

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE CUENCA

CARRERA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

*Trabajo de titulación previo
a la obtención del título de
Ingeniero Eléctrico*

PROYECTO TÉCNICO CON ENFOQUE INVESTIGATIVO:

**“METODOLOGÍA PARA EL PRONÓSTICO DE LA COMPRA DE
ENERGÍA ELÉCTRICA EN UNA EMPRESA DISTRIBUIDORA
BASADO EN ESTUDIOS DE PLANIFICACIÓN EN EL CORTO Y
MEDIANO PLAZO”**

AUTORES:

MIGUEL ÁNGEL FIGUEROA GUERRERO

JORDY ARCELIO PINTADO ARMIJOS

TUTOR:

ING. FLAVIO ALFREDO QUIZHPI PALOMEQUE

CUENCA - ECUADOR

2021

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Nosotros, Miguel Ángel Figueroa Guerrero con documento de identificación N° 0105462394 y Jordy Arcelio Pintado Armijos con documento de identificación N° 0106714538, manifestamos nuestra voluntad y cedemos a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que somos autores del trabajo de titulación: **“METODOLOGÍA PARA EL PRONÓSTICO DE LA COMPRA DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN UNA EMPRESA DISTRIBUIDORA BASADO EN ESTUDIOS DE PLANIFICACIÓN EN EL CORTO Y MEDIANO PLAZO”**, mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de: *Ingeniero Eléctrico*, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En aplicación a lo determinado en la Ley de Propiedad Intelectual, en nuestra condición de autores nos reservamos los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia, suscribimos este documento en el momento que hacemos entrega del trabajo final en formato digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, julio de 2021.



Miguel Ángel Figueroa Guerrero

C.I. 0105462394



Jordy Arcelio Pintado Armijos

C.I. 0106714538

CERTIFICACIÓN

Yo, declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación: **“METODOLOGÍA PARA EL PRONÓSTICO DE LA COMPRA DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN UNA EMPRESA DISTRIBUIDORA BASADO EN ESTUDIOS DE PLANIFICACIÓN EN EL CORTO Y MEDIANO PLAZO”**, realizado por Miguel Ángel Figueroa Guerrero y Jordy Arcelio Pintado Armijos, obteniendo el *Proyecto Técnico con enfoque investigativo* que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, julio de 2021.

FLAVIO ALFREDO
QUIZHPI
PALOMEQUE

Firmado digitalmente por FLAVIO ALFREDO QUIZHPI
PALOMEQUE
Nombre de reconocimiento (DN): c=EC, o=BANCO
CENTRAL DEL ECUADOR, ou=ENTIDAD DE
CERTIFICACION DE INFORMACION-ECIBCE, l=QUITO,
serialNumber=0000622784, cn=FLAVIO ALFREDO
QUIZHPI PALOMEQUE
Fecha: 2021.09.06 09:37:57 -05'00'

Ing. Flavio Alfredo Quizhpi Palomeque

C.I. 0102257482

DECLARATORIA DE RESPONSABILIDAD

Nosotros, Miguel Ángel Figueroa Guerrero con documento de identificación N° 0105462394 y Jordy Arcelio Pintado Armijos con documento de identificación N° 0106714538, autores del trabajo de titulación: **“METODOLOGÍA PARA EL PRONÓSTICO DE LA COMPRA DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN UNA EMPRESA DISTRIBUIDORA BASADO EN ESTUDIOS DE PLANIFICACIÓN EN EL CORTO Y MEDIANO PLAZO”**, certificamos que el total contenido del *Proyecto Técnico con enfoque investigativo*, es de nuestra exclusiva responsabilidad y autoría.

Cuenca, julio de 2021.



Miguel Ángel Figueroa Guerrero

C.I. 0105462394



Jordy Arcelio Pintado Armijos

C.I. 0106714538

DEDICATORIA

Dedico mi tesis a mi familia por ser el pilar más importante de mi formación profesional y de manera especial a mi hermana Filomena y a mi madre Teresa, ya que ellas con su apoyo incondicional forjaron las bases de responsabilidad y los deseos de superación.

Y a mi padre Miguel que me ilumina desde el cielo para seguir adelante incluso en los momentos más difíciles.

Miguel Ángel Figueroa Guerrero

Dedico este Proyecto de Titulación primero a Dios que ha sido mi fortaleza y guía en el todo momento, a mis padres quienes con su amor, paciencia y esfuerzo me han permitido llegar a terminar mi carrera profesional y son las personas más importantes en mi vida, a mi hermano José Armando por ser mi mejor amigo y brindarme su cariño y apoyo incondicional en el transcurso de mi vida, a mis lindas hermanas Yuli, Gene y Andreita son la luz de mi vida, que con sus oraciones, consejos y palabras de aliento hicieron de mí una mejor persona. A Mercedes, mi gran amor por ser mi compañera inseparable de cada día, aunque hemos pasado momentos difíciles siempre ha estado brindándome su cariño y amor, a mi tío Juan que lo considero como un hermano y es una persona incondicional.

Jordy Arcelio Pintado Armijos

AGRADECIMIENTO

El principal agradecimiento a Dios quien me ha guiado y me ha dado la fortaleza para seguir adelante.

A toda mi familia en especial a todos mis hermanos y hermanas por el apoyo constante y la confianza en saber que todos los logros de la vida se pueden lograr. De igual manera agradezco a María Fernanda por sus palabras de motivación y por su compañía a lo largo de mi vida académica.

También quiero agradecer al Ing. Flavio Quizhpi por ser nuestro tutor y de manera especial al Ing. Marco Toledo, que sin su ayuda y paciencia no hubiese sido posible llevar a cabo este proyecto.

