos a través de los meses dando la importancia de predicciones a corto, mediano y largo plazo.

Figura 2.

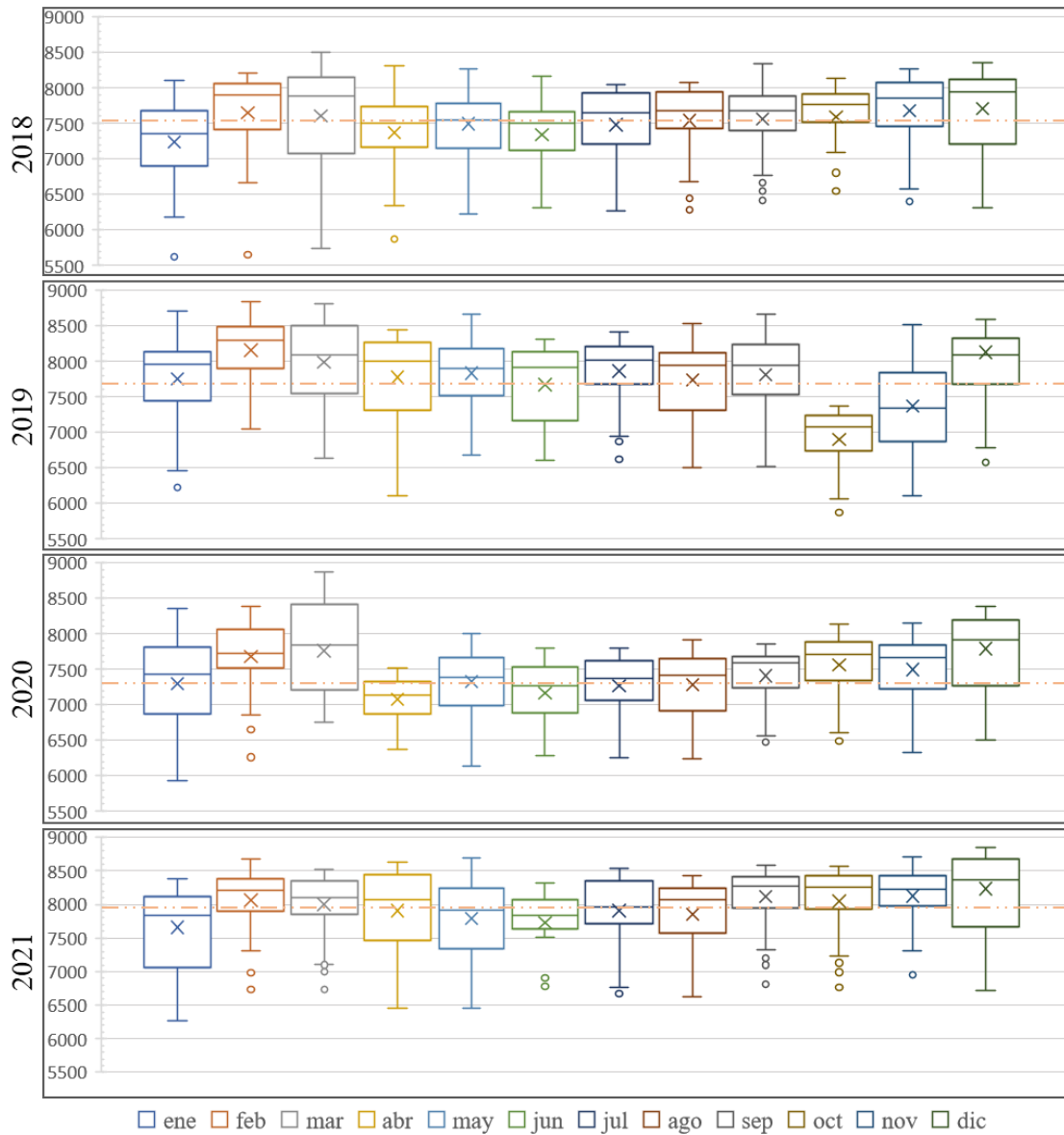
Comparación de la demanda de energía mensual consumida en Santander.



En comparación con la Figura 2, la Figura 3 muestra la distribución de datos de una manera más estadística. La línea punteada naranja representa el valor medio de la carga anual. La 'X' representa el valor de carga promedio mensual. Se puede ver que en los meses de enero y diciembre la diferencia entre la demanda de carga máxima y mínima es la más grande. Y en septiembre, octubre y noviembre es donde menos variación se registra. La existencia de este fenómeno indudablemente hace que la predicción del verano se vuelva más complicada.

Figura 3.

Diagrama de cajas de la demanda de energía eléctrica en Santander.

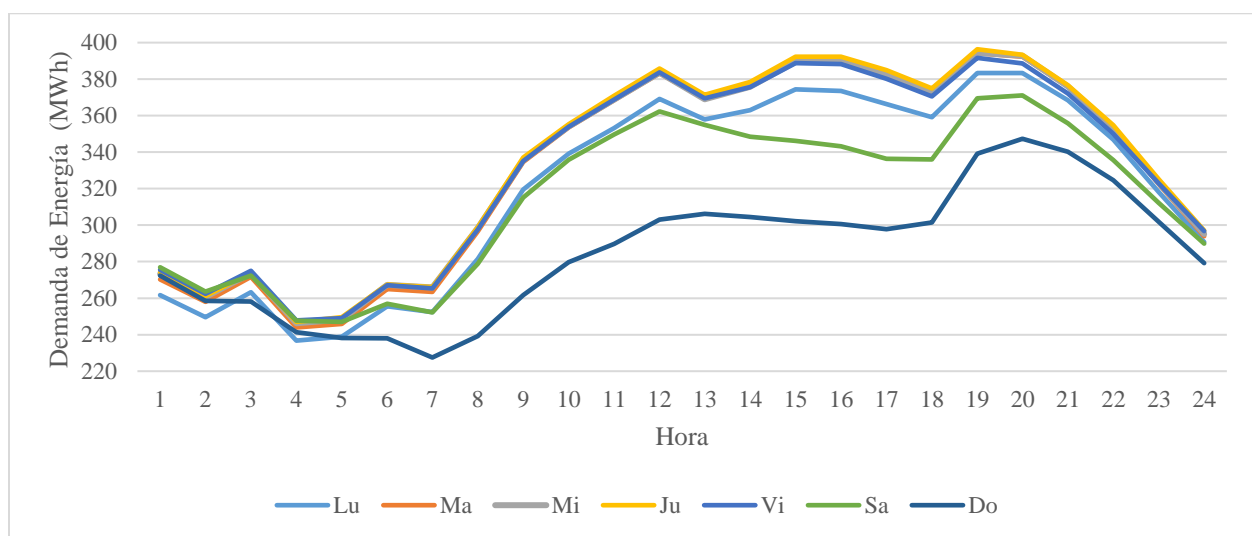


También se identifica una estacionalidad en la figura 4 cuando se observan los valores promedio de cada día de la semana, mostrando una relación con los días entre semana (lunes a viernes) y fin de semana (sábado, domingo, lunes festivo), por ejemplo, se observa el valor mínimo de demanda energética los días domingo, así como valores máximos cercanos los días martes, miércoles y jueves. Por otra parte, se aprecia una caída en la hora 18 (6:00 pm) debido a la

finalización de la jornada laboral lo cual conlleva a un aumento en la curva de demanda por los usuarios residenciales entre las horas 19 y 21. Esta misma tendencia se ve el sábado después de la hora 13 la cual sigue en descenso debido a la finalización de jornada industrial y comercial.

Figura 4.

Promedio por hora de la demanda de energía consumida cada día de la semana en Santander.

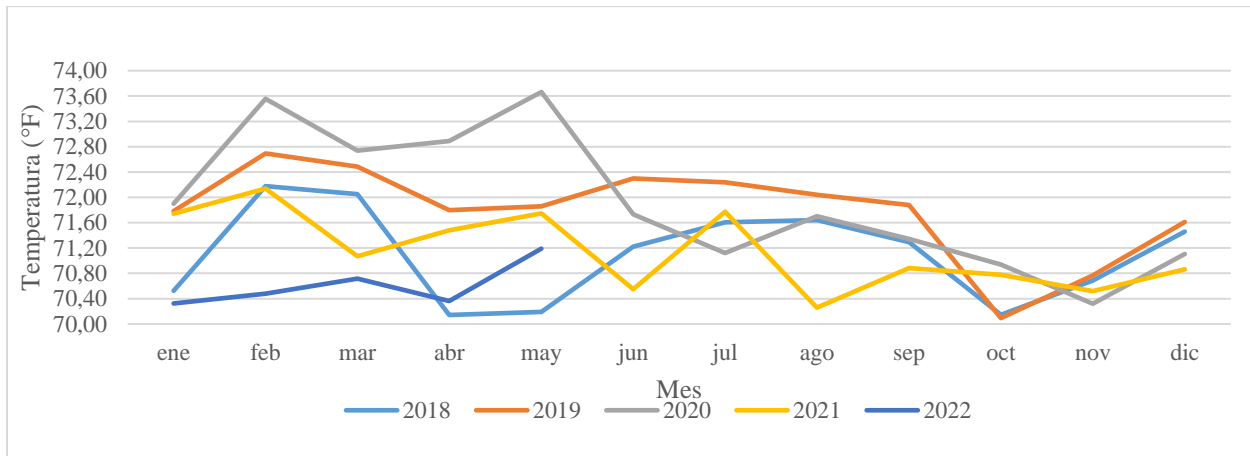


Luego de observar la relación entre la demanda y los tipos de día, la siguiente variable para tener en cuenta que podría influir en la demanda de energía eléctrica es la temperatura, entendiendo que no debe estar tan relacionada como en otros países que experimentan las cuatro estaciones meteorológicas en el año. En Colombia se tienen épocas del año en donde la temperatura promedio aumenta por la ausencia de lluvias y nubosidad, así como otras épocas marcadas por altos niveles de precipitación (lluvia) las cuales pueden variar a lo largo del territorio nacional. Para las épocas con temperaturas elevadas se espera el aumento del consumo energético de la

región ante la utilización masiva de sistemas de refrigeración y ventilación. En las siguientes ilustraciones buscaremos exponer el comportamiento de la temperatura en la región de Santander.

Figura 5.

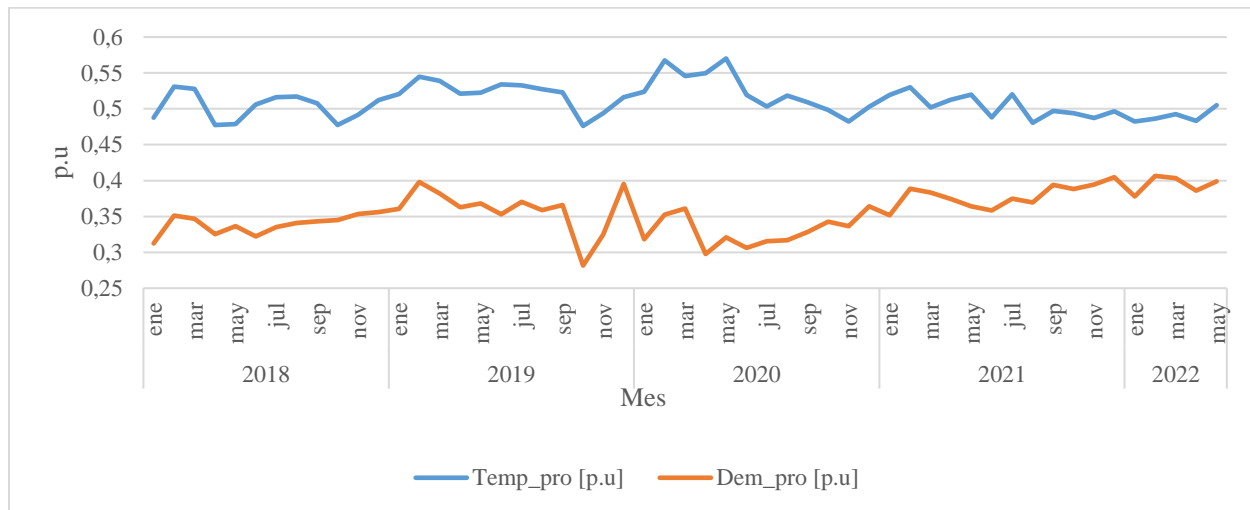
Promedio de temperatura mensual en la región de Santander.



En la Figura 5 se observa la temperatura promedio registrada entre 2018 y 2022 en la estación meteorológica ubicada en el aeropuerto internacional de Palonegro en Lebrija, Santander, por medio de un sitio web. Adicionalmente en la Figura 6 se muestra el detalle de la tendencia entre la temperatura y la demanda energética mensual entre 2018 y 2022 encontrando visualmente que existe alguna correlación entre estas dos variables.

Figura 6.

Datos normalizados de temperatura y demanda de energía en Santander.



La Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG, Resolución 025, 1995), establece que la predicción horaria de la demanda se efectúa para cada una de las 24 horas de cada día de la semana en unidades Megavatios por hora (MWh). En cumplimiento del Consejo Nacional de Operación (CNO, Acuerdo 1303, 2020), se identifican desviaciones diarias mayores al 5% durante dos días consecutivos. Este acuerdo considera un tramo de 24 horas para el cálculo diario de la desviación. Como actualización a la medición de esta desviación la CREG propone modificaciones en el proyecto de Resolución CREG 100 de 2019, donde se identifican desviaciones en 2 tramos de 12 horas del día mayores al 4%. Esta resolución considera la suma de las desviaciones de los dos tramos para el cálculo diario de desviación. (CREG, proyecto de Resolución 100, 2019).

5.1 Experimento 1

El primer experimento emplea los hiper-parámetros y metodología utilizada en [1]. Donde proponen un marco multifactorial (MF) que posee el potencial de contribuir a resultados de pronóstico más satisfactorios y con mayor velocidad computacional. En primer lugar, se eligen el conjunto de predictores candidatos mediante el análisis de los autores como posibles datos que influyan en el consumo de electricidad. Luego, se adopta como criterio la información mutua

parcial (PMI) para eliminar los predictores irrelevantes y redundantes entre las características candidatas con el fin de reducir el subconjunto de entrada y conservando estos más relevantes. Por último, las características seleccionadas se utilizan como entrada de un modelo establecido de red neuronal artificial (ANN) (Gao et al. , 2020).

El MF utilizado por el autor con los predictores seleccionados se aplica para los datos de carga medidos de 2018 a 2022 en Santander, los valores horarios de demanda de electricidad registrados en los meses entre agosto 2021 - mayo 2022 se emplean para validación y pronóstico del modelo ANN.

Los predictores escogidos por el autor fueron: hora del día [Hora], día de la semana [Dia], indicador de fin de semana y festivo [W], demanda registrada 24 horas antes [L-24], demanda registrada 48 horas antes [L-48], demanda registrada 72 horas antes [L-72], demanda registrada 96 horas antes [L-96], demanda registrada 120 horas antes [L-120], demanda registrada 144 horas antes [L-144], demanda registrada 168 horas antes [L-168], demanda promedio últimas 24 horas [L-promedio], temperatura pronosticada [T], temperatura registrada 24 horas antes [T-24], temperatura registrada 48 horas antes [L-48], temperatura registrada 72 horas antes [L-72], temperatura registrada 96 horas antes [L-96], temperatura registrada 120 horas antes [L-120], temperatura registrada 144 horas antes [L-144], temperatura registrada 168 horas antes [L-168], temperatura promedio últimas 24 horas [T-promedio], humedad [Humedad].

Los predictores seleccionados mediante PMI fueron: hora del día [Hora], el día de la semana [Dia], indicador de fin de semana y festivo [W], demanda registrada 24 horas antes [L-24], demanda registrada 168 horas antes [L-168], demanda promedio últimas 24 horas [L-

promedio], temperatura pronosticada [T], temperatura registrada 24 horas antes [T-24], temperatura promedio últimas 24 horas [T-promedio], humedad [Humedad].

Para confirmar la eficiencia en la predicción usando ANN con los predictores seleccionados, se realiza cuatro escenarios con diferente predictores como contrapartes con fines comparativos. Los escenarios son los siguientes:

Tabla 2.

Predictores seleccionados para escenarios propuestos.

Experimento	Predictores
1	[Hora], [L-24], [L-promedio]
2	[Hora], [Dia], [L-24], [L-168], [L-promedio]
3	[Hora], [Dia], [W], [L-24], [L-168], [L-promedio]
4	[Hora], [L-24], [L-promedio], [T], [T-24], [T-promedio]
5	[Hora], [Dia], [W], [L-24], [L-168], [L-promedio], [T], [T-24], [T-promedio], [Humedad]

Inicialmente se tienen 31392 datos en cada predictor (normalizados mediante máximos y mínimos), que corresponden al registro hora a hora desde el 1 de enero del 2018 hasta el 31 de julio del 2021. Cada semana pronosticada requiere un reentrenamiento del modelo añadiendo 168 datos para predecir la siguiente semana. Este reentrenamiento semanal se hace para los 10 meses de pronóstico (agosto 2021 – mayo 2022).

5.2 Experimento 2

Como mejora al experimento 1 se realizan las siguientes modificaciones:

- Se aplica el PMI a los veintidós predictores iniciales con los datos de la región de Santander, dando como resultado un aumento de dos predictores frente al escenario 5

- en el experimento 1. Predictores escogidos: [Hora], [Dia], [W], [L-24], [L-48], [L-144], [L-168], [L-promedio], [T], [T-24], [T-promedio], [Humedad].
- Como mejoramiento en el procesamiento y convergencia del modelo se modifican los hiper-parámetros de la maquina aumentado a 3 capas ocultas de 10, 5, 3 neuronas respectivamente y 1 capa de salida con el pronóstico de demanda.
 - Para evitar el sobre entrenamiento de la maquina e información antigua se reduce la ventana de tiempo de entrenamiento a 1.5 años (ene-2020 a jul-2021), esta decisión se basa en el análisis de la figura 3 donde los años 2020 y 2021 tienen una variación de máximos y mínimos reducida frente a los años anteriores.
 - Cambio en la normalización de los predictores categóricos [Hora] y [Dia] mediante una separación senoidal equidistante para tener un efecto cíclico al finalizar y comenzar los días y las semanas.

Para confirmar la eficiencia en la predicción usando ANN con los cambios y predictores seleccionados, se compara los resultados obtenidos por el Operador de Red (OP) y el experimento 1.

Se realiza el mismo reentrenamiento mencionado anteriormente para tener punto de comparación entre experimentos.

6. Resultados

Para evaluar correctamente el rendimiento de predicción de los experimentos se adopta el método del error porcentual absoluto medio (MAPE). La definición del método se muestra a continuación:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| * 100 \tag{10}$$

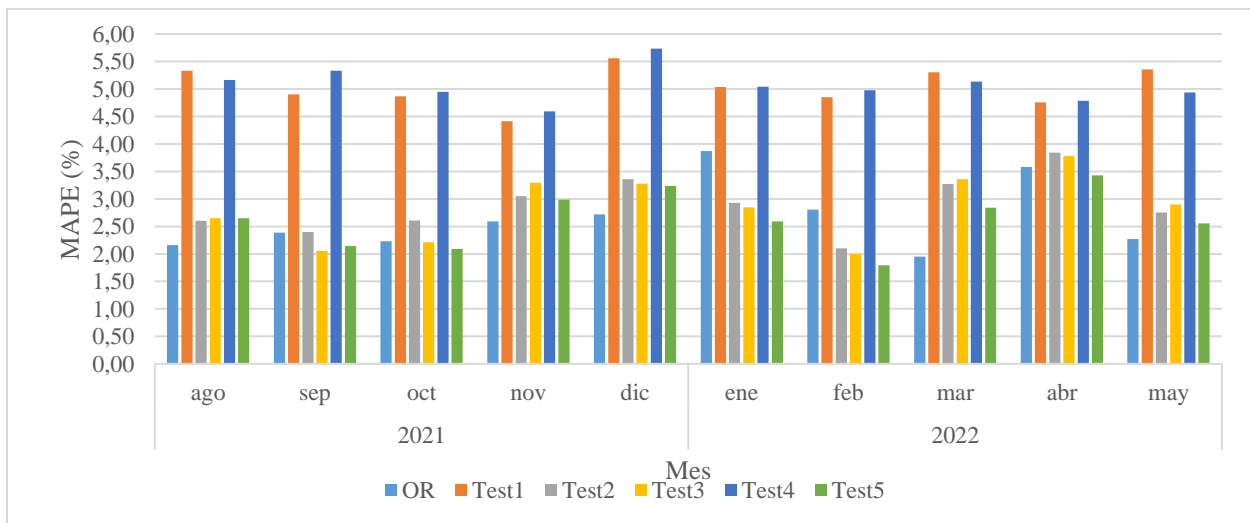
Donde N es la cantidad de datos pronosticados. Este estudio se centra en la carga diaria a corto plazo, luego el periodo de pronósticos N es igual a 24. y_i y \hat{y}_i representan las cargas reales y pronosticadas en el período i respectivamente. El MAPE es una métrica ampliamente utilizada que mide el porcentaje de error entre los valores reales y predichos. Cuanto menor sea el valor de MAPE, más cerca estará el valor predicho del valor real, es decir, mejor será el rendimiento de predicción del modelo (Gao et al. , 2020).

6.1 Experimento 1

Para este caso, se utilizaron datos reales para el pronóstico de los 5 escenarios propuestos, como punto de partida del comportamiento del algoritmo y evaluación de la desviación del modelo como tal.

Figura 7.

Desviación de escenarios propuestos con datos reales respecto a la demanda real consumida en Santander.



Los escenarios 1 y 4 muestran una desviación mayor frente a los demás pronósticos debido a la importancia que tiene la selección de predictores que se encuentren relacionados con la demanda real ingresada en el entrenamiento.

Para medir la desviación total del algoritmo en la ventana de tiempo de 10 meses se promedian los MAPE de todos los meses para cada escenario como se muestra a continuación:

Tabla 3.

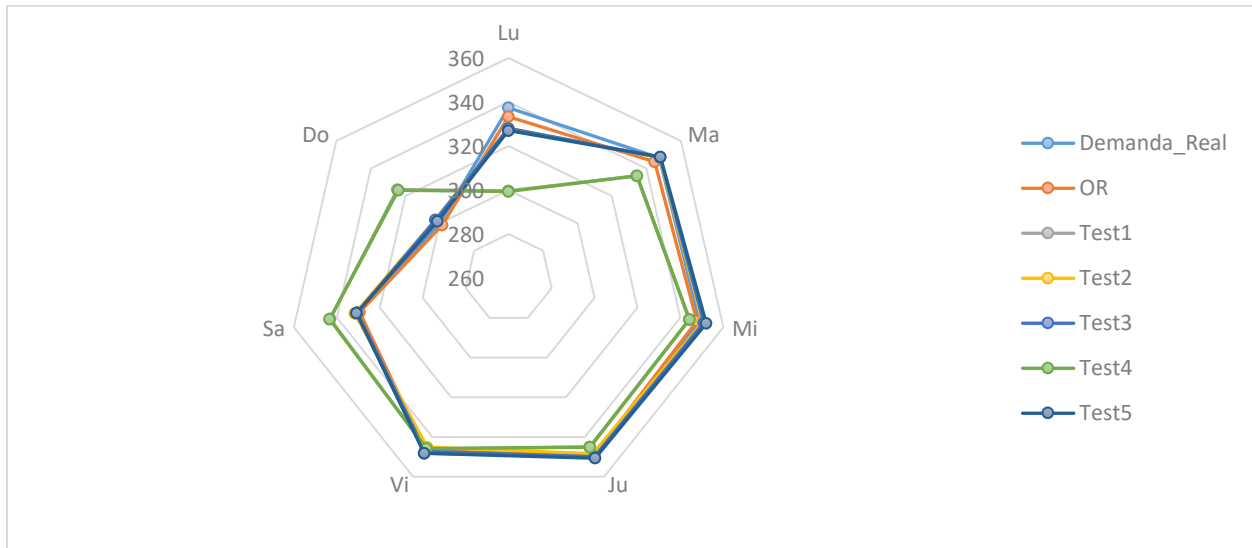
Error porcentual absoluto medio de los escenarios propuestos.

Escenario	MAPE %
OR	2,65
Test1	5,04
Test2	2,90
Test3	2,84
Test4	5,07
Test5	2,64

Se analiza el comportamiento diario que tiene cada escenario y se promedian los pronósticos para cada día de la semana como se muestra en la figura 8, donde se ve una desviación importante en todos los escenarios para los días lunes. El peor rendimiento lo tiene el escenario 4 el cual no tiene los predictores de día [Dia] e indicador de fin de semana [W] como lo muestra la tabla 2.

Figura 8.

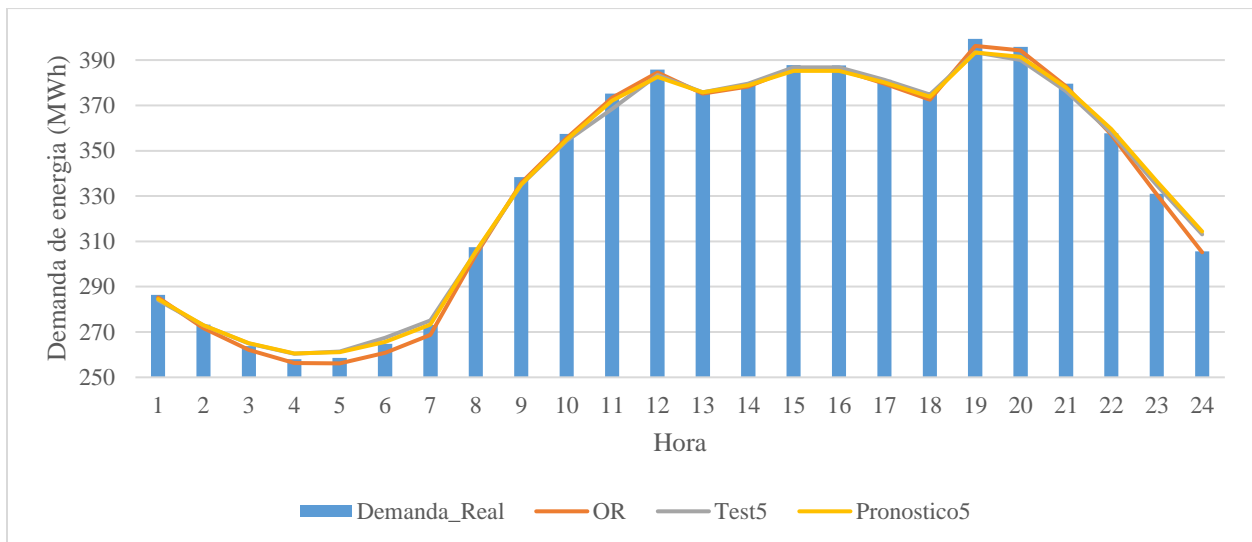
Comparación entre carga real y pronosticada usando escenarios propuestos para cada día de la semana.



Por último, se repite el pronóstico del escenario 5 cambiando los datos reales por pronósticos de demanda de días anteriores y pronósticos de temperatura, haciendo del escenario lo más cercano posible a como lo hace el operador de red.

Figura 9.

Comparación entre carga real y pronosticada usando diferentes modelos para cada hora del día.

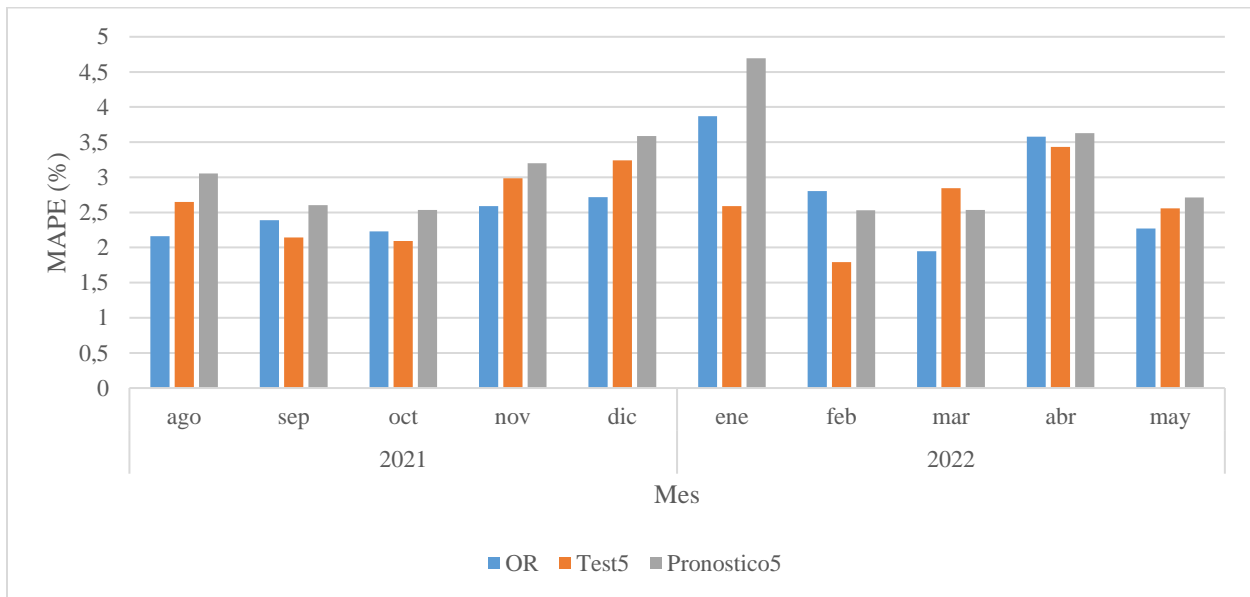


En la figura 9 se valida el promedio en la predicción horaria frente a la demanda real y se muestran leves desviaciones en las horas 4,5 y 19.

Por otra parte, el MAPE se incrementa frente al pronóstico con datos reales (Test5) como se muestra en la figura 10 y se deja ver el error implícito que tienen los datos pronosticados que se utilizan en la predicción.

Figura 10.

Desviación de escenarios propuestos en experimento 1 con datos de pronóstico respecto a la demanda real consumida en Santander.