Miguel Ángel Figueroa Guerrero

Agradezco primero a Dios por bendecirme y guiarme a lo largo de mi carrera, a mis padres Celmira y Ángel por apoyarme y ser mi fortaleza en mis momentos de debilidad, por los valores que me han inculcado y por haberme dado la oportunidad de una excelente educación, a mi abuelito Arcelio por su esfuerzo y ayuda en el transcurso de mi vida, a mi hermano José por su apoyo incondicional en todo momento, a mis hermanas Yuliana, Genesis y Andreita por llenar mi vida de alegrías y amor cuando más lo necesitaba, a mi enamorada Mercedes por ser una parte muy importante en mi vida y por apoyarme siempre en las buenas y en las malas, sobre todo por su paciencia y amor incondicional. A mis tías Diana y Verónica por el cariño y apoyo incondicional. Finalmente, a los Ingenieros tutores Flavio Quizhpi y Marco Toledo, quienes nos ayudaron incondicionalmente y por darnos la oportunidad de crecer profesionalmente compartiéndonos sus conocimientos.

Jordy Arcelio Pintado Armijos

ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA	IV
AGRADECIMIENTO	VI
ÍNDICE GENERAL	VIII
ÍNDICE DE FIGURAS	XI
ÍNDICE DE TABLAS	XIV
RESUMEN	XVI
ABSTRACT	XVII
ANTECEDENTES O PROBLEMAS DE ESTUDIO	XVIII
JUSTIFICACIÓN	XX
OBJETIVOS	XXI
GLOSARIO	XXII
CAPÍTULO 1: MERCADOS ELÉCTRICOS CARACTERÍSTICAS Y GENERALIDADES	1
1.1 Mercados eléctricos contexto global	1
1.1.1 Integración de los mercados en la actualidad	2
1.1.2 Tendencias futuras de los mercados eléctricos	14
1.2 Mercados eléctricos en América Latina	16
1.2.1 Tipos de modelos de mercados eléctricos	16
1.2.2 Análisis de precios de la energía en América Latina	19
1.2.3 Tendencias futuras de los mercados eléctricos en América Latina	20
1.2.4 Aporte de los mercados eléctricos en el cambio climático	24
1.3 Mercado eléctrico en Ecuador	25
1.3.1 El sector eléctrico ecuatoriano	28
1.3.1.1 Generación	28
1.3.1.2 Transmisión	31
1.3.1.3 Distribución	32
1.3.2 Estructura del sector eléctrico	33
1.3.3 Legislación y regulación	34
1.3.4 Mercado eléctrico y formas de despacho económico	34
1.3.4.1 Principios tarifarios	34

1.3.4.2	Costo del servicio público de energía eléctrica	35
1.4	Modelos de planificación para mercados eléctricos	36
1.4.1	Planificación en el corto plazo	38
1.4.2	Planificación en el mediano plazo	40
CAPÍTULO 2: OBTENCIÓN Y ANÁLISIS DE LA INFORMACIÓN – ANALÍTICA DE DATOS		
2.1 Obtención de la información y construcción de la matriz característica de variables.		
2.1.1 Análisis Multivariante		
2.2 Procesamiento de los datos.....		
2.2.1 Estadística descriptiva.....		
2.2.2 Limpieza de datos		
2.2.3 Normalización de los datos		
2.2.4 Matriz de correlaciones		
2.2.5 Reducción de variables – Análisis de componentes principales.....		
2.2.6 Obtención de la matriz base definitiva.....		
2.3 Métodos de analítica de datos		
2.3.1 Métodos no supervisados		
2.3.2 Métodos supervisados		
2.4 Evaluación de técnicas de analítica de datos mediante métricas.....		
2.4.1 Evaluación de técnicas no supervisadas.....		
2.4.2 Evaluación de técnicas supervisadas.....		
2.5 Entrenamiento de la Red Neuronal Artificial (ANN).....		
2.5.1 Medición del error porcentual pronosticado		
2.6 Pronóstico de la generación y la demanda de energía eléctrica en la ED ...		
CAPÍTULO 3: MODELO DE PLANIFICACIÓN PARA EL PRONÓSTICO DE LA COMPRA DE ENERGÍA.....		
3.1 Planificación al corto plazo		
3.1.1 Análisis de la información al corto plazo.....		

3.1.2	Comparación de costos en las diferentes estaciones climáticas.....	88
3.2	Planificación al mediano plazo.....	89
3.2.1	Análisis de la información al mediano plazo	89
3.2.2	Comparación de costos en las diferentes estaciones climáticas.....	95
3.3	Escenarios alternativos considerados para el corto plazo.....	98
3.3.1	Pronósticos horarios con diferentes escenarios.....	98
3.3.2	Análisis de variación de costos horarios en los diferentes escenarios	101
3.4	Escenarios alternativos considerados para el mediano plazo	102
3.4.1	Pronósticos mensuales con diferentes escenarios	102
3.4.2	Análisis de variación de costos mensuales en los diferentes escenarios	105
3.4.3	Pronósticos anuales con los diferentes escenarios	105
3.4.4	Análisis de variación de costos anuales en los diferentes escenarios	108
3.5	Análisis técnico y económico del modelo de compra de energía.....	108
CONCLUSIONES		111
RECOMENDACIONES		113
BIBLIOGRAFÍA		114
ANEXOS		119

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. - Países miembros del proyecto PCR	3
Figura 2. - Zona de oferta de mercados activos	4
Figura 3. - Precios de electricidad para consumidores residenciales, primer semestre de 2020.....	5
Figura 4. - Precios de electricidad para consumidores no residenciales, primer semestre de 2020.....	6
Figura 5. - mapa de mercados energéticos distribuidos en EE.UU.	9
Figura 6. - Participación porcentual de generación eléctrica a nivel mundial	22
Figura 7. - Evolución de medidores inteligentes en el mundo.....	23
Figura 8. - Emisiones de gases de efecto invernadero	25
Figura 9. - Estructura de los mercados en Ecuador.....	26
Figura 10. - Diagrama del funcionamiento del Mercado Spot.....	27
Figura 11. - Precio medio mensual de la energía por contratos.....	28
Figura 12. - Consumo total de combustibles (TEP).....	36
Figura 13. - Etapas de la planificación energética	37
Figura 14. - Estructura de planificación de mercado Norteamérica y europeo.....	39
Figura 15. - Planificación energética de mediano plazo	41
Figura 16. - Analítica de datos a implementar	43
Figura 17. - Componentes principales	54
Figura 18. - Estacionalidad del agua por mes	58
Figura 19. - Cantidad de abastecimiento líquido (agua) por mes	58
Figura 20. - Reporte clasificación con SVM.....	60
Figura 21. - Reporte clasificación con árbol de decisión.....	61
Figura 22. - Reporte clasificación con K-NN	62
Figura 23. - Reporte clasificación con ANN.....	63
Figura 24. - Estructura de la Red Neuronal	68
Figura 25. - Entrenamiento de la red neuronal.....	69
Figura 26. - Error medio cuadrático por época.	69
Figura 27. - Resultados del entrenamiento – Regresión lineal	70
Figura 28. - Costos de energía eléctrica actuales vs costos de energía eléctrica pronosticados.	71

Figura 29. - Comportamiento histórico de la demanda de la empresa Eléctrica Regional Centro Sur (EERCS).....	74
Figura 30. - Comportamiento histórico de la Generación de la empresa Eléctrica Regional Centro Sur (EERCS).....	74
Figura 31. - Curvas de demanda y generación de datos históricos.	75
Figura 32. - Demanda y generación de datos históricos en diagrama de caja (boxplot).	75
Figura 33. - Resultado del entrenamiento del ANN para la generación y la demanda eléctrica.	76
Figura 34. - Demanda actual y pronosticada de la EERCS.	77
Figura 35. - Generación actual y pronosticada de la EERCS.	78
Figura 36. - Modelo para planificar la compra de energía eléctrica	80
Figura 37. - Costos estadísticos vs costos pronosticados.....	82
Figura 38. - Proceso para pronosticar los costos de energía eléctrica al corto plazo	83
Figura 39. - Pronóstico de la demanda y la generación	83
Figura 40. - Pronóstico de los costos de la energía eléctrica	84
Figura 41. - Pronóstico de la demanda y la generación.	85
Figura 42. - Pronóstico del costo de la energía eléctrica	86
Figura 43. - Pronóstico de la demanda y la generación	87
Figura 44. - Pronóstico del costo de la energía eléctrica horaria	87
Figura 45. - Costos horarios en los períodos analizados.....	89
Figura 46. - Proceso para pronosticar los costos de la energía eléctrica al mediano plazo	89
Figura 47. - Pronóstico de demanda y generación mensual.....	90
Figura 48. - Pronóstico de los costos de energía eléctrica mensual.....	90
Figura 49. - Pronóstico de la demanda y la generación mensual.....	92
Figura 50. - Pronóstico del costo de energía eléctrica mensual.....	92
Figura 51. - Pronóstico de la demanda y la generación mensual.....	93
Figura 52. - Pronóstico del costo de energía eléctrica mensual.....	94
Figura 53. - Costos mensuales por estación climática	95
Figura 54. - Pronóstico de la demanda y la generación anual.....	96
Figura 55. - Pronóstico del costo de la energía eléctrica anual.....	96
Figura 56. - Costo de la energía eléctrica anual por mes	97
Figura 57. - Aportación porcentual de las unidades de generación	98

Figura 58. - Aportación porcentual sin la central Coca Codo Sinclair.	99
Figura 59. - Diferencia de costos	100
Figura 60. - Aportación porcentual supliendo la generación fotovoltaica.....	100
Figura 61. - Diferencia de costos	101
Figura 62. - Aportación porcentual por unidad de generación	102
Figura 63. - Aportación porcentual por unidad de generación	103
Figura 64. - Diferencia de costos	103
Figura 65. - Aportación porcentual por unidad de generación	104
Figura 66. - Diferencia de costos	104
Figura 67. - Aportación porcentual por unidad de generación	105
Figura 68. - Aportación porcentual por unidad de generación	106
Figura 69. - Diferencia de costos	107
Figura 70. - Aportación porcentual por unidad de generación	107
Figura 71. - Diferencia de costos	108
Figura 72. - Porcentaje de participación de las unidades de generación.....	110
Figura 73. - Interfaz de Matlab Classification Learner App.....	125
Figura 74. - Interfaz de entrenamiento Classification Learner App	126
Figura 75. - Menú Inicial	151
Figura 76. - Importar datos	151
Figura 77. - Abrir datos a importar.	152
Figura 78. - Carga de datos importados completo.	152
Figura 79. - Entrenamiento de la red neuronal.....	153
Figura 80. - Entrenamiento de red neuronal.	154
Figura 81. - Pronóstico de Generación y Demanda.	154
Figura 82. - Pronóstico de Costo de Energía Eléctrica.	155
Figura 83. - Ejemplo de los resultados del pronóstico de costo de energía eléctrica.	156

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. - Operadores del mercado miembros de PCR, elaboración propia basado en [11].	3
Tabla 2. - Tasa de crecimiento por tipo de cliente en 2019	11
Tabla 3. - Tarifas de los distintos sectores y empresas distribuidoras, 2018	13
Tabla 4. - Característica de mercados mayoristas en países de América del Sur	17
Tabla 5. - Tarifas de los distintos sectores en países de América Latina	19
Tabla 6. - Escenarios futuros para Latinoamérica y el Caribe	20
Tabla 7. - Potencia nominal y efectiva a nivel nacional (MW)	28
Tabla 8. - Potencia de centrales de generación con fuentes de energía renovable y energía no renovable	29
Tabla 9. - Líneas de transmisión de empresas distribuidoras.	31
Tabla 10. - Áreas de prestación del servicio eléctrico.	33
Tabla 11. - Variables para la matriz característica.	44
Tabla 12. - Estadísticos descriptivos	48
Tabla 13. - Diagramas de cajas de las variables.	50
Tabla 14. - Representación porcentual de los componentes principales	54
Tabla 15. - Matriz de factores de los componentes principales	55
Tabla 16. - Clasificación y codificación de estación climática	59
Tabla 17. - Resultado de agrupamiento K-Means (K=2)	65
Tabla 18. - Evaluación de métricas K-Means	66
Tabla 19. - Precisión de las distintas técnicas supervisadas	67
Tabla 20. - Evaluación con métricas de las distintas técnicas supervisadas	67
Tabla 21. - Error porcentual mensual pronosticado	71
Tabla 22. - Error porcentual anual pronosticado	73
Tabla 23. - Resumen de compra de energía eléctrica horaria	84
Tabla 24. - Resumen de compra de energía eléctrica horaria	86
Tabla 25. - Resumen de compra de energía eléctrica horaria	88
Tabla 26. - Resumen de la compra de energía eléctrica mensual	91
Tabla 27. - Resumen de compra de energía eléctrica mensual	93
Tabla 28. - Resumen de compra de energía eléctrica mensual	94
Tabla 29. - Resumen de compra de energía eléctrica anual	97
Tabla 30. - Costos de la energía eléctrica en los diferentes escenarios	101