Por último, el promedio del MAPE para los 10 meses de pronóstico se muestran en la Tabla 4, los cuales son el punto de comparación con el experimento 2 donde se realiza un escenario propuesto y mejoramiento del algoritmo para reducir las desviaciones.

Tabla 4.

Error porcentual absoluto medio de los escenarios propuestos en experimento 1 con datos reales.

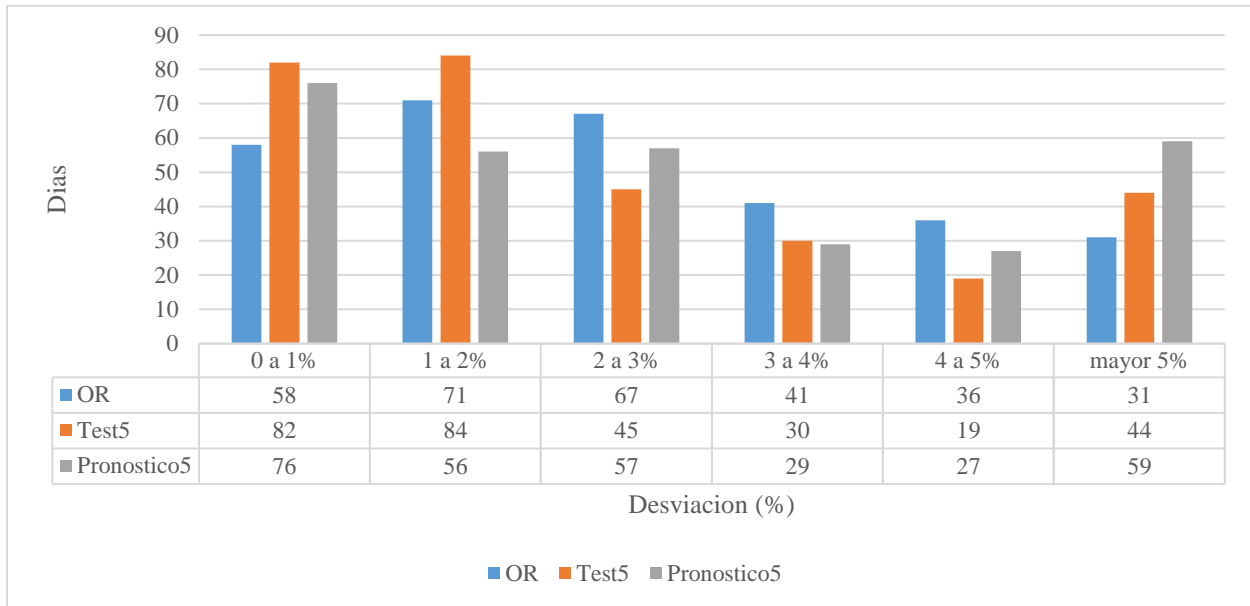
Escenario	MAPE %
OR	2,65
Test5	2,64
Pronóstico5	3,11

6.1.1 Desviaciones según Acuerdo CNO 1303 de 2020

Se evalúan 304 tramos donde el pronóstico 5 tuvo un aumento del 90% frente a los casos con desviación mayor a 5% reportados por el OR. Por otro lado, se tuvo 12 eventos de 2 días o más consecutivos superior a la desviación permitida por el Regulador. El OR tuvo un periodo del 5 hasta el 12 de enero del 2022 en donde supero la desviación del 5% en los 8 días consecutivos y adicional otro evento registrado de 2 días consecutivos entre el 19 y 20 de abril del 2021 (Ver Apéndice).

Figura 11.

Desviación según acuerdo CNO 1303 de 2020 del pronóstico de demanda del experimento 1.

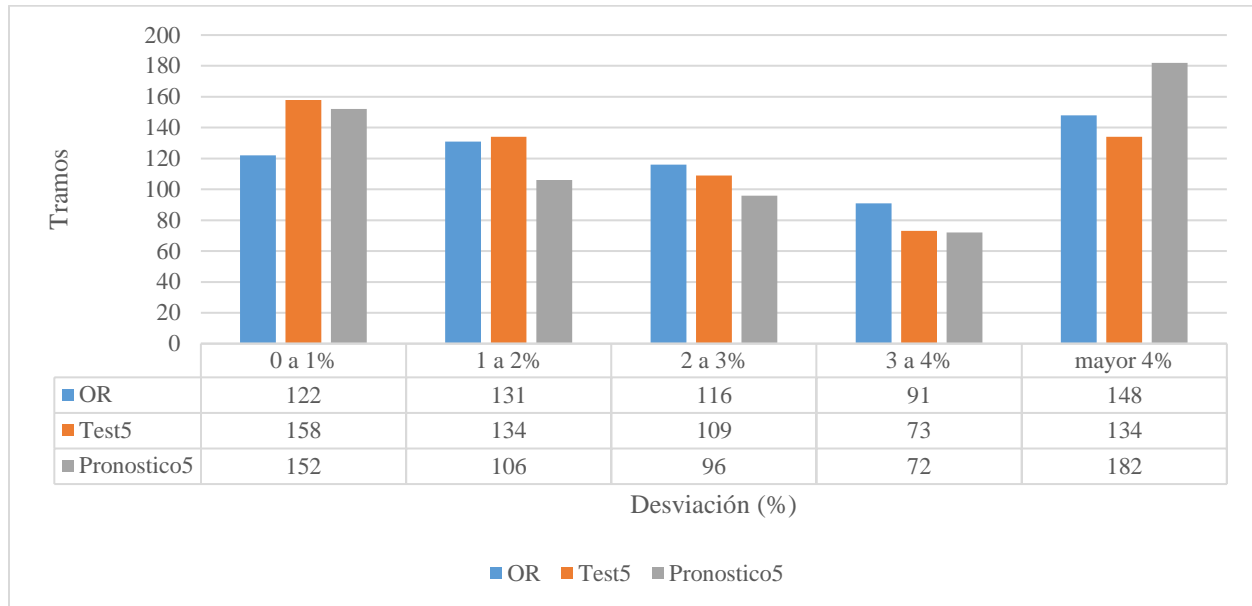


6.1.2 Desviaciones según proyecto de Resolución CREG 100 de 2019

Se evalúan 608 tramos donde el pronóstico 5 tuvo un aumento del 23% frente a los tramos con desviación mayor a 4% reportados por el OR. Por otro lado, el modelo presentado en este experimento y el empleado por el OR superan en un 25% por separado los tramos desviados frente al total, mostrando la necesidad de un cambio en la manera de pronosticar para reducir las desviaciones.

Figura 12.

Desviación según el Proyecto de Resolución CREG 100 de 2019 del pronóstico de demanda del experimento 1.

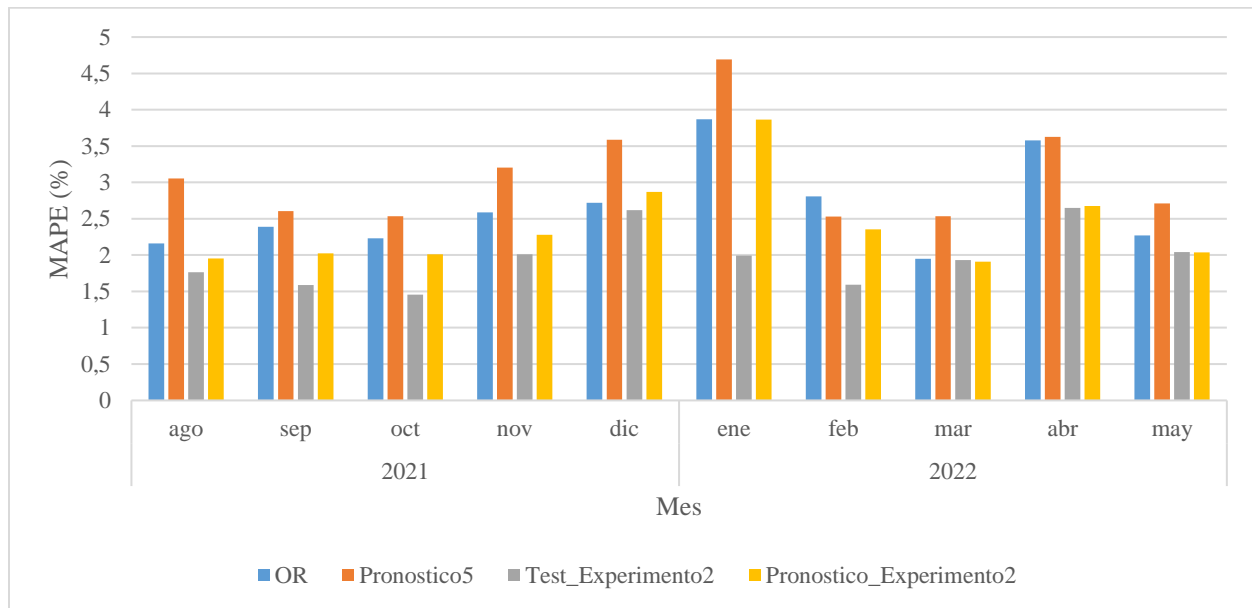


6.2 Experimento 2

Luego del entrenamiento y predicción de los datos por medio del escenario propuesto e iterando el modelo para cada semana, se obtiene los resultados del pronóstico para los 10 meses en prueba, en la figura 13 se observa la comparación grafica entre la demanda real, la predicción del experimento 1 y predicciones del experimento 2.

Figura 13.

Desviación de escenarios propuestos del experimento 2 con datos de pronóstico respecto a la demanda real consumida en Santander.



En la gráfica se puede apreciar como el Test del experimento 2 tiene nuevamente mejor desempeño frente al pronóstico lo cual corrobora el error implícito en los datos de pronóstico que ingresan en el modelo para el pronóstico.

El promedio del MAPE para los escenarios propuestos son los siguientes:

Tabla 5.

Error porcentual absoluto medio de los escenarios propuestos en experimento 2 con datos reales.

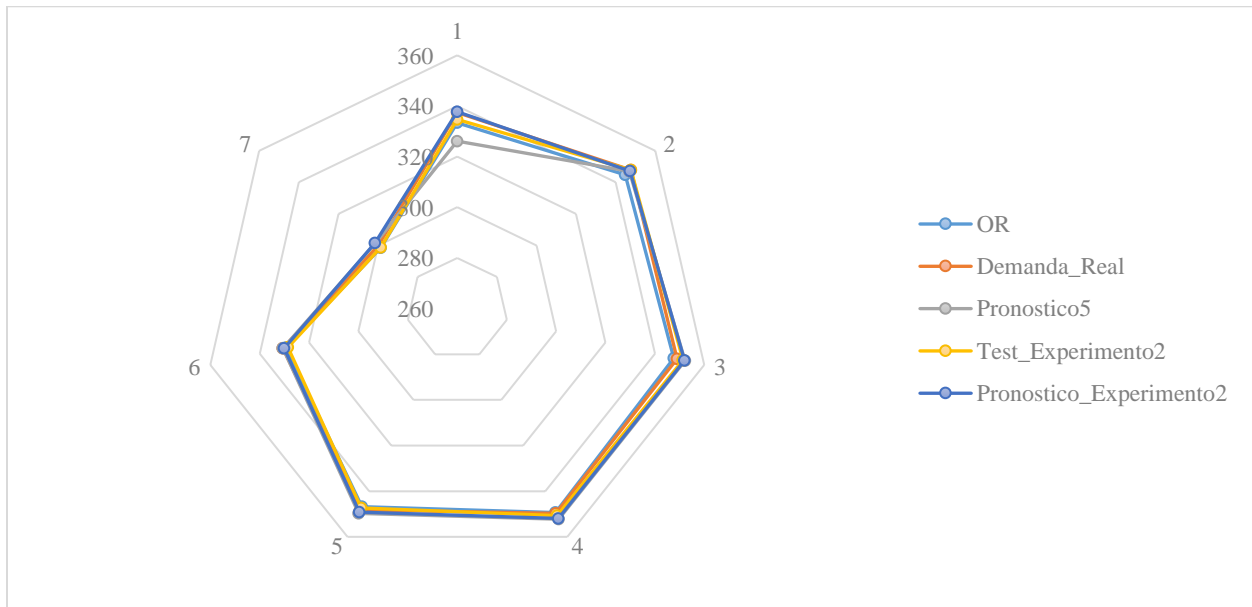
Escenario	MAPE %
OR	2,65
Pronostico5	3,11
Test_Experimento2	1,97
Pronostico_Experimento2	2,40

El pronóstico del experimento 2 redujo en 0,71% la desviación frente al pronóstico del experimento, de igual forma tiene un porcentaje menor al error del pronóstico del operador de red (OR).

Analizando el comportamiento promedio diario se corrige la predicción del día lunes acercándose más a los valores reales y disminuyendo el porcentaje límite de desviación que propone la resolución CREG 025 y CREG 100 como se ve en la figura 14.

Figura 14.

Comparación entre carga real y pronosticada usando escenarios propuestos del experimento 2 para cada día de la semana.

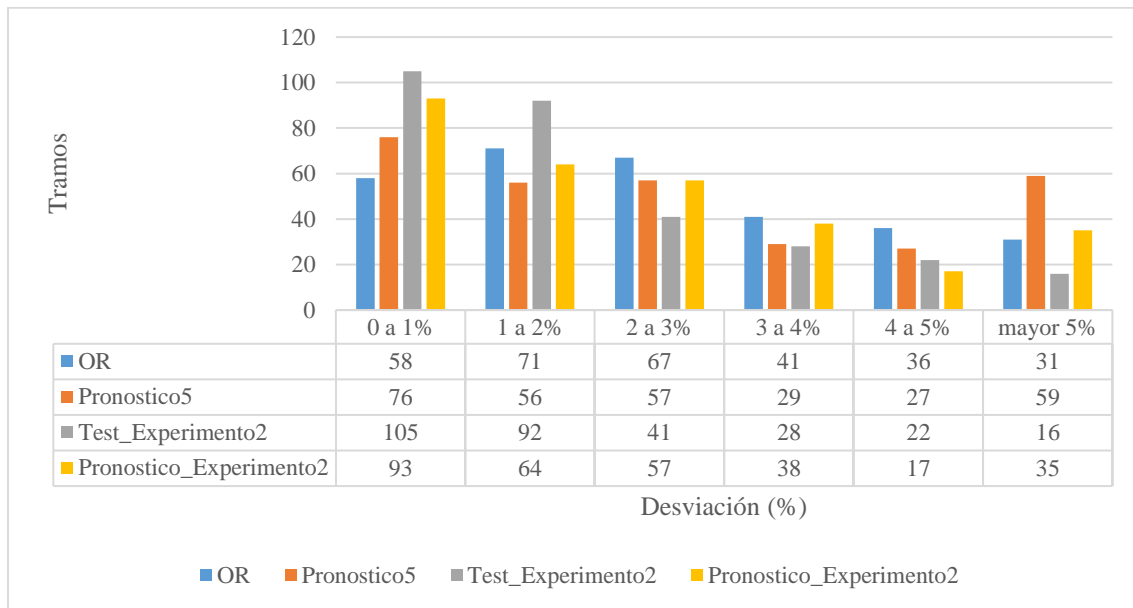


6.2.1 Desviaciones según Acuerdo CNO 1303 de 2020

Se evalúan 304 tramos donde el pronóstico del experimento 2 tuvo un aumento del 13% frente a los casos con desviación mayor a 5% reportados por el OR. Por otro lado, se tuvo 7 eventos de 2 días o más consecutivos superior a la desviación permitida por el Regulador.