Tabla 31. - Costos de la energía eléctrica mensual en los diferentes escenarios	105
Tabla 32. - Costos de la energía eléctrica anual en los diferentes escenarios	108
Tabla 33. - Análisis económico del modelo de planificación	109

RESUMEN

El sector eléctrico del país es un eje fundamental para lograr el desarrollo sostenible de la economía, ya que la energía eléctrica constituye un insumo básico para las actividades productivas y es un elemento capaz de potenciar el bienestar social. El desarrollo de esta investigación tiene como objetivo diseñar una metodología que permita pronosticar el costo de la energía eléctrica para su futura compra en una empresa distribuidora (ED). Para ello se obtiene información de diferentes bases de datos pertenecientes al Operador Nacional de Electricidad (CENACE) y puntos fronterizos del Operador del Sistema de Distribución (OSD), información que, analizada y refinada, se plasma en una matriz base donde se desarrollan métodos de aprendizaje orientado a datos supervisados y no supervisados, que derivan técnicas de análisis de clasificación y agrupación que se desarrollan con la herramienta computacional de MATLAB®, las técnicas implementadas son: Árbol de Decisión, Máquinas de Soporte Vectorial (SVM), K-Vecino más cercano (K-NN), K-Means y Redes Neuronales Artificiales (ANN), con el propósito de evaluar cuál de estas técnicas tiene mayor precisión en el momento de pronosticar los costos de la electricidad y se evalúan mediante métricas. Finalmente, se desarrolla el algoritmo ANN, donde se permite desarrollar escenarios para pronosticar costos de electricidad y en efecto llevar a cabo sus modelos de planificación en horizontes de corto y mediano plazo para la compra de energía eléctrica en una ED.

ABSTRACT

The country's electricity sector is a fundamental axis to achieve the sustainable development of the economy, since electric energy constitutes a basic input for productive activities and is an element capable of enhancing social welfare. The objective of this research is to design a methodology to forecast the cost of electric energy for its future purchase in a distribution company. For this purpose, information is obtained from different databases belonging to the National Electricity Operator (CENACE) and border points of the Distribution System Operator (OSD), information that, analyzed and refined, is embodied in a base matrix where learning methods oriented to supervised and unsupervised data are developed, which derive classification and clustering analysis techniques that are developed with the MATLAB® computational tool, the implemented techniques are: Decision Tree, Support Vector Machines (SVM), K-Nearest Neighbor (K-NN), K-Means and Artificial Neural Networks (ANN), with the purpose of evaluating which of these techniques has higher accuracy when forecasting electricity costs and are evaluated using metrics. Finally, the ANN algorithm is developed, where it allows to develop scenarios to forecast electricity costs and in effect carry out its planning models in short-term and medium-term horizons for the purchase of electricity in a distribution company.

ANTECEDENTES O PROBLEMAS DE ESTUDIO

El sector de la electricidad, en los últimos años, se ha desarrollado de manera exponencial, debido a la acelerada inclusión de sistemas ciber-físicos, evolución inteligente del manejo de la información, alta penetración de generación distribuida y mercados eléctricos dinámicos. En este sentido, el reto para las Empresas Distribuidoras de Energía Eléctrica (ED's) es mayor, ya que deben ajustarse a leyes de la oferta y demanda, a las regulaciones y mercados eléctricos propios de sus países, de tal manera que encuentren el equilibrio económico técnico para su operación [1].

En este sentido las ED's experimentan problemas financieros debido al incremento de mercados eléctricos competitivos, quienes en su gran mayoría suministran energía económica y de manera continua, donde el principio de costos regulatorios para el precio de transmisión y distribución, ha cambiado el modelo de ganancias para las empresas. Por tal motivo, un pronóstico de precio de electricidad se ha vuelto crucial para las ED's debido a su importancia para los procesos en la toma de decisiones y gestión operativa [1], [2].

La disponibilidad de pronósticos precisos para los precios de compra de energía eléctrica es decisiva para lograr una participación exitosa en los mercados de electricidad liberalizados, ya que, para una empresa distribuidora, un buen pronóstico conducirá a una mejor oferta y estrategias de planificación [3]. Es así que, diferentes autores en sus estudios han desarrollado modelos de predicción para determinar los costos de la energía eléctrica, cuyo objetivo es mejorar la precisión del pronóstico mediante el uso de diferentes técnicas y modelos. En la actualidad los mercados eléctricos presentan un sin número de metodologías y técnicas para pronosticar la compra de energía, ya que de esta depende que se incremente o reduzca el margen de utilidad, por lo que se convierte en el corazón financiero de las ED's [4], [5].

En este contexto, la investigación desarrolla una metodología para realizar el pronóstico de la compra de energía planificando sus recursos en el corto y mediano plazo, a partir del análisis de una gran cantidad de información a través del uso de técnicas de analítica de datos y aprendizaje automático.

La información se estructura en una gran base de datos, de tal manera que estas sean las variables de entrada al modelo, con la finalidad que su algoritmo luego del proceso, entregue respuestas minimizando los errores en el pronóstico de la compra de energía. A medida en que se requiera predicciones económicas tanto de corto como a mediano plazo, la estimación de los precios futuros de energía eléctrica requiere un modelo matemático capaz de pronosticar los valores de los precios según las características intrínsecas del mercado eléctrico propio [5].

Existen modelos que utilizan técnicas de Machine Learning (ML) y analítica de datos, entre los de mayor interés en esta investigación están los métodos de: árbol de decisión, redes neuronales artificiales, máquinas de vectores de soporte, técnicas de agrupación, K-vecino más cercano [6]. De manera que, para ejecutar estos algoritmos como punto de partida, hay que considerar que la clave está en utilizar variables de entrada como: situación del mercado eléctrico, el precio de la electricidad, la carga histórica, condiciones climáticas, la demanda y reserva de electricidad, entre otras. Como resultado se obtendrán los pronósticos de precios para la compra de energía en las empresas distribuidoras y consumidoras [6].

Finalmente, los precios de la electricidad pronosticada para las ED's, se seleccionan como una muestra para predecir el gasto operativo en el futuro, y así optimizar la gestión financiera de la empresa [6].

JUSTIFICACIÓN

En los últimos años el pronóstico de la compra de energía es una tarea de mayor responsabilidad y complejidad en los Sistemas de Suministro de Energía Eléctrica (SSEE), debido a que involucran millonarias pérdidas cuando la precisión del modelo matemático no es adecuado, a razón de esto los mercados eléctricos de libre competencia han desencadenado un importante interés entre las empresas suministradoras por conocer el precio que la electricidad tendrá a lo largo del tiempo y que cambios sufrirá en un determinado período. La importancia de esta investigación radica en demostrar que un buen pronóstico de compra de energía eléctrica permitirá planificar mejor toma de decisiones económicas y de operación en las empresas distribuidoras.

La investigación partirá con una base de datos la cual se puede clasificar en variables técnicas, ambientales y económicas del sector eléctrico. Estas variables serán analizadas por medio de las técnicas de analíticas de datos y Machine Learning (ML), esto permitirá desarrollar una metodología para pronosticar precios para la compra de energía eléctrica tanto en el corto y mediano plazo en las distintas ED's. Por tal razón, es muy importante que el pronóstico de compra de energía minimice todas las incertidumbres, de manera que permita evaluar técnica y económicamente los resultados considerando los cambios estructurales que se están presentando en los mercados eléctricos.

Sobre la base de lo expuesto, la investigación desarrollará una metodología que permita pronosticar los precios de la energía eléctrica en un mercado eléctrico verticalmente integrado, así como en un mercado liberalizado, donde la información podrá estar disponible para la planificación en intervalos de corto y mediano plazo, este pronóstico permitirá a las ED's evaluar los balances eléctricos, planificar la programación, ejecución de la operación, mejorar planes de expansión, presupuestar los egresos e ingresos por dichas transacciones y calcular el margen de pérdidas o ganancias esperado por el agente distribuidor.

OBJETIVOS

OBJETIVO GENERAL:

Desarrollar una metodología para el pronóstico de la compra de energía eléctrica en el corto y mediano plazo en mercados eléctricos para empresas de distribución de energía con la aplicación de técnicas de analítica de datos y Machine Learning.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS:

- Aplicar técnicas de analítica de datos, para estructurar la información de las variables de ingreso al modelo para el pronóstico de la compra de energía eléctrica en empresas distribuidoras de energía eléctrica.
- Pronosticar los costos de compra de energía eléctrica en el corto y mediano plazo considerando variables técnicas, ambientales, económicas del sector eléctrico con la aplicación de métodos de Machine Learning e Inteligencia Artificial.
- Establecer un modelo de planificación para la compra de energía eléctrica en empresas distribuidoras de energía eléctrica considerando las tendencias actuales de los mercados eléctricos.
- Evaluar técnica y económicamente los resultados del pronóstico de la compra de energía eléctrica.

GLOSARIO

ANN: Redes neuronales artificiales

CENACE: Operador Nacional de Electricidad

ED's: Empresas de distribución y comercialización de energía

IA: Inteligencia Artificial

K-NN: Kth Nearest Neighbor K-NN (K-Vecino más cercano)

ML: Machine Learning

MLP: Perceptrón Multicapa

MSE: Mean Square Error (Error medio cuadrático)

OSD: Operador del Sistema de Distribución

OST: Operador del Sistema de Transmisión

PAO: Plan Anual de Operación

PBO: Plan Bianual de Operación

SNI: Sistema Nacional Interconectado

SVM: Support Vector Machine (Máquinas de soporte vectorial)

CAPÍTULO 1: MERCADOS ELÉCTRICOS CARACTERÍSTICAS Y GENERALIDADES

1.1 Mercados eléctricos contexto global

Un mercado eléctrico es capaz de diseñar y analizar las características particulares de la electricidad desde el punto de vista económico y con la complejidad técnica que implica la operación de un sistema eléctrico de potencia. La electricidad hoy en día es ampliamente considerada como un bien estratégico intangible, es decir, se transacciona la compra y venta de energía y potencia eléctrica, con diversos atributos que se comercializan en los diferentes mercados eléctricos [7].

La historia es clave en los mercados de electricidad, los estudios históricos, económicos y políticos son los que influyen en los denominados procesos de desregulación. Todo surge con las privatizaciones de los mercados eléctricos en la década de los noventa, los primeros procesos fueron denominados “desregulación” y ocurrieron en los países en vías de desarrollo, antes que, en los países industrializados, precisamente fueron estos que promovieron con más fuerza los cambios en los mecanismos de transacciones en el sector eléctrico. Las primeras inversiones se realizaron en América Latina (Chile y Uruguay en 1982), acontecimientos similares siguieron en países de África, mientras que Estados Unidos (EEUU) inició su último cambio regulatorio en el sector eléctrico a finales de los noventa, y la Unión Europea (UE) se unió a la competencia en 1996, aunque fue en enero de 1998, cuando realizó la primera modificación regulatoria que permitiría la competencia en el mercado mayorista, iniciando progresivamente la apertura de los mercados eléctricos en toda la UE [8].

Actualmente, el sector eléctrico considera que las etapas de transmisión y distribución tienen las características de un monopolio natural, mientras que la generación de energía y las transacciones minoristas pueden ser eficientes en una competencia determinada. Existen varias formas de estructurar el mercado eléctrico para lograr la eficiencia económica en una empresa con un monopolio natural y abrir el camino hacia la competencia, es decir; primero, empresas estatales a través de un mandato que requiera brindar un servicio con precios razonables, y segundo, que la empresa privada cumpla la regulación del sector eléctrico para la prestación de un servicio adecuado con una tasa de retorno razonable sobre la inversión privada [9].