Figura 15.

Desviación según acuerdo CNO 1303 de 2020 del pronóstico de demanda del experimento 2.

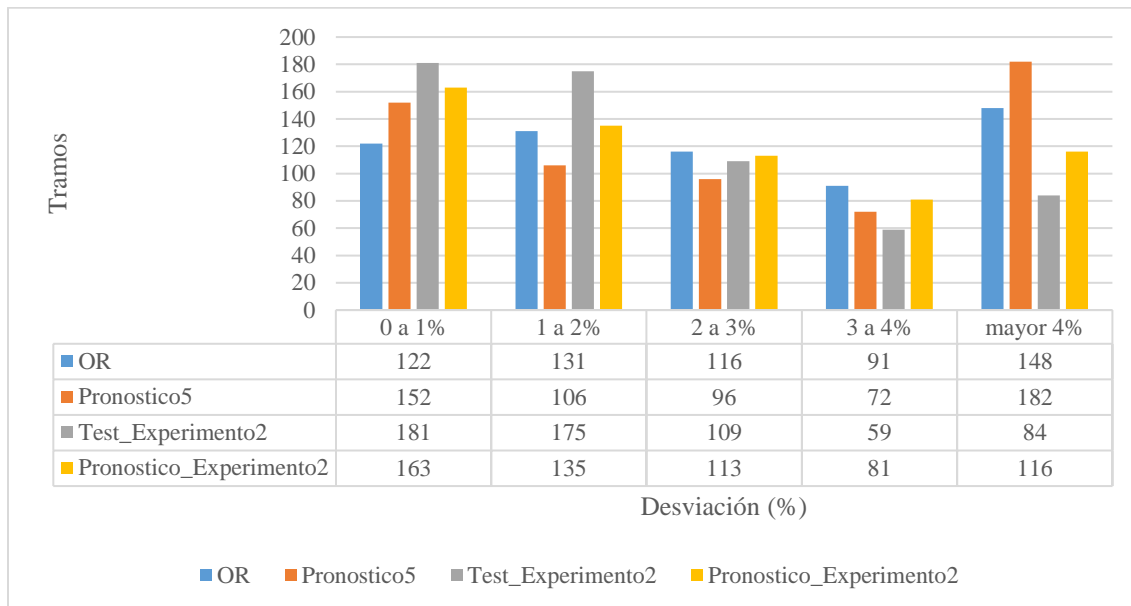


6.2.2 Desviaciones según proyecto de Resolución CREG 100 DE 2019

Se evalúan 608 tramos donde el pronóstico del experimento 2 tuvo una reducción del 22% frente a los tramos con desviación mayor a 4% reportados por el OR. Por otro lado, los valores desviados del modelo presentado en este experimento representa el 19% de los tramos totales y el empleado por el OR superan en un 25% frente al total, mostrando la necesidad de un cambio en la manera de pronosticar para reducir las desviaciones.

Figura 16.

Desviación según el Proyecto de Resolución CREG 100 de 2019 del pronóstico de demanda del experimento 2.



7. Discusión de resultados

El presente trabajo de investigación se basó en el análisis de pronóstico de demanda energética en el MC – Santander a corto plazo.

Año a año se genera una relación en cuanto a la demanda energética en cada mes, por ejemplo, en los resultados se puede observar que en febrero se genera una disminución en la demanda y en marzo esta sube generando un pico en la gráfica (Figura 2), y para diciembre esta demanda es mayor en todos los años de estudio esto puede deberse a las festividades y vacaciones escolares y laborales.

Al analizar los datos y los pronósticos generados con la maquina planteada en las diferentes pruebas realizadas, se puede notar que el mejor escenario de trabajo se da en la prueba 5 (Tabla 3). Al realizar los pronósticos mensuales el error puede ser un poco mayor y la posibilidad de

corregir errores es menor lo que puede llevar a una sanción si se supera el número de horas erróneas máximas al mes.

En los resultados es posible ver que los fines de semana provocan una caída en la demanda y por eso es necesario tratar estos días como especiales. Los lunes son los que mayor error presentan, esto puede deberse a las variaciones de demanda que se dieron por el fin de semana.

Siguiendo con el proceso se realizaron las variaciones en los predictores según el criterio PMI propuesto, esto llevó a pasar de 10 predictores a 12 predictores y se pudo ver que solo con este cambio el error en el pronóstico bajó de 3,11% a 2,77%, esto indica que la selección correcta de los predictores lleva a un mejor pronóstico ya que si la maquina tiene ausencia de predictores va a generar grandes errores y lo mismo sucede si tiene un exceso de estos como se pudo notar en las pruebas anteriormente realizadas.

Para corregir los errores se realizaron cambios en la estructura de la maquina y en la ventana de entrenamiento, luego de esto se pudo ver que el error del pronóstico fue de 2,4% que es menor al error del OR que es de 2,65%.

Fue posible notar que la maquina tiene asociado un error de 1,97%, esto se revisó al introducir todos los predictores con datos reales y ver el error de salida, al comparar esto con el error total se puede notar que hay una diferencia de 0,43%, esto quiere decir que ese es el error generado por los datos, por lo tanto, así la maquina sea perfecta, siempre se tendrá esta pequeña desviación.

La máquina desarrollada con la red neuronal artificial obtuvo mejores resultados que la usada por el OR, lo cual era el fin de este proyecto de investigación.

Se debe tener presente que algunas desviaciones pueden generarse por eventos sociales o días especiales como lo son estallidos sociales o días de fiesta que no estaban previstos en el análisis energético, estos días suele disminuir la demanda energética y se genera una gran diferencia entre lo pronosticado y lo real.

8. Conclusiones

El pronóstico de la demanda de energía eléctrica juega un papel fundamental en el desarrollo energético del país, al realizar un algoritmo que mejora dicha predicción se da un aporte positivo a estos avances y se contribuye a la mejora de los datos que dan los operadores de red.

La revisión de los métodos que existen en la literatura científica para pronosticar la demanda energética llevó a encontrar que los métodos basados en inteligencia artificial están obteniendo muy buenos resultados alrededor del mundo y el enfocarse en un método de selección de predictores aporta una mayor exactitud a los resultados.

Al implementar el algoritmo diseñado para las diversas pruebas propuestas en el artículo de guía [1], se pudo notar que el mejor resultado se dio al tener la mayor selección de predictores que se daba en la prueba 5, lo que deja ver la importancia de la cantidad correcta de predictores, al existir muy pocos datos el entrenamiento de la maquina no era completo y sus resultados tenían un mayor error.

En el estudio del pronóstico energético realizado para Santander se usó el algoritmo basado en ANN modificando las capas de la máquina y se aplicó la selección de los predictores dada por el método PMI, además en esta prueba se arregló la ventana de tiempo, reduciéndola a 18 meses, esto mejoró notablemente los resultados, lo que lleva a un resultado de error del 2,4%, esto es mejor que el dado por el OR, lo cual era uno de los objetivos.

Para hacer un correcto pronóstico deben tenerse los predictores necesarios y la ventana de tiempo no puede ser demasiado amplia ya que el exceso de datos lleva a un sobre entrenamiento (lo cual afecta el rendimiento de la máquina) y la ausencia de ellos lleva a que la máquina no pueda analizar todos los casos posibles, lo que conduce a malos resultados en los pronósticos.

Referencias Bibliográficas

- [1] Y. Gao, Y. Fang, H. Dong y Y. Kong, "Un marco multifactorial para el sistema de pronóstico de carga a corto plazo, así como el estudio de caso de Jinan", en IEEE Access , vol. 8, págs.203086-203096, 2020, doi: 10.1109 / ACCESS.2020.3036675.
- [2] T. Hong, P. Pinson, Y. Wang, R. Weron, D. Yang y H. Zareipour, "Previsión energética: una revisión y una perspectiva", en IEEE Open Access Journal of Power and Energy , vol. 7, págs. 376-388, 2020, doi: 10.1109 / OAJPE.2020.3029979.
- [3] Luna, S. Soares y R. Ballini, "Criterio de información mutua parcial para modelar series de tiempo a través de redes neuronales", Proc. 11th Inf. Proceso. Administrar. Incertidumbre Int. Conf. , págs. 1-5, 2006.
- [4] O. Abedinia, N. Amjady y H. Zareipour, "Una nueva técnica de selección de características para el pronóstico de carga y precio de los sistemas de energía eléctrica", en IEEE Transactions on Power Systems , vol. 32, no. 1, págs. 62-74, enero de 2017, doi: 10.1109 / TPWRS.2016.2556620.
- [5] A. Sharma, "Pronósticos probabilísticos de precipitaciones estacionales a interanuales para mejorar la gestión del suministro de agua: Parte 1: una estrategia para la identificación del predictor del sistema", J. Hydrol. , vol. 239, núm. 1, págs. 232-239, diciembre de 2000.
- [6] C. Cecati, J. Kolbusz, P. Różycki, P. Siano and B. M. Wilamowski, " Un algoritmo de entrenamiento RBF novedoso para pronósticos de carga eléctrica a corto plazo

y estudios comparativos," in IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 62, no. 10, pp. 6519-6529, Oct. 2015, doi: 10.1109/TIE.2015.2424399.

- [7] HS Hippert, CE Pedreira y RC Souza, "Redes neuronales para el pronóstico de carga a corto plazo: una revisión y evaluación", en IEEE Transactions on Power Systems , vol. 16, no. 1, págs. 44-55, febrero de 2001, doi: 10.1109 / 59.910780.
- [8] Aggarwal y M. Kumar, "Pronóstico de la demanda residencial basado en ANN utilizando información meteorológica y de días especiales", 2016 7th India International Conference on Power Electronics (IICPE) , 2016, pp. 1-5, doi: 10.1109/IICPE.2016.8079533.
- [9] Singh y KB Sahay, "Pronóstico de la demanda a corto plazo mediante el uso de algoritmos ANN", Congreso Internacional de Ingeniería Eléctrica (iIEECON) de 2018, 2018, págs. 1 a 4, doi: 10.1109/IEECON.2018.8712265.
- [10] S. Kumar, S. Mishra y S. Gupta, "Pronóstico de carga a corto plazo mediante ANN y regresión lineal múltiple", Segunda Conferencia Internacional sobre Inteligencia Computacional y Tecnología de la Comunicación (CICT) de 2016, 2016, págs. 184-186, doi: 10.1109 /CICT.2016.44.
- [11] SN Kulkarni y P. Shingare, "Pronóstico de demanda de energía a corto plazo basado en redes neuronales artificiales para redes inteligentes", Conferencia IEEE de 2018 sobre tecnologías para la sostenibilidad (SusTech) , 2018, págs. 1 a 7, doi: 10.1109/SusTech.2018.8671340.
- [12] Asrari, TX Wu y B. Ramos, "Un algoritmo híbrido para la predicción de energía solar a corto plazo: estudio de caso del estado del sol", en IEEE

Transactions on Sustainable Energy , vol. 8, núm. 2, págs. 582-591, abril de 2017, doi: 10.1109/TSTE.2016.2613962.

- [13] L. Babich, D. Svalov, A. Smirnov y M. Babich, "Comparación de métodos de pronóstico de consumo de energía industrial", Simposio Ural de 2019 sobre ingeniería biomédica, radioelectrónica y tecnología de la información (USBEREIT) , 2019, págs. 307-309, doi: 10.1109/USBEREIT.2019.8736640.
- [14] Hossein Javedani Sadaei, Petrônio Cândido de Lima e Silva, Frederico Gadelha Guimarães, Muhammad Hisyam Lee, Short-term load forecasting by using a combined method of convolutional neural networks and fuzzy time series, Energy, Volume 175, 2019, Pages 365-377, ISSN 0360-5442.
- [15] Fan G., Peng L., Hong W., (2018). "Pronóstico de carga a corto plazo basado en algoritmo de reconstrucción del espacio de fase y modelo de regresión de núcleo bicuadrado". ScienceDirect, 224, 13-33.
- [16] Van Der Meer D., Shepero M., Svensson A., Widén J., Munkhammar J. (2018). "Pronóstico probabilístico del consumo de electricidad, generación de energía fotovoltaica y demanda neta de un edificio individual usando el Proceso Gaussiano". ScienceDirect, 213, 195-207.
- [17] Chen Y., Xu P., Chu Y., Li W., Ni L. (2017). "Pronóstico de carga eléctrica a corto plazo utilizando la regresión de vectores de soporte". ScienceDirect, 195, Pages 659-670.

Apéndices

Apéndice A. Desviaciones diarias según Acuerdo CON 1303 de 2020

Desviaciones diarias según Acuerdo CON 1303 de 2020.			
Fecha	Experimento 1	Experimento 2	OR
1/08/2021	3,219	2,349	2,965
2/08/2021	5,711	0,468	2,263
3/08/2021	0,862	0,069	0,291
4/08/2021	0,337	3,008	1,202
5/08/2021	1,300	1,068	0,475
6/08/2021	1,525	0,960	1,803
7/08/2021	7,077	5,873	5,975
8/08/2021	0,491	1,727	0,259
9/08/2021	5,730	2,397	4,232
10/08/2021	1,450	1,143	2,938
11/08/2021	1,285	1,035	0,103
12/08/2021	0,685	0,000	1,269
13/08/2021	1,579	1,255	0,350
14/08/2021	0,080	2,929	4,141
15/08/2021	3,753	7,367	2,667
16/08/2021	9,360	3,390	2,762
17/08/2021	2,080	0,299	0,124
18/08/2021	1,849	1,237	1,644
19/08/2021	3,085	2,160	3,811
20/08/2021	1,502	1,408	0,816
21/08/2021	3,121	0,381	0,851
22/08/2021	1,701	0,942	1,176
23/08/2021	13,621	8,874	11,464
24/08/2021	1,303	0,084	2,402
25/08/2021	0,184	0,787	0,737
26/08/2021	1,129	1,076	2,480
27/08/2021	1,717	0,571	0,617
28/08/2021	0,941	0,667	0,480
29/08/2021	0,452	0,103	1,213
30/08/2021	0,557	3,323	1,610
31/08/2021	4,478	3,570	3,896
1/09/2021	2,042	3,863	3,783
2/09/2021	0,547	2,773	0,900
3/09/2021	2,221	2,046	1,427

Desviaciones diarias según Acuerdo CON 1303 de 2020.			
Fecha	Experimento 1	Experimento 2	OR
4/09/2021	0,980	2,129	0,413
5/09/2021	6,822	6,500	0,113
6/09/2021	7,352	1,252	2,047
7/09/2021	1,841	0,929	1,973
8/09/2021	1,979	1,581	2,345
9/09/2021	1,565	1,741	3,279
10/09/2021	0,520	2,999	3,584
11/09/2021	2,211	0,228	2,013
12/09/2021	0,932	0,165	1,540
13/09/2021	5,452	4,920	6,649
14/09/2021	0,508	4,840	4,301
15/09/2021	2,792	1,278	1,983
16/09/2021	1,296	1,137	3,347
17/09/2021	1,392	2,614	2,643
18/09/2021	0,049	2,119	3,657
19/09/2021	1,278	0,426	1,456
20/09/2021	2,326	2,607	2,799
21/09/2021	3,143	0,683	0,926
22/09/2021	0,769	0,130	0,081
23/09/2021	1,753	1,876	0,250
24/09/2021	2,079	1,115	1,769
25/09/2021	0,357	0,061	2,688
26/09/2021	0,393	0,809	4,364
27/09/2021	5,280	4,480	4,101
28/09/2021	1,703	0,077	1,877
29/09/2021	1,137	0,467	0,228
30/09/2021	3,633	4,809	5,133
1/10/2021	0,963	1,388	2,391
2/10/2021	0,129	0,824	0,142
3/10/2021	2,155	0,675	1,508
4/10/2021	3,383	0,826	1,745
5/10/2021	1,224	0,501	3,089
6/10/2021	0,474	0,305	0,253
7/10/2021	4,137	2,101	1,773
8/10/2021	0,818	2,209	0,771
9/10/2021	0,902	0,835	0,106
10/10/2021	1,777	0,706	2,096
11/10/2021	1,258	0,499	1,243

Desviaciones diarias según Acuerdo CON 1303 de 2020.