Por otro lado, en la actualidad la globalización ha producido importantes cambios en el sector eléctrico, especialmente en la forma de comercialización de la electricidad en el mundo, donde

la generación, transmisión y distribución operan de manera independiente para que diversos actores privados y entidades que tienen generadores distribuidos puedan participar activamente en el comercio de energía [10].

Para mejorar la competitividad y proporcionar transparencia en el mecanismo de transacciones de electricidad, varios países alrededor del mundo han establecido una plataforma común llamada Power Exchange (PX) o Electric Power Exchange (EPX), por sus siglas en inglés. La plataforma está basada en internet y opera en tiempo real, donde diversos actores del mercado presentan sus ofertas para la compra y venta de servicios de energía o electricidad, el objetivo de esta plataforma es brindar un mecanismo para la formación de precios sólidos, transparentes y confiables. Si bien una gran parte de la electricidad actual todavía se comercializa a través de contratos bilaterales a largo plazo, hay un porcentaje significativo de energía a corto plazo que ya se comercializa a través de esta plataforma [10].

Algunas de las principales PX y EPX están presentes actualmente en los mercados eléctricos europeos como son: Nord Pool, European Power Exchange Spot, Japan Electric Power Exchange (JPEX), Italian Power Exchange (IPEX), Indian Energy Exchange (IEX), etc. Y en América del norte en el mercado eléctrico PJM [10].

Concretamente en este contexto nos centraremos en el mercado de Europa, Norteamérica, América central y Latinoamérica.

1.1.1 Integración de los mercados en la actualidad

A. Europa

La liberalización de los mercados europeos y la desintegración del negocio eléctrico inició a principios de la década de los 90`s, desde entonces se han llevado a cabo reformas en diferentes países. La Unión Europea (UE) empezó en 1996 cuando publicó las directrices sobre cómo sería el mercado energético en los próximos años. Desde entonces, la normativa en esta región ha evolucionado y los mercados europeos han tomado un rumbo diferente al del resto del mundo, en pos de la integración de todos los mercados energéticos con el único objetivo de lograr un mercado único y común para todos los países miembros de la UE, conocido como mercado interior de la energía [11].

La legislación europea promueve de manera inequívoca la ejecución de proyectos destinados a integrar los mercados europeos en el mercado interior de la energía, tomando como referencia los sistemas de mercado actuales e involucrando a sus principales actores, es decir, los

operadores del mercado y los operadores de los sistemas de transmisión existentes en cada país. Así, la UE impulsa dos proyectos para lograr la integración de los mercados eléctricos en Europa [11].

i. Proyecto Price Coupling of Regions

El proyecto Price Coupling of Regions (PCR) por sus siglas en inglés, está en pleno funcionamiento desde 2014, tiene como objetivo negociar la energía y fijar precios en el “Day-Ahead market” que en España se conoce como mercado diario, la Figura 1 muestra los países y mercados que componen el proyecto PCR [11].

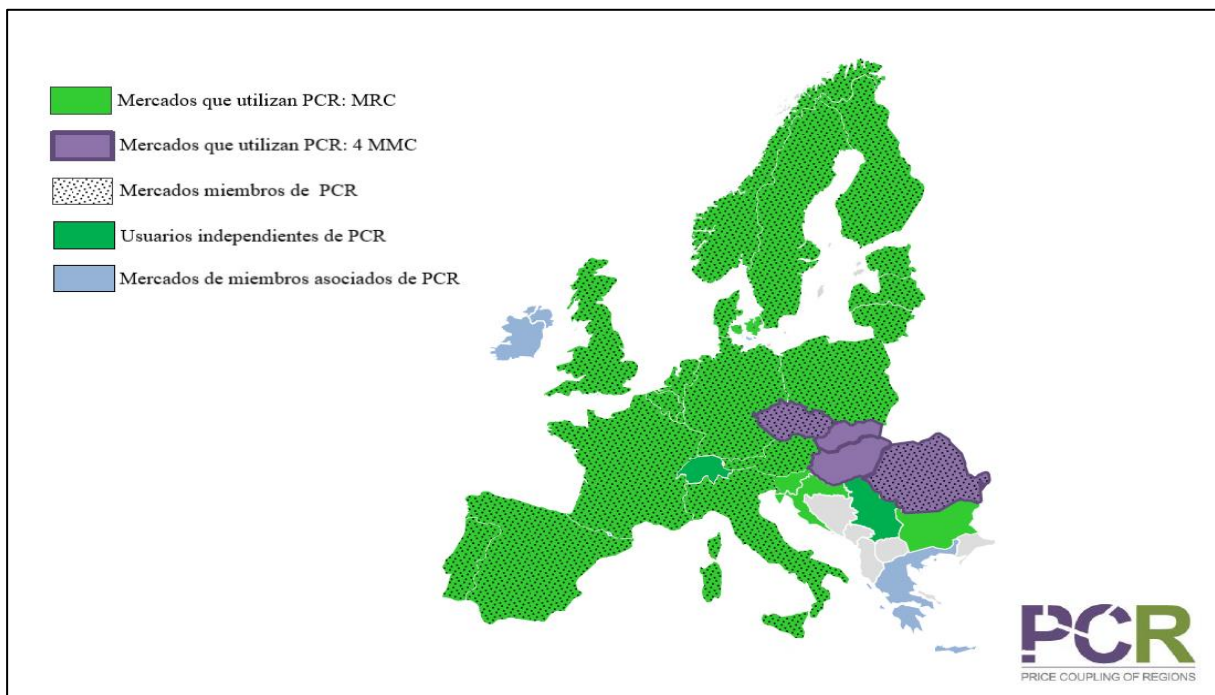









Figura 1. - Países miembros del proyecto PCR [12].

Fuente: PCR Project-Main features.

En la Tabla 1, se resumen los países de la Unión Europea y los operadores de mercado que participan activamente en el proyecto PCR:

Tabla 1. - Operadores del mercado miembros de PCR, elaboración propia basado en [11].

País	Operador de mercado	
Alemania, Austria, Bélgica, Francia, Holanda, Reino Unido	EPEX SPOT	
Italia	GME	
Alemania, Estonia, Dinamarca, Finlandia, Letonia, Lituania, Noruega, Suecia, Reino Unido	NORD POOL	
España, Portugal	OMIE	

Rumanía	OPCOM	
República Checa	OTE	
Polonia	TGE	

Los 21 países que conforman el proyecto PCR están agrupados en 7 diferentes operadores de mercado, de estos operadores, EPEX, GME, OMIE y NORD POOL operan actualmente en el mercado integrado, el resto están trabajando para integrarse al proyecto conocido como short-medium term [11].

ii. Proyecto Cross–Border Intraday Market

El proyecto Cross–Border Intraday Market (Mercado intradiario transfronterizo) conocido como XBID por sus siglas en inglés, es aún más ambicioso, nace con el desafío de crear un mercado europeo continuo y común en el que la negociación esté lo más cerca posible de la hora de entrega física de la energía [11]. Además, tiene la iniciativa de negociar la electricidad en toda la UE, aumentando la eficiencia de precios y negociando continuamente transacciones intradiarias, en base a una metodología que busca crear un mercado intradiario europeo basado en la técnica del “Single Intraday Coupling”.

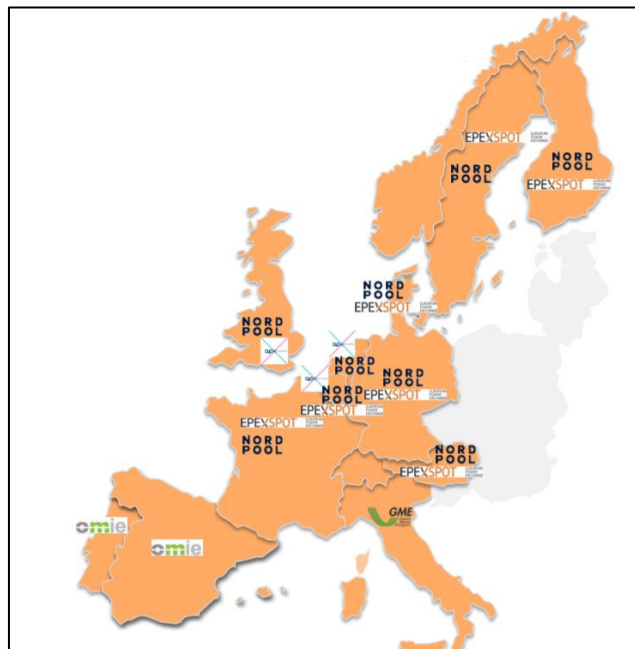


Figura 2. - Zona de oferta de mercados activos [13].

Fuente: XBID 4th User Group Meeting

En los diferentes mercados actuales de la UE existe una amplia gama de precios de la electricidad, depende en cierta medida del precio de los combustibles primarios y del costo de los certificados de emisión de dióxido de carbono (CO₂). Se espera que una mayor transparencia en los precios de la electricidad ayude a promover la competencia, alentando a los consumidores a elegir entre diferentes fuentes de energía (petróleo, carbón, gas natural y fuentes de energía renovable) y diferentes proveedores [14].

El precio de la energía en la UE depende de la oferta y la demanda, incluida la situación geopolítica, la combinación energética nacional, la diversificación de las importaciones, los costos de la red, los costos de protección ambiental, las condiciones climáticas, los niveles severos de impuestos [14].

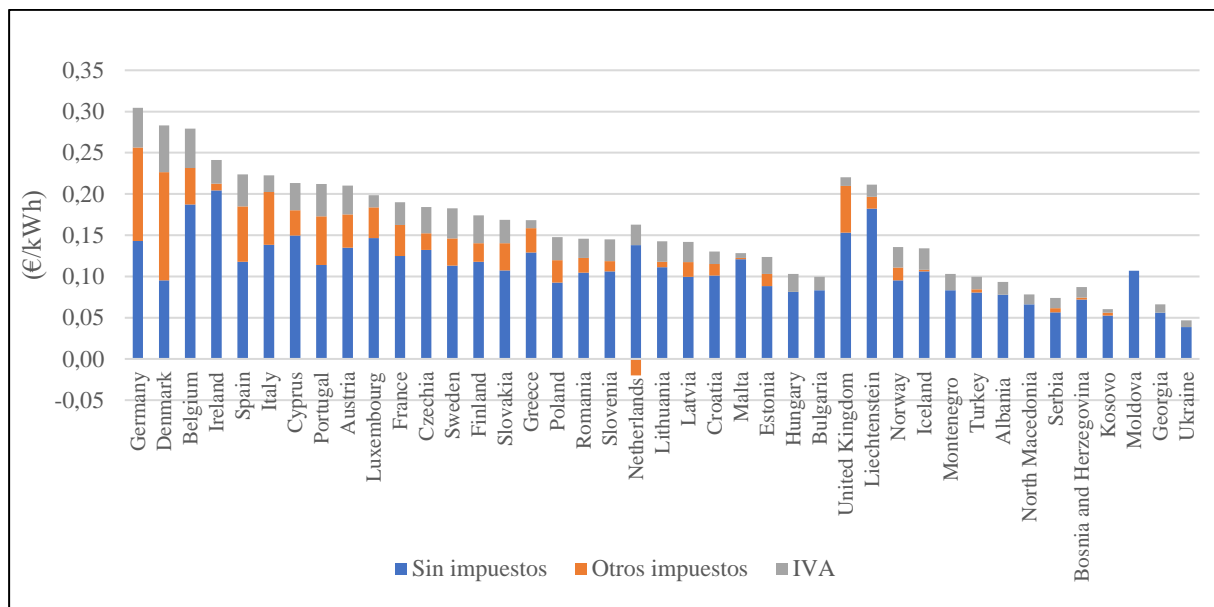


Figura 3. - Precios de electricidad para consumidores residenciales, primer semestre de 2020 [15].

En la Figura 3, los precios de electricidad (€/kWh) para consumidores residenciales en los países de la UE incluyen otros impuestos correspondientes a gravámenes superreducidos e impuestos al valor agregado por etapa de distribución.