Fecha	Experimento 1	Experimento 2	OR
12/10/2021	1,340	3,578	4,503
13/10/2021	0,059	1,440	2,464
14/10/2021	1,100	1,883	1,342
15/10/2021	0,003	1,118	1,011
16/10/2021	0,581	0,532	0,831
17/10/2021	2,717	1,939	1,560
18/10/2021	3,785	1,416	4,435
19/10/2021	4,610	5,844	5,309
20/10/2021	1,545	2,747	2,573
21/10/2021	0,387	2,911	1,508
22/10/2021	0,829	0,392	1,826
23/10/2021	1,181	3,028	2,421
24/10/2021	0,455	1,543	1,871
25/10/2021	10,636	7,056	4,520
26/10/2021	1,800	3,028	3,200
27/10/2021	2,827	0,058	0,997
28/10/2021	1,758	2,740	4,394
29/10/2021	3,037	0,033	1,989
30/10/2021	4,412	4,913	4,949
31/10/2021	4,597	5,318	2,367
1/11/2021	10,384	8,129	4,974
2/11/2021	1,600	0,256	2,452
3/11/2021	0,823	0,452	0,004
4/11/2021	2,054	0,050	1,169
5/11/2021	1,370	0,337	1,305
6/11/2021	3,787	2,554	1,497
7/11/2021	4,620	4,998	3,284
8/11/2021	11,940	3,113	2,448
9/11/2021	0,800	0,688	1,995
10/11/2021	1,142	1,869	2,728
11/11/2021	1,604	2,429	2,877
12/11/2021	1,620	3,062	3,884
13/11/2021	0,213	2,425	0,086
14/11/2021	2,027	0,495	0,115
15/11/2021	6,643	1,579	5,141
16/11/2021	4,708	4,060	4,172
17/11/2021	0,508	3,001	3,567
18/11/2021	0,009	3,537	3,610

Desviaciones diarias según Acuerdo CON 1303 de 2020.

Fecha	Experimento 1	Experimento 2	OR
19/11/2021	1,316	1,812	3,496
20/11/2021	0,122	1,994	1,653
21/11/2021	0,679	0,357	1,283
22/11/2021	10,547	6,211	3,713
23/11/2021	3,764	0,890	0,235
24/11/2021	4,529	2,725	4,512
25/11/2021	2,546	3,165	3,427
26/11/2021	3,470	4,986	5,800
27/11/2021	0,893	1,515	3,530
28/11/2021	1,490	0,165	1,723
29/11/2021	4,185	0,744	1,040
30/11/2021	0,164	0,776	1,944
1/12/2021	1,090	1,702	0,560
2/12/2021	2,989	0,890	0,592
3/12/2021	5,366	3,074	1,757
4/12/2021	3,495	1,502	1,119
5/12/2021	0,109	1,015	3,518
6/12/2021	4,866	0,479	2,750
7/12/2021	0,740	0,307	0,310
8/12/2021	11,007	9,343	7,379
9/12/2021	6,241	3,121	3,793
10/12/2021	0,559	2,942	4,667
11/12/2021	1,593	1,248	0,560
12/12/2021	1,923	0,742	1,857
13/12/2021	1,508	1,203	1,028
14/12/2021	1,219	0,433	0,621
15/12/2021	6,777	2,711	4,805
16/12/2021	0,592	3,474	4,641
17/12/2021	0,671	2,877	4,171
18/12/2021	2,467	0,797	0,523
19/12/2021	2,054	1,678	3,463
20/12/2021	5,633	0,006	2,388
21/12/2021	1,083	0,027	1,426
22/12/2021	3,633	2,117	0,143
23/12/2021	4,104	2,567	3,032
24/12/2021	8,688	8,476	4,016
25/12/2021	11,733	12,922	3,534
26/12/2021	2,701	1,819	4,219

Desviaciones diarias según Acuerdo CON 1303 de 2020.			
Fecha	Experimento 1	Experimento 2	OR
27/12/2021	0,232	2,765	4,696
28/12/2021	2,001	4,000	3,884
29/12/2021	0,540	2,730	2,315
30/12/2021	1,069	3,970	2,163
31/12/2021	3,722	8,043	4,311
1/01/2022	3,076	7,852	4,014
2/01/2022	4,553	1,016	2,731
3/01/2022	1,111	7,388	8,898
4/01/2022	1,852	6,235	2,177
5/01/2022	3,780	5,964	5,432
6/01/2022	0,664	5,198	5,679
7/01/2022	1,895	5,189	8,567
8/01/2022	8,501	0,346	10,467
9/01/2022	1,180	7,825	8,532
10/01/2022	7,236	9,898	5,420
11/01/2022	2,159	5,537	5,589
12/01/2022	1,129	5,574	5,720
13/01/2022	1,740	5,477	4,478
14/01/2022	0,672	6,481	3,223
15/01/2022	0,883	2,601	0,059
16/01/2022	1,649	2,220	1,687
17/01/2022	10,453	3,369	2,436
18/01/2022	0,828	0,969	2,025
19/01/2022	0,343	1,385	1,540
20/01/2022	2,236	2,084	4,033
21/01/2022	4,196	5,109	5,863
22/01/2022	2,325	5,133	4,804
23/01/2022	0,240	2,939	2,636
24/01/2022	6,376	3,130	2,667
25/01/2022	1,675	2,766	3,174
26/01/2022	0,036	1,054	1,740
27/01/2022	2,650	0,896	0,136
28/01/2022	1,053	0,833	0,489
29/01/2022	2,137	0,807	1,024
30/01/2022	2,344	2,055	2,198
31/01/2022	1,304	2,407	2,518
1/02/2022	2,710	3,789	2,249
2/02/2022	0,864	2,530	1,211

Desviaciones diarias según Acuerdo CON 1303 de 2020.

Fecha	Experimento 1	Experimento 2	OR
3/02/2022	2,097	1,208	0,826
4/02/2022	1,679	0,095	0,557
5/02/2022	0,380	1,505	1,884
6/02/2022	0,654	1,747	2,887
7/02/2022	3,998	3,694	3,663
8/02/2022	0,215	4,834	4,033
9/02/2022	2,968	6,752	5,312
10/02/2022	0,641	4,635	3,412
11/02/2022	0,098	2,028	0,237
12/02/2022	1,143	1,192	5,375
13/02/2022	0,005	1,274	4,501
14/02/2022	6,235	1,708	3,802
15/02/2022	1,239	1,092	1,706
16/02/2022	4,647	2,074	4,199
17/02/2022	4,193	2,800	2,375
18/02/2022	2,366	1,989	3,943
19/02/2022	0,363	3,030	1,190
20/02/2022	2,886	3,174	0,222
21/02/2022	2,776	0,906	1,378
22/02/2022	1,259	0,971	2,178
23/02/2022	1,894	0,924	2,666
24/02/2022	1,616	1,952	1,431
25/02/2022	1,043	1,400	5,002
26/02/2022	1,580	2,467	4,435
27/02/2022	0,408	0,491	1,288
28/02/2022	0,280	5,666	6,603
1/03/2022	0,608	2,873	0,743
2/03/2022	3,451	2,987	2,310
3/03/2022	1,395	2,286	1,141
4/03/2022	3,420	2,636	2,651
5/03/2022	1,402	1,666	0,426
6/03/2022	3,718	2,388	1,866
7/03/2022	4,954	4,182	2,290
8/03/2022	1,871	1,183	1,696
9/03/2022	0,897	0,729	2,426
10/03/2022	2,160	0,071	1,986
11/03/2022	2,528	0,765	0,187
12/03/2022	0,143	0,403	1,465

Desviaciones diarias según Acuerdo CON 1303 de 2020.

Fecha	Experimento 1	Experimento 2	OR
13/03/2022	0,325	0,532	1,793
14/03/2022	7,538	0,170	0,030
15/03/2022	1,709	1,454	0,160
16/03/2022	0,310	0,462	0,274
17/03/2022	2,984	0,718	0,306
18/03/2022	2,164	1,046	2,676
19/03/2022	1,213	2,426	2,890
20/03/2022	0,066	1,682	2,554
21/03/2022	7,947	3,128	2,177
22/03/2022	5,823	3,862	4,425
23/03/2022	1,343	4,194	6,437
24/03/2022	0,879	0,303	4,543
25/03/2022	1,171	3,431	2,258
26/03/2022	3,316	0,421	0,063
27/03/2022	2,253	0,283	2,975
28/03/2022	9,941	5,331	2,284
29/03/2022	1,558	2,514	0,987
30/03/2022	6,509	2,496	1,300
31/03/2022	4,524	2,506	3,114
1/04/2022	2,674	2,759	1,619
2/04/2022	1,165	2,150	3,668
3/04/2022	1,778	5,791	5,928
4/04/2022	1,662	0,850	2,036
5/04/2022	0,011	1,024	0,675
6/04/2022	2,929	1,715	3,087
7/04/2022	2,325	4,058	2,357
8/04/2022	1,765	0,686	0,123
9/04/2022	1,191	2,763	3,472
10/04/2022	1,918	3,212	2,397
11/04/2022	5,044	1,765	3,848
12/04/2022	0,335	2,541	3,812
13/04/2022	5,189	0,832	6,398
14/04/2022	11,252	3,073	4,814
15/04/2022	12,919	0,904	4,809
16/04/2022	0,055	4,277	3,821
17/04/2022	4,143	3,426	5,083
18/04/2022	0,907	3,594	3,776
19/04/2022	7,362	7,323	8,430

Desviaciones diarias según Acuerdo CON 1303 de 2020.

Fecha	Experimento 1	Experimento 2	OR
20/04/2022	1,804	2,562	5,060
21/04/2022	5,250	0,449	4,566
22/04/2022	7,026	0,194	4,926
23/04/2022	5,392	0,885	0,260
24/04/2022	3,678	1,379	2,962
25/04/2022	1,181	8,256	6,447
26/04/2022	2,514	3,361	1,584
27/04/2022	3,272	1,466	3,470
28/04/2022	1,575	1,490	1,642
29/04/2022	4,656	3,446	2,548
30/04/2022	1,973	4,010	3,775
1/05/2022	0,415	0,632	6,781
2/05/2022	7,033	1,067	0,906
3/05/2022	3,695	2,890	1,449
4/05/2022	2,806	3,458	5,935
5/05/2022	1,326	0,107	1,904
6/05/2022	1,651	3,136	2,966
7/05/2022	1,050	3,473	0,772
8/05/2022	0,236	0,158	1,761
9/05/2022	5,332	0,488	2,358
10/05/2022	3,032	0,053	1,703
11/05/2022	5,321	1,572	2,395
12/05/2022	0,962	3,026	1,270
13/05/2022	3,979	0,666	1,865
14/05/2022	2,259	0,069	2,386
15/05/2022	2,229	1,742	2,491
16/05/2022	3,605	3,023	2,443
17/05/2022	1,156	4,097	3,237
18/05/2022	2,695	2,415	1,055
19/05/2022	1,105	2,045	0,195
20/05/2022	2,035	0,873	1,340
21/05/2022	0,228	0,765	2,675
22/05/2022	0,568	1,708	3,006
23/05/2022	3,301	3,418	4,789
24/05/2022	3,043	1,834	1,820
25/05/2022	2,257	2,083	0,329
26/05/2022	0,250	0,359	1,118
27/05/2022	0,220	0,049	2,173

28/05/2022	0,262	1,486	2,881
29/05/2022	6,370	5,035	2,780
30/05/2022	10,131	10,928	1,261
31/05/2022	0,746	0,443	2,330

Apéndice B. Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.

Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.				
Fecha	Tramo	Experimento 1	Experimento 2	OR
1/08/2021	1	5,265	3,713	4,572
1/08/2021	2	1,421	1,152	1,553
2/08/2021	1	3,705	0,683	2,569
2/08/2021	2	7,294	0,298	2,021
3/08/2021	1	0,889	0,180	0,116
3/08/2021	2	0,840	0,269	0,432
4/08/2021	1	0,220	2,016	0,642
4/08/2021	2	0,790	3,814	1,656
5/08/2021	1	1,177	1,402	0,331
5/08/2021	2	1,398	0,801	1,117
6/08/2021	1	2,610	1,005	1,760
6/08/2021	2	0,644	0,924	1,838
7/08/2021	1	4,574	3,619	4,153
7/08/2021	2	9,254	7,834	7,560
8/08/2021	1	3,775	4,337	3,447
8/08/2021	2	2,150	0,372	2,305
9/08/2021	1	6,227	2,323	4,512
9/08/2021	2	5,339	2,455	4,010
10/08/2021	1	1,981	1,140	2,789
10/08/2021	2	1,026	1,145	3,058
11/08/2021	1	0,421	0,708	0,921
11/08/2021	2	1,993	2,465	0,943
12/08/2021	1	0,722	0,665	1,036
12/08/2021	2	0,654	0,541	1,458
13/08/2021	1	0,053	0,430	1,956
13/08/2021	2	2,942	2,663	0,991
14/08/2021	1	0,832	0,193	2,389
14/08/2021	2	0,872	5,307	5,663

Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.				
Fecha	Tramo	Experimento 1	Experimento 2	OR
15/08/2021	1	3,205	9,077	4,505
15/08/2021	2	4,204	5,960	1,154
16/08/2021	1	7,948	4,018	4,568
16/08/2021	2	10,506	2,881	1,296
17/08/2021	1	0,920	0,893	2,039
17/08/2021	2	2,974	1,218	1,352
18/08/2021	1	1,708	1,264	0,973
18/08/2021	2	1,962	1,215	2,178
19/08/2021	1	1,761	0,487	2,496
19/08/2021	2	4,180	3,544	4,898
20/08/2021	1	0,542	1,382	0,878
20/08/2021	2	2,281	1,429	0,766
21/08/2021	1	3,275	1,443	0,722
21/08/2021	2	2,992	0,516	0,960
22/08/2021	1	2,241	2,019	0,474
22/08/2021	2	1,249	0,038	1,765
23/08/2021	1	12,563	7,250	17,438
23/08/2021	2	14,447	10,143	6,794
24/08/2021	1	0,209	1,620	2,156
24/08/2021	2	2,176	1,444	2,598
25/08/2021	1	0,188	1,058	0,291
25/08/2021	2	0,180	0,570	1,093
26/08/2021	1	1,498	0,091	1,833
26/08/2021	2	0,828	1,881	3,010
27/08/2021	1	1,557	0,876	0,117
27/08/2021	2	1,845	0,325	1,021
28/08/2021	1	1,817	1,256	0,098
28/08/2021	2	0,203	0,171	0,967
29/08/2021	1	1,675	0,534	2,143
29/08/2021	2	0,596	0,649	0,416
30/08/2021	1	0,757	6,931	1,377
30/08/2021	2	0,399	0,469	1,794
31/08/2021	1	3,250	2,045	2,881
31/08/2021	2	5,482	4,817	4,725
1/09/2021	1	2,254	3,763	4,504
1/09/2021	2	1,874	3,943	3,210
2/09/2021	1	2,141	5,791	4,374
2/09/2021	2	2,593	0,476	1,744

Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.				
Fecha	Tramo	Experimento 1	Experimento 2	OR
3/09/2021	1	3,111	1,196	0,341
3/09/2021	2	1,511	2,725	2,294
4/09/2021	1	0,276	0,844	0,175
4/09/2021	2	2,044	3,217	0,615
5/09/2021	1	10,261	9,648	2,349
5/09/2021	2	4,054	3,964	2,095
6/09/2021	1	8,105	1,673	2,124
6/09/2021	2	6,753	0,918	1,986
7/09/2021	1	1,075	1,981	1,847
7/09/2021	2	2,456	0,085	2,075
8/09/2021	1	3,366	3,170	3,498
8/09/2021	2	0,841	0,277	1,398
9/09/2021	1	1,848	1,611	2,980
9/09/2021	2	1,338	1,845	3,518
10/09/2021	1	1,344	3,580	3,705
10/09/2021	2	0,150	2,527	3,486
11/09/2021	1	1,384	1,516	1,987
11/09/2021	2	2,914	0,866	2,035
12/09/2021	1	2,342	0,763	1,785
12/09/2021	2	0,263	0,341	1,332
13/09/2021	1	4,858	4,712	6,434
13/09/2021	2	5,922	5,084	6,820
14/09/2021	1	0,676	5,312	3,737
14/09/2021	2	0,375	4,463	4,750
15/09/2021	1	3,194	1,786	1,954
15/09/2021	2	2,468	0,869	2,007
16/09/2021	1	3,171	0,818	1,614
16/09/2021	2	0,163	2,658	4,695
17/09/2021	1	2,210	1,662	1,292
17/09/2021	2	0,745	3,367	3,710
18/09/2021	1	1,086	3,538	3,595
18/09/2021	2	1,013	0,913	3,710
19/09/2021	1	0,681	0,660	3,012
19/09/2021	2	1,792	1,362	0,116
20/09/2021	1	1,392	1,922	2,387
20/09/2021	2	3,062	3,148	3,124
21/09/2021	1	2,621	0,297	1,022
21/09/2021	2	3,563	1,474	0,848

Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.				
Fecha	Tramo	Experimento 1	Experimento 2	OR
22/09/2021	1	0,803	0,507	0,027
22/09/2021	2	0,742	0,174	0,124
23/09/2021	1	0,999	1,909	0,381
23/09/2021	2	2,357	1,850	0,146
24/09/2021	1	1,723	0,508	1,660
24/09/2021	2	2,368	1,607	1,858
25/09/2021	1	0,777	0,240	1,304
25/09/2021	2	0,009	0,311	3,834
26/09/2021	1	2,219	0,289	3,431
26/09/2021	2	1,108	1,711	5,130
27/09/2021	1	4,528	3,472	3,347
27/09/2021	2	5,869	5,270	4,691
28/09/2021	1	0,831	2,369	3,388
28/09/2021	2	2,425	1,819	0,627
29/09/2021	1	0,298	1,601	2,052
29/09/2021	2	1,836	2,192	1,294
30/09/2021	1	5,939	5,577	6,097
30/09/2021	2	1,811	4,202	4,372
1/10/2021	1	0,138	3,117	4,293
1/10/2021	2	1,826	0,032	0,900
2/10/2021	1	1,186	0,588	1,272
2/10/2021	2	0,747	1,019	1,313
3/10/2021	1	3,022	1,245	0,208
3/10/2021	2	1,447	2,243	2,569
4/10/2021	1	4,596	0,839	2,124
4/10/2021	2	2,413	0,815	1,441
5/10/2021	1	3,059	1,208	2,657
5/10/2021	2	0,240	0,063	3,433
6/10/2021	1	0,051	1,303	0,698
6/10/2021	2	0,817	0,507	0,109
7/10/2021	1	3,173	0,988	0,661
7/10/2021	2	4,896	2,977	2,648
8/10/2021	1	0,111	2,875	1,322
8/10/2021	2	1,385	1,674	0,330
9/10/2021	1	2,966	1,975	0,215
9/10/2021	2	0,849	0,131	0,013
10/10/2021	1	1,657	1,826	1,687
10/10/2021	2	1,876	0,224	2,435

Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.				
Fecha	Tramo	Experimento 1	Experimento 2	OR
11/10/2021	1	2,389	1,400	2,732
11/10/2021	2	0,335	2,049	0,028
12/10/2021	1	0,671	3,091	3,836
12/10/2021	2	1,872	3,966	5,033
13/10/2021	1	0,557	1,823	2,381
13/10/2021	2	0,555	1,132	2,530
14/10/2021	1	1,948	3,952	4,290
14/10/2021	2	3,686	0,128	1,160
15/10/2021	1	4,527	4,774	4,820
15/10/2021	2	3,438	1,653	1,877
16/10/2021	1	1,606	1,971	0,524
16/10/2021	2	2,451	0,698	1,093
17/10/2021	1	3,063	2,215	1,486
17/10/2021	2	2,428	1,707	1,623
18/10/2021	1	3,146	0,769	6,355
18/10/2021	2	4,312	1,950	2,853
19/10/2021	1	3,536	4,821	3,633
19/10/2021	2	5,447	6,642	6,616
20/10/2021	1	0,905	3,180	2,502
20/10/2021	2	2,064	2,396	2,630
21/10/2021	1	1,749	3,043	2,002
21/10/2021	2	0,718	2,803	1,108
22/10/2021	1	2,329	0,925	1,375
22/10/2021	2	0,377	0,036	2,189
23/10/2021	1	0,839	2,790	0,949
23/10/2021	2	1,463	3,224	3,640
24/10/2021	1	1,317	1,640	2,571
24/10/2021	2	0,276	1,461	1,278
25/10/2021	1	9,186	6,267	4,548
25/10/2021	2	11,788	7,683	4,497
26/10/2021	1	1,190	3,252	3,357
26/10/2021	2	2,293	2,848	3,073
27/10/2021	1	3,232	0,265	0,787
27/10/2021	2	2,500	0,319	1,167
28/10/2021	1	1,077	2,074	4,171
28/10/2021	2	2,303	3,273	4,572
29/10/2021	1	2,892	0,307	2,300
29/10/2021	2	3,154	0,307	1,739

Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.				
Fecha	Tramo	Experimento 1	Experimento 2	OR
30/10/2021	1	1,878	3,315	4,542
30/10/2021	2	6,582	6,282	5,298
31/10/2021	1	4,962	5,336	2,069
31/10/2021	2	4,291	5,303	2,617
1/11/2021	1	11,327	8,164	4,959
1/11/2021	2	9,634	8,101	4,987
2/11/2021	1	0,635	0,937	4,436
2/11/2021	2	2,346	1,179	0,917
3/11/2021	1	0,945	0,924	0,904
3/11/2021	2	0,726	0,076	0,713
4/11/2021	1	1,773	0,070	1,113
4/11/2021	2	2,279	0,146	1,214
5/11/2021	1	1,008	0,034	0,675
5/11/2021	2	1,660	0,635	1,809
6/11/2021	1	3,770	2,461	0,162
6/11/2021	2	3,801	2,632	2,604
7/11/2021	1	3,839	3,215	2,617
7/11/2021	2	5,264	6,471	3,836
8/11/2021	1	12,044	1,927	3,445
8/11/2021	2	11,857	4,059	1,653
9/11/2021	1	2,006	1,311	2,201
9/11/2021	2	0,175	0,185	1,829
10/11/2021	1	1,521	2,488	2,787
10/11/2021	2	0,834	1,368	2,681
11/11/2021	1	0,773	1,776	2,517
11/11/2021	2	2,267	2,950	3,164
12/11/2021	1	1,583	2,498	3,403
12/11/2021	2	1,649	3,515	4,270
13/11/2021	1	1,348	2,928	0,691
13/11/2021	2	0,739	2,003	0,738
14/11/2021	1	1,035	0,873	0,681
14/11/2021	2	2,866	0,176	0,363
15/11/2021	1	5,709	2,064	7,941
15/11/2021	2	7,415	1,179	2,828
16/11/2021	1	3,478	3,009	2,676
16/11/2021	2	5,671	4,882	5,342
17/11/2021	1	0,578	2,610	3,143
17/11/2021	2	0,452	3,316	3,908

Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.				
Fecha	Tramo	Experimento 1	Experimento 2	OR
18/11/2021	1	0,099	3,026	3,610
18/11/2021	2	0,095	3,948	3,610
19/11/2021	1	0,318	2,369	4,163
19/11/2021	2	2,135	1,356	2,949
20/11/2021	1	0,649	3,209	1,176
20/11/2021	2	0,772	0,970	2,054
21/11/2021	1	1,513	0,557	1,068
21/11/2021	2	0,015	1,118	1,463
22/11/2021	1	9,699	6,071	5,076
22/11/2021	2	11,229	6,324	2,615
23/11/2021	1	2,868	0,340	0,421
23/11/2021	2	4,489	1,333	0,085
24/11/2021	1	3,216	0,889	3,519
24/11/2021	2	5,612	4,239	5,331
25/11/2021	1	3,306	3,793	3,638
25/11/2021	2	1,938	2,663	3,259
26/11/2021	1	3,926	5,237	6,090
26/11/2021	2	3,103	4,783	5,567
27/11/2021	1	1,737	2,326	5,815
27/11/2021	2	0,204	0,852	1,664
28/11/2021	1	1,663	0,643	1,191
28/11/2021	2	1,346	0,231	2,164
29/11/2021	1	3,704	0,162	1,651
29/11/2021	2	4,566	1,462	0,555
30/11/2021	1	0,183	0,548	2,047
30/11/2021	2	0,148	0,959	1,860
1/12/2021	1	0,837	2,396	1,877
1/12/2021	2	2,616	1,153	0,482
2/12/2021	1	2,470	0,485	0,412
2/12/2021	2	3,398	1,974	1,383
3/12/2021	1	5,155	2,174	0,859
3/12/2021	2	5,535	3,791	2,473
4/12/2021	1	5,119	2,372	1,766
4/12/2021	2	2,131	0,772	0,576
5/12/2021	1	0,703	2,600	4,438
5/12/2021	2	0,778	0,288	2,760
6/12/2021	1	4,003	1,869	2,531
6/12/2021	2	5,540	2,314	2,920

Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.				
Fecha	Tramo	Experimento 1	Experimento 2	OR
7/12/2021	1	1,151	2,207	2,159
7/12/2021	2	2,315	1,277	1,230
8/12/2021	1	9,730	7,805	5,281
8/12/2021	2	12,079	10,635	9,141
9/12/2021	1	6,116	2,085	3,176
9/12/2021	2	6,341	3,943	4,283
10/12/2021	1	1,425	3,147	4,813
10/12/2021	2	0,145	2,776	4,550
11/12/2021	1	0,809	3,234	0,942
11/12/2021	2	2,265	0,453	0,233
12/12/2021	1	1,292	0,641	2,804
12/12/2021	2	2,460	0,828	1,050
13/12/2021	1	0,490	2,961	2,233
13/12/2021	2	3,043	0,148	0,102
14/12/2021	1	2,261	0,775	0,040
14/12/2021	2	0,388	0,160	1,085
15/12/2021	1	4,919	1,972	4,025
15/12/2021	2	8,260	3,302	5,428
16/12/2021	1	0,101	3,615	5,135
16/12/2021	2	0,989	3,360	4,241
17/12/2021	1	0,044	3,683	4,947
17/12/2021	2	1,186	2,214	3,532
18/12/2021	1	0,500	3,953	1,165
18/12/2021	2	4,193	1,972	2,004
19/12/2021	1	1,116	1,460	3,512
19/12/2021	2	2,839	1,860	3,422
20/12/2021	1	6,781	0,535	2,945
20/12/2021	2	4,715	0,417	1,942
21/12/2021	1	0,405	1,386	3,168
21/12/2021	2	2,310	1,093	0,009
22/12/2021	1	3,433	1,026	0,538
22/12/2021	2	3,796	3,007	0,698
23/12/2021	1	2,844	0,445	0,600
23/12/2021	2	5,155	4,338	5,062
24/12/2021	1	4,357	2,722	0,800
24/12/2021	2	12,567	13,628	6,896
25/12/2021	1	16,049	14,662	9,526
25/12/2021	2	8,126	11,469	1,473

Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.				
Fecha	Tramo	Experimento 1	Experimento 2	OR
26/12/2021	1	1,146	2,766	7,693
26/12/2021	2	3,932	1,069	1,470
27/12/2021	1	1,128	2,503	3,375
27/12/2021	2	1,330	2,977	5,762
28/12/2021	1	4,004	4,698	4,383
28/12/2021	2	0,420	3,449	3,489
29/12/2021	1	0,263	1,798	0,251
29/12/2021	2	0,765	3,488	3,995
30/12/2021	1	2,301	3,088	0,294
30/12/2021	2	0,068	4,686	4,161
31/12/2021	1	3,419	5,005	3,416
31/12/2021	2	3,986	10,689	5,090
1/01/2022	1	2,142	9,850	2,629
1/01/2022	2	3,882	6,127	5,210
2/01/2022	1	5,499	0,475	0,630
2/01/2022	2	3,785	2,225	5,455
3/01/2022	1	0,883	7,255	8,735
3/01/2022	2	1,292	7,493	9,026
4/01/2022	1	1,674	6,467	1,492
4/01/2022	2	1,995	6,047	2,730
5/01/2022	1	5,329	5,841	5,783
5/01/2022	2	2,542	6,062	5,151
6/01/2022	1	2,337	6,957	6,243
6/01/2022	2	0,664	3,802	5,233
7/01/2022	1	1,967	4,441	5,828
7/01/2022	2	1,835	5,821	10,882
8/01/2022	1	7,072	0,841	11,736
8/01/2022	2	9,679	0,062	9,421
9/01/2022	1	1,537	4,614	8,369
9/01/2022	2	3,504	10,570	8,671
10/01/2022	1	6,918	12,120	4,859
10/01/2022	2	7,497	8,077	5,879
11/01/2022	1	3,363	4,202	4,141
11/01/2022	2	1,175	6,628	6,773
12/01/2022	1	0,591	5,143	5,504
12/01/2022	2	1,563	5,921	5,895
13/01/2022	1	0,293	4,488	3,245
13/01/2022	2	2,927	6,288	5,489

Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.				
Fecha	Tramo	Experimento 1	Experimento 2	OR
14/01/2022	1	1,313	5,294	1,918
14/01/2022	2	0,143	7,461	4,301
15/01/2022	1	2,156	1,775	0,422
15/01/2022	2	0,177	3,289	0,460
16/01/2022	1	0,907	3,491	1,404
16/01/2022	2	2,261	1,172	1,921
17/01/2022	1	10,153	3,918	3,033
17/01/2022	2	10,693	2,930	1,960
18/01/2022	1	1,758	0,781	2,961
18/01/2022	2	0,061	2,414	1,252
19/01/2022	1	0,957	1,971	0,858
19/01/2022	2	1,376	0,920	2,083
20/01/2022	1	1,920	1,585	4,175
20/01/2022	2	2,489	2,484	3,920
21/01/2022	1	3,423	5,196	6,104
21/01/2022	2	4,824	5,039	5,666
22/01/2022	1	4,233	6,147	5,481
22/01/2022	2	0,704	4,271	4,229
23/01/2022	1	0,560	2,959	2,754
23/01/2022	2	0,027	2,922	2,538
24/01/2022	1	5,922	3,148	3,552
24/01/2022	2	6,739	3,116	1,961
25/01/2022	1	1,841	3,829	3,320
25/01/2022	2	1,539	1,899	3,056
26/01/2022	1	1,004	2,113	2,886
26/01/2022	2	0,760	0,183	0,798
27/01/2022	1	2,085	0,470	1,865
27/01/2022	2	3,117	2,027	1,792
28/01/2022	1	2,120	0,868	0,129
28/01/2022	2	0,188	0,804	0,780
29/01/2022	1	0,588	1,920	2,022
29/01/2022	2	3,460	0,142	0,173
30/01/2022	1	0,894	0,433	0,598
30/01/2022	2	3,588	3,447	3,570
31/01/2022	1	1,885	1,216	1,262
31/01/2022	2	0,834	3,370	3,532
1/02/2022	1	2,722	1,993	2,606
1/02/2022	2	2,699	5,250	1,959

Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.				
Fecha	Tramo	Experimento 1	Experimento 2	OR
2/02/2022	1	2,712	3,241	0,873
2/02/2022	2	0,615	1,960	1,482
3/02/2022	1	0,783	1,163	0,644
3/02/2022	2	3,148	1,243	0,971
4/02/2022	1	3,351	1,497	2,015
4/02/2022	2	0,294	1,068	0,650
5/02/2022	1	2,227	1,065	2,934
5/02/2022	2	1,218	3,729	0,974
6/02/2022	1	1,065	1,119	3,292
6/02/2022	2	2,082	2,268	2,550
7/02/2022	1	4,614	2,607	1,960
7/02/2022	2	3,495	4,582	5,055
8/02/2022	1	1,101	2,145	2,941
8/02/2022	2	0,519	7,062	4,937
9/02/2022	1	2,103	4,899	3,526
9/02/2022	2	3,688	8,293	6,797
10/02/2022	1	0,702	4,369	3,538
10/02/2022	2	0,592	4,848	3,310
11/02/2022	1	1,400	2,348	0,219
11/02/2022	2	0,950	1,770	0,603
12/02/2022	1	1,576	2,586	5,071
12/02/2022	2	0,775	0,009	5,633
13/02/2022	1	1,177	0,023	3,011
13/02/2022	2	0,966	2,291	5,712
14/02/2022	1	5,888	2,095	4,368
14/02/2022	2	6,512	1,399	3,349
15/02/2022	1	0,728	2,655	2,223
15/02/2022	2	1,652	0,174	1,287
16/02/2022	1	2,690	2,243	3,771
16/02/2022	2	6,212	1,938	4,541
17/02/2022	1	4,844	3,357	2,998
17/02/2022	2	3,663	2,347	1,869
18/02/2022	1	3,170	2,487	4,475
18/02/2022	2	1,706	1,580	3,506
19/02/2022	1	1,913	5,494	2,481
19/02/2022	2	2,343	0,887	0,067
20/02/2022	1	2,123	2,835	0,746
20/02/2022	2	3,529	3,460	1,037

Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.				
Fecha	Tramo	Experimento 1	Experimento 2	OR
21/02/2022	1	2,009	0,537	0,831
21/02/2022	2	3,378	1,195	1,807
22/02/2022	1	1,219	1,730	2,239
22/02/2022	2	1,291	0,361	2,129
23/02/2022	1	0,989	2,131	3,779
23/02/2022	2	2,636	0,067	1,753
24/02/2022	1	1,100	3,571	2,879
24/02/2022	2	2,042	0,617	0,237
25/02/2022	1	1,229	1,982	5,452
25/02/2022	2	0,891	0,924	4,633
26/02/2022	1	1,401	4,398	5,123
26/02/2022	2	1,733	0,812	3,846
27/02/2022	1	1,314	2,194	3,228
27/02/2022	2	0,383	2,835	0,406
28/02/2022	1	1,174	2,495	3,370
28/02/2022	2	1,497	8,321	9,310
1/03/2022	1	1,704	3,557	0,039
1/03/2022	2	0,259	2,332	1,361
2/03/2022	1	2,590	0,841	0,446
2/03/2022	2	4,166	4,771	3,859
3/03/2022	1	1,251	0,761	0,295
3/03/2022	2	1,514	3,546	2,328
4/03/2022	1	2,825	1,415	1,663
4/03/2022	2	3,914	3,650	3,472
5/03/2022	1	0,570	0,842	0,452
5/03/2022	2	2,111	2,368	0,403
6/03/2022	1	3,261	1,194	0,439
6/03/2022	2	4,116	3,424	3,106
7/03/2022	1	2,238	4,005	2,212
7/03/2022	2	7,095	4,322	2,351
8/03/2022	1	3,421	2,197	1,625
8/03/2022	2	0,616	0,362	1,754
9/03/2022	1	0,146	0,428	2,302
9/03/2022	2	1,737	0,972	2,525
10/03/2022	1	0,315	2,721	0,971
10/03/2022	2	4,264	2,444	4,501
11/03/2022	1	0,149	1,635	0,641
11/03/2022	2	4,429	0,069	0,849

Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.				
Fecha	Tramo	Experimento 1	Experimento 2	OR
12/03/2022	1	2,682	1,403	2,009
12/03/2022	2	2,034	0,455	0,998
13/03/2022	1	2,421	1,351	2,074
13/03/2022	2	1,424	0,151	1,559
14/03/2022	1	8,925	1,222	1,338
14/03/2022	2	6,413	0,684	1,031
15/03/2022	1	2,939	2,313	0,620
15/03/2022	2	0,736	0,774	0,777
16/03/2022	1	1,447	1,569	1,021
16/03/2022	2	0,618	0,441	0,334
17/03/2022	1	1,712	1,232	0,319
17/03/2022	2	4,018	0,299	0,814
18/03/2022	1	3,006	1,198	3,225
18/03/2022	2	1,477	0,922	2,228
19/03/2022	1	1,864	3,211	3,848
19/03/2022	2	0,660	1,760	2,077
20/03/2022	1	1,284	2,778	3,900
20/03/2022	2	1,227	0,740	1,397
21/03/2022	1	9,488	4,893	1,336
21/03/2022	2	6,712	1,714	2,850
22/03/2022	1	6,501	3,739	3,896
22/03/2022	2	5,286	3,960	4,843
23/03/2022	1	0,095	4,473	6,248
23/03/2022	2	2,345	3,971	6,589
24/03/2022	1	1,214	0,293	5,427
24/03/2022	2	0,606	0,790	3,821
25/03/2022	1	0,984	4,055	3,565
25/03/2022	2	1,326	2,917	1,181
26/03/2022	1	2,234	0,801	0,835
26/03/2022	2	4,240	1,467	0,598
27/03/2022	1	2,019	0,319	4,498
27/03/2022	2	2,456	0,802	1,663
28/03/2022	1	9,156	5,324	1,257
28/03/2022	2	10,567	5,337	3,103
29/03/2022	1	0,372	2,761	2,308
29/03/2022	2	2,525	2,314	0,090
30/03/2022	1	5,149	0,517	0,236
30/03/2022	2	7,638	4,138	2,575

Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.				
Fecha	Tramo	Experimento 1	Experimento 2	OR
31/03/2022	1	6,055	2,681	3,258
31/03/2022	2	3,296	2,366	2,999
1/04/2022	1	2,652	2,627	1,409
1/04/2022	2	2,691	2,866	1,790
2/04/2022	1	2,551	2,981	4,598
2/04/2022	2	0,019	1,439	2,873
3/04/2022	1	1,580	6,864	7,208
3/04/2022	2	1,947	4,874	4,834
4/04/2022	1	1,000	1,237	0,381
4/04/2022	2	2,186	0,544	3,348
5/04/2022	1	0,853	0,382	0,159
5/04/2022	2	0,698	1,535	1,339
6/04/2022	1	2,186	1,582	3,023
6/04/2022	2	3,528	1,823	3,138
7/04/2022	1	1,789	3,334	1,569
7/04/2022	2	2,764	4,650	3,001
8/04/2022	1	3,645	1,164	1,721
8/04/2022	2	0,189	2,236	1,669
9/04/2022	1	0,128	2,179	2,272
9/04/2022	2	2,068	3,246	4,463
10/04/2022	1	1,409	3,554	3,022
10/04/2022	2	2,347	2,924	1,870
11/04/2022	1	4,087	1,022	3,571
11/04/2022	2	5,805	2,356	4,069
12/04/2022	1	0,077	2,180	4,391
12/04/2022	2	0,542	2,832	3,346
13/04/2022	1	4,607	0,271	5,136
13/04/2022	2	5,667	1,293	7,433
14/04/2022	1	7,612	3,317	5,804
14/04/2022	2	14,438	2,860	3,947
15/04/2022	1	14,252	4,549	5,035
15/04/2022	2	11,801	2,154	4,619
16/04/2022	1	1,160	7,005	0,235
16/04/2022	2	1,076	1,982	6,836
17/04/2022	1	3,892	2,153	2,680
17/04/2022	2	4,354	4,498	7,107
18/04/2022	1	1,315	2,267	3,421
18/04/2022	2	0,579	4,658	4,061

Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.				
Fecha	Tramo	Experimento 1	Experimento 2	OR
19/04/2022	1	5,005	4,426	5,552
19/04/2022	2	9,347	9,764	10,855
20/04/2022	1	3,096	3,170	5,382
20/04/2022	2	0,758	2,071	4,800
21/04/2022	1	2,804	1,206	4,888
21/04/2022	2	7,222	1,783	4,307
22/04/2022	1	7,544	0,421	4,211
22/04/2022	2	6,597	0,701	5,517
23/04/2022	1	4,968	0,533	2,744
23/04/2022	2	5,740	1,174	1,773
24/04/2022	1	2,877	1,368	1,255
24/04/2022	2	4,336	1,387	4,367
25/04/2022	1	1,288	4,564	3,059
25/04/2022	2	3,258	11,362	9,298
26/04/2022	1	0,677	4,868	3,234
26/04/2022	2	5,010	2,181	0,292
27/04/2022	1	3,312	1,045	2,503
27/04/2022	2	3,239	1,802	4,242
28/04/2022	1	0,107	0,177	3,605
28/04/2022	2	2,988	2,891	0,009
29/04/2022	1	2,846	2,454	0,930
29/04/2022	2	6,099	4,237	3,837
30/04/2022	1	5,216	5,177	5,014
30/04/2022	2	0,834	2,999	2,703
1/05/2022	1	2,844	2,204	5,191
1/05/2022	2	1,544	2,920	8,063
2/05/2022	1	7,105	1,275	1,175
2/05/2022	2	6,976	0,902	0,691
3/05/2022	1	2,528	1,910	0,327
3/05/2022	2	4,598	3,650	2,825
4/05/2022	1	2,930	3,326	5,865
4/05/2022	2	2,707	3,564	5,991
5/05/2022	1	2,103	2,870	4,900
5/05/2022	2	0,662	2,254	0,656
6/05/2022	1	0,338	0,356	0,152
6/05/2022	2	3,351	5,510	5,370
7/05/2022	1	1,604	1,769	0,065
7/05/2022	2	0,575	4,933	1,377

Desviaciones diarias según proyecto de Resolución CREG 100 del 2019.				
Fecha	Tramo	Experimento 1	Experimento 2	OR
8/05/2022	1	0,706	1,108	1,743
8/05/2022	2	1,025	0,638	1,777
9/05/2022	1	5,516	0,124	1,996
9/05/2022	2	5,185	0,778	2,646
10/05/2022	1	1,492	0,878	1,861
10/05/2022	2	4,281	0,616	1,574
11/05/2022	1	6,372	2,411	3,475
11/05/2022	2	4,487	0,906	1,538
12/05/2022	1	2,828	3,287	1,645
12/05/2022	2	0,533	2,816	0,970
13/05/2022	1	2,645	0,600	1,889
13/05/2022	2	5,062	0,719	1,845
14/05/2022	1	3,067	1,739	2,791
14/05/2022	2	1,569	1,354	2,042
15/05/2022	1	1,080	2,018	2,064
15/05/2022	2	3,183	1,513	2,845
16/05/2022	1	3,573	2,553	2,702
16/05/2022	2	3,630	3,397	2,236
17/05/2022	1	2,655	6,681	5,294
17/05/2022	2	0,093	1,946	1,524
18/05/2022	1	0,333	1,177	2,172
18/05/2022	2	4,712	5,482	3,812
19/05/2022	1	1,076	1,454	1,750
19/05/2022	2	1,128	2,524	1,066
20/05/2022	1	2,346	1,655	1,297
20/05/2022	2	1,782	0,236	1,374
21/05/2022	1	0,432	0,478	2,740
21/05/2022	2	0,784	1,812	2,621
22/05/2022	1	1,387	0,971	1,733
22/05/2022	2	0,100	2,309	4,045
23/05/2022	1	3,757	3,649	5,412
23/05/2022	2	2,935	3,233	4,288
24/05/2022	1	3,959	3,315	2,709
24/05/2022	2	2,297	0,627	1,095
25/05/2022	1	3,104	0,442	0,880
25/05/2022	2	1,556	3,440	1,328
26/05/2022	1	0,179	0,020	1,292
26/05/2022	2	0,598	0,635	0,976

27/05/2022	1	0,373	0,228	2,246
27/05/2022	2	0,095	0,096	2,112
28/05/2022	1	1,796	4,179	4,196
28/05/2022	2	2,049	0,853	1,738
29/05/2022	1	6,031	4,062	3,249
29/05/2022	2	6,655	5,851	2,387
30/05/2022	1	10,341	11,514	1,725
30/05/2022	2	9,961	10,452	0,884
31/05/2022	1	0,895	1,240	2,522
31/05/2022	2	0,625	0,196	2,175

Apéndice C. Diferencia absoluta diaria entre Demanda real y pronosticada.

Diferencia absoluta diaria entre Demanda real y pronosticada.			
Fecha	Experimento 1	Experimento 2	OR
1/08/2021	232,198	169,487	213,886
2/08/2021	456,906	37,439	181,055
3/08/2021	69,707	5,614	23,549
4/08/2021	27,257	243,129	97,124
5/08/2021	108,410	89,035	39,610
6/08/2021	128,417	80,888	151,880
7/08/2021	526,900	437,281	444,851
8/08/2021	34,242	120,393	18,047
9/08/2021	472,694	197,710	349,069
10/08/2021	119,336	94,076	241,884
11/08/2021	104,581	84,277	8,372
12/08/2021	56,445	0,032	104,632
13/08/2021	129,460	102,918	28,715
14/08/2021	6,043	221,650	313,315
15/08/2021	248,587	487,965	176,620
16/08/2021	644,941	233,590	190,337
17/08/2021	164,110	23,601	9,798
18/08/2021	152,290	101,857	135,364
19/08/2021	244,689	171,354	302,294
20/08/2021	121,753	114,102	66,123
21/08/2021	244,504	29,831	66,685
22/08/2021	118,786	65,762	82,109
23/08/2021	1126,463	733,889	948,074
24/08/2021	105,216	6,787	193,933

Diferencia absoluta diaria entre Demanda real y pronosticada.			
Fecha	Experimento 1	Experimento 2	OR
25/08/2021	15,200	65,011	60,877
26/08/2021	92,461	88,091	203,064
27/08/2021	141,629	47,117	50,916
28/08/2021	74,386	52,768	37,971
29/08/2021	32,520	7,434	87,242
30/08/2021	44,175	263,398	127,612
31/08/2021	344,805	274,924	299,982
1/09/2021	161,761	305,951	299,651
2/09/2021	44,839	227,317	73,767
3/09/2021	188,348	173,500	120,962
4/09/2021	77,710	168,861	32,784
5/09/2021	464,440	442,466	7,677
6/09/2021	592,908	100,997	165,073
7/09/2021	150,284	75,828	161,057
8/09/2021	165,175	131,966	195,668
9/09/2021	132,560	147,488	277,850
10/09/2021	44,537	256,651	306,705
11/09/2021	175,135	18,076	159,412
12/09/2021	66,172	11,734	109,333
13/09/2021	455,540	411,074	555,587
14/09/2021	43,026	409,629	364,068
15/09/2021	234,453	107,328	166,543
16/09/2021	110,119	96,651	284,492
17/09/2021	119,490	224,493	226,942
18/09/2021	4,034	173,716	299,884
19/09/2021	92,070	30,709	104,911
20/09/2021	192,673	215,999	231,928
21/09/2021	256,940	55,869	75,684
22/09/2021	63,637	10,763	6,689
23/09/2021	145,131	155,332	20,738
24/09/2021	172,327	92,387	146,635
25/09/2021	28,808	4,944	216,820
26/09/2021	28,800	59,305	319,877
27/09/2021	448,684	380,755	348,496
28/09/2021	141,973	6,460	156,489
29/09/2021	94,576	38,878	18,928
30/09/2021	289,223	382,869	408,685
1/10/2021	79,484	114,533	197,335

Diferencia absoluta diaria entre Demanda real y pronosticada.			
Fecha	Experimento 1	Experimento 2	OR
2/10/2021	10,388	66,420	11,423
3/10/2021	155,988	48,860	109,158
4/10/2021	281,664	68,740	145,257
5/10/2021	101,077	41,368	254,958
6/10/2021	39,428	25,347	21,032
7/10/2021	350,230	177,860	150,105
8/10/2021	67,455	182,144	63,606
9/10/2021	72,563	67,177	8,511
10/10/2021	126,656	50,306	149,431
11/10/2021	101,813	40,361	100,571
12/10/2021	112,954	301,636	379,569
13/10/2021	4,965	121,365	207,627
14/10/2021	92,302	158,061	112,657
15/10/2021	0,247	92,005	83,190
16/10/2021	46,090	42,188	65,880
17/10/2021	189,964	135,535	109,070
18/10/2021	279,221	104,491	327,176
19/10/2021	391,893	496,823	451,377
20/10/2021	130,041	231,198	216,563
21/10/2021	32,615	245,587	127,226
22/10/2021	69,484	32,893	153,115
23/10/2021	95,651	245,275	196,169
24/10/2021	33,164	112,410	136,339
25/10/2021	896,721	594,921	381,054
26/10/2021	152,496	256,527	271,056
27/10/2021	234,737	4,824	82,782
28/10/2021	150,658	234,815	376,500
29/10/2021	248,819	2,713	162,962
30/10/2021	333,130	371,014	373,725
31/10/2021	311,077	359,859	160,153
1/11/2021	722,102	565,301	345,917
2/11/2021	128,829	20,605	197,469
3/11/2021	67,926	37,317	0,343
4/11/2021	170,504	4,131	97,083
5/11/2021	115,083	28,339	109,596
6/11/2021	308,330	207,978	121,851
7/11/2021	343,905	372,106	244,512
8/11/2021	997,548	260,101	204,506

Diferencia absoluta diaria entre Demanda real y pronosticada.			
Fecha	Experimento 1	Experimento 2	OR
9/11/2021	66,905	57,585	166,962
10/11/2021	97,218	159,114	232,232
11/11/2021	137,836	208,728	247,213
12/11/2021	139,867	264,402	335,400
13/11/2021	17,443	199,000	7,098
14/11/2021	148,970	36,394	8,447
15/11/2021	491,639	116,862	380,427
16/11/2021	397,979	343,154	352,628
17/11/2021	44,008	259,862	308,894
18/11/2021	0,751	308,251	314,600
19/11/2021	112,656	155,113	299,239
20/11/2021	9,956	162,613	134,764
21/11/2021	49,965	26,272	94,392
22/11/2021	887,236	522,529	312,321
23/11/2021	307,524	72,670	19,177
24/11/2021	366,196	220,320	364,815
25/11/2021	208,741	259,517	280,993
26/11/2021	278,783	400,572	465,983
27/11/2021	69,889	118,501	276,209
28/11/2021	108,982	12,058	126,049
29/11/2021	352,697	62,671	87,619
30/11/2021	13,692	64,881	162,539
1/12/2021	90,529	141,356	46,536
2/12/2021	253,494	75,459	50,185
3/12/2021	465,596	266,727	152,437
4/12/2021	288,741	124,112	92,477
5/12/2021	8,227	76,302	264,318
6/12/2021	423,692	41,676	239,412
7/12/2021	64,196	26,608	26,904
8/12/2021	842,156	714,841	564,583
9/12/2021	547,131	273,572	332,505
10/12/2021	49,452	260,357	413,034
11/12/2021	132,725	103,929	46,652
12/12/2021	144,521	55,791	139,554
13/12/2021	126,661	100,991	86,296
14/12/2021	104,951	37,244	53,507
15/12/2021	599,219	239,737	424,886
16/12/2021	52,230	306,797	409,808

Diferencia absoluta diaria entre Demanda real y pronosticada.			
Fecha	Experimento 1	Experimento 2	OR
17/12/2021	59,085	253,389	367,371
18/12/2021	202,322	65,402	42,891
19/12/2021	156,611	127,900	263,977
20/12/2021	489,618	0,557	207,536
21/12/2021	93,050	2,318	122,545
22/12/2021	303,968	177,115	11,952
23/12/2021	335,259	209,716	247,697
24/12/2021	666,522	650,247	308,091
25/12/2021	787,582	867,458	237,202
26/12/2021	194,130	130,692	303,227
27/12/2021	19,073	227,131	385,751
28/12/2021	167,590	335,013	325,238
29/12/2021	45,454	229,965	195,014
30/12/2021	87,792	326,000	177,655
31/12/2021	281,512	608,334	326,057
1/01/2022	202,853	517,853	264,743
2/01/2022	314,636	70,222	188,775
3/01/2022	87,681	582,834	701,957
4/01/2022	151,966	511,637	178,619
5/01/2022	308,001	485,885	442,533
6/01/2022	54,524	427,076	466,657
7/01/2022	151,345	414,409	684,179
8/01/2022	654,067	26,587	805,301
9/01/2022	82,164	544,736	593,949
10/01/2022	504,573	690,225	377,929
11/01/2022	170,960	438,486	442,617
12/01/2022	91,347	451,063	462,910
13/01/2022	141,314	444,693	363,604
14/01/2022	53,348	514,638	255,953
15/01/2022	68,449	201,760	4,597
16/01/2022	118,896	160,057	121,649
17/01/2022	855,606	275,761	199,433
18/01/2022	68,649	80,293	167,828
19/01/2022	28,690	115,916	128,884
20/01/2022	192,236	179,195	346,744
21/01/2022	366,826	446,665	512,533
22/01/2022	192,224	424,352	397,176
23/01/2022	17,857	218,261	195,780

Diferencia absoluta diaria entre Demanda real y pronosticada.			
Fecha	Experimento 1	Experimento 2	OR
24/01/2022	543,066	266,584	227,189
25/01/2022	144,933	239,389	274,744
26/01/2022	3,123	90,251	149,030
27/01/2022	222,395	75,245	11,448
28/01/2022	89,345	70,683	41,481
29/01/2022	170,370	64,369	81,630
30/01/2022	166,996	146,420	156,578
31/01/2022	105,538	194,909	203,836
1/02/2022	222,599	311,291	184,757
2/02/2022	72,702	212,943	101,944
3/02/2022	181,432	104,493	71,460
4/02/2022	144,857	8,167	48,085
5/02/2022	30,459	120,579	150,929
6/02/2022	47,265	126,230	208,612
7/02/2022	320,861	296,492	294,021
8/02/2022	17,480	393,375	328,143
9/02/2022	236,486	537,949	423,208
10/02/2022	52,680	380,939	280,421
11/02/2022	8,250	170,363	19,881
12/02/2022	92,860	96,845	436,819
13/02/2022	0,382	94,162	332,735
14/02/2022	524,958	143,818	320,115
15/02/2022	104,708	92,312	144,213
16/02/2022	405,028	180,756	365,939
17/02/2022	371,511	248,091	210,463
18/02/2022	208,387	175,139	347,277
19/02/2022	29,672	247,796	97,314
20/02/2022	209,649	230,558	16,109
21/02/2022	234,218	76,404	116,229
22/02/2022	108,477	83,665	187,695
23/02/2022	165,216	80,571	232,520
24/02/2022	142,986	172,678	126,603
25/02/2022	92,375	123,950	442,803
26/02/2022	130,929	204,441	367,569
27/02/2022	29,728	35,734	93,848
28/02/2022	22,046	446,474	520,300
1/03/2022	50,500	238,756	61,744
2/03/2022	282,294	244,342	188,949

Diferencia absoluta diaria entre Demanda real y pronosticada.			
Fecha	Experimento 1	Experimento 2	OR
3/03/2022	116,462	190,811	95,247
4/03/2022	280,846	216,499	217,723
5/03/2022	110,284	131,086	33,475
6/03/2022	258,241	165,831	129,620
7/03/2022	393,473	332,217	181,878
8/03/2022	158,441	100,199	143,642
9/03/2022	76,557	62,224	206,957
10/03/2022	179,378	5,856	164,971
11/03/2022	214,252	64,800	15,879
12/03/2022	11,508	32,350	117,607
13/03/2022	22,887	37,426	126,148
14/03/2022	625,850	14,085	2,463
15/03/2022	142,270	121,008	13,308
16/03/2022	26,384	39,394	23,397
17/03/2022	257,482	61,914	26,406
18/03/2022	187,990	90,857	232,468
19/03/2022	99,711	199,490	237,647
20/03/2022	4,825	123,427	187,432
21/03/2022	584,091	229,883	159,978
22/03/2022	503,837	334,212	382,854
23/03/2022	121,300	378,818	581,388
24/03/2022	79,638	27,428	411,428
25/03/2022	103,911	304,358	200,248
26/03/2022	268,724	34,158	5,080
27/03/2022	163,038	20,464	215,260
28/03/2022	829,118	444,671	190,494
29/03/2022	133,735	215,863	84,764
30/03/2022	548,108	210,202	109,502
31/03/2022	382,558	211,939	263,366
1/04/2022	226,276	233,485	137,030
2/04/2022	96,061	177,190	302,335
3/04/2022	133,814	435,862	446,159
4/04/2022	137,401	70,311	168,340
5/04/2022	0,980	87,622	57,775
6/04/2022	257,787	150,941	271,687
7/04/2022	193,555	337,776	196,204
8/04/2022	149,524	58,065	10,403
9/04/2022	97,809	227,015	285,237

Diferencia absoluta diaria entre Demanda real y pronosticada.			
Fecha	Experimento 1	Experimento 2	OR
10/04/2022	142,450	238,594	178,057
11/04/2022	430,133	150,511	328,194
12/04/2022	29,207	221,667	332,518
13/04/2022	438,522	70,333	540,690
14/04/2022	840,474	229,564	359,599
15/04/2022	893,002	62,462	332,409
16/04/2022	3,996	313,470	280,057
17/04/2022	280,311	231,778	343,899
18/04/2022	72,519	287,441	302,023
19/04/2022	577,761	574,730	661,608
20/04/2022	145,598	206,808	408,460
21/04/2022	426,261	36,460	370,762
22/04/2022	555,753	15,320	389,670
23/04/2022	422,211	69,306	20,342
24/04/2022	268,700	100,739	216,442
25/04/2022	90,940	635,951	496,643
26/04/2022	205,393	274,601	129,382
27/04/2022	280,619	125,762	297,602
28/04/2022	129,610	122,613	135,098
29/04/2022	396,086	293,141	216,717
30/04/2022	161,806	328,765	309,551
1/05/2022	30,146	45,891	492,445
2/05/2022	582,000	88,312	74,944
3/05/2022	322,404	252,215	126,414
4/05/2022	252,996	311,732	535,020
5/05/2022	113,808	9,156	163,410
6/05/2022	135,524	257,323	243,388
7/05/2022	81,390	269,181	59,826
8/05/2022	16,765	11,206	125,231
9/05/2022	447,741	40,993	197,999
10/05/2022	255,084	4,469	143,262
11/05/2022	443,250	130,942	199,499
12/05/2022	80,552	253,346	106,337
13/05/2022	340,965	57,044	159,813
14/05/2022	181,170	5,562	191,426
15/05/2022	165,757	129,487	185,204
16/05/2022	307,075	257,512	208,070
17/05/2022	99,726	353,573	279,322

18/05/2022	224,280	200,954	87,831
19/05/2022	92,420	171,021	16,288
20/05/2022	170,572	73,159	112,300
21/05/2022	18,321	61,540	215,224
22/05/2022	42,359	127,282	224,036
23/05/2022	284,562	294,635	412,764
24/05/2022	260,905	157,252	156,008
25/05/2022	188,725	174,184	27,477
26/05/2022	21,225	30,529	95,079
27/05/2022	18,621	4,169	183,885
28/05/2022	21,089	119,816	232,281
29/05/2022	445,018	351,704	194,232
30/05/2022	739,797	798,002	92,086
31/05/2022	61,270	36,410	191,457