El precio sin impuestos, es decir, energía, suministro y red, aumentó ligeramente más rápido que la tasa de inflación global en el segundo semestre de 2013, cuando fue de 0,1338 €/kWh. Sin embargo, desde 2014, se ha mantenido relativamente estable y ahora se sitúa en 0,1269 €/kWh. Por el contrario, el precio para otros impuestos ha aumentado de forma continua desde el 31,2% en el primer semestre de 2008 al 40,3% en el primer semestre de 2020 [15].

Para los consumidores residenciales (consumos anuales entre 2500 kWh y 5000 kWh), los precios de la electricidad en el primer semestre de 2020 fueron más altos en Alemania 0,3043 €/kWh, Dinamarca 0,2833 €/kWh y Bélgica 0,2792 €/kWh. Los precios más bajos de la electricidad se registraron en Bulgaria 0,0997 €/kWh, Hungría 0,1031 €/kWh y Estonia 0,1236 €/kWh. Además, en países bajos (Netherlands) se tiene que “otros impuestos” poseen valores negativos, esto debido a que existió un reembolso por gravámenes presentes en dicho año [15].

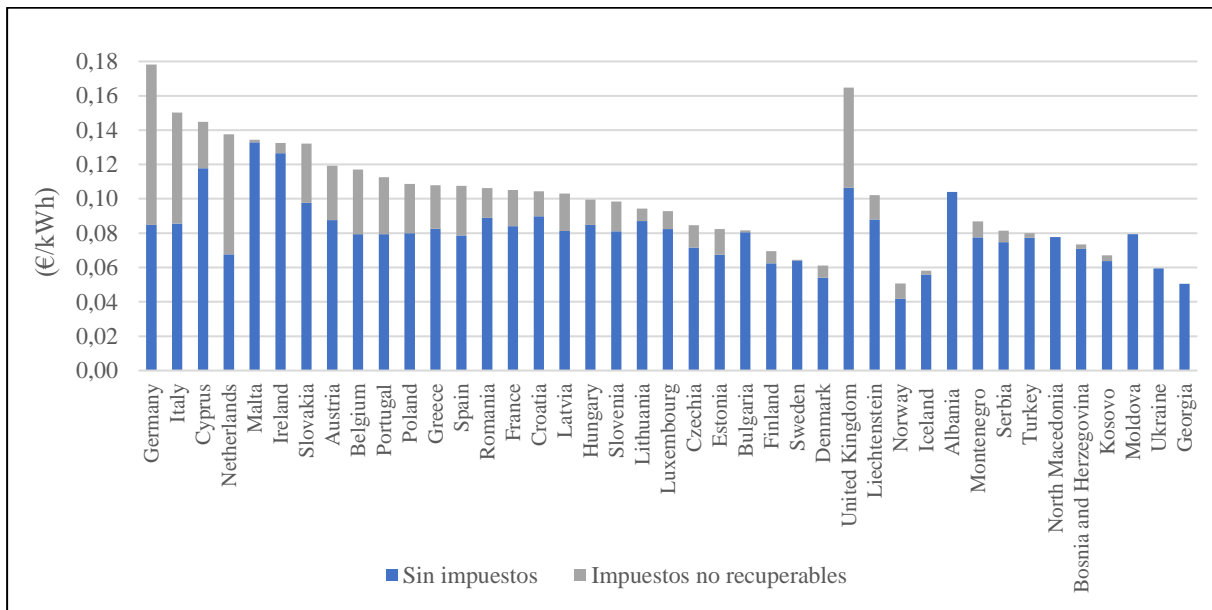


Figura 4. - Precios de electricidad para consumidores no residenciales, primer semestre de 2020 [15].

En la figura 4, se muestra que el precio de los impuestos para los consumidores no residenciales se ha incrementado continuamente del 13,8% en 2008 al 35,3% en el primer semestre de 2020. Por lo tanto, si miramos el precio total, los impuestos no recuperables para el primer semestre de 2020, está ligeramente por encima de otros impuestos [15].

iii. Recursos distribuidos y redes inteligentes en la UE

Varios estados de la UE han anticipado el proceso de liberalización de sus mercados eléctricos, mientras se avizora que los estados restantes tardarán para adoptar el proceso de liberalización, debido a las condiciones técnicas que requieren, como la generación de energía a través de fuentes de renovables. De hecho, siguen existiendo importantes obstáculos de entrada en muchos mercados de electricidad, como la renovación de edificios y la emisión de certificados energéticos, donde muchos de estos mercados todavía están dominados por proveedores monopolistas [14].

Existe un decreto que facilitó el funcionamiento de muchos mercados eléctricos en el que la Comisión de Energía del Parlamento Europeo, con base en el Real Decreto-ley 15/2018 Título

II, elimina las barreras regulatorias existentes que complican la actividad de autoconsumo, aprobando una serie de enmiendas que regulan las energías renovables en la UE, para lo cual se han proporcionado mejoras para producir, vender e intercambiar su producción, es decir, es un gran apoyo para el autoconsumo de Energías Renovables ya que están libres de cualquier penalización e impuesto [14].

Además, la colaboración en la flexibilidad de la demanda ha permitido que la generación renovable variable tenga mayor penetración a nivel de generación distribuida. Sin embargo, la red de distribución ha sido tradicionalmente diseñada para transmitir los flujos de energía de manera unidireccional desde la generación centralizada hasta el consumo, de manera que pueda ser operada con bajos niveles de seguimiento y control, gracias al comportamiento predecible y baja presencia de generación distribuida [16]. Sin embargo, una integración eficiente de los recursos distribuidos (generación, demanda y almacenamiento) requieren mayor grado de observación y control de la red, con flujos de energía en ambos sentidos. Este nuevo paradigma para la planificación y operación de la red de distribución es lo que se conoce como redes de distribución inteligentes o smart grids [16].

En España se han dado los primeros pasos, comenzó con la expansión de contadores inteligentes en 2007 y finalizó en 2018. Sin embargo, aún queda un largo camino por recorrer para conseguir un sistema de distribución verdaderamente inteligente. Los principales desafíos para esta transición radican en el desarrollo de nuevos modelos de negocio y un marco regulatorio que envíe señales económicas útiles a los operadores de red y asegure la necesaria coordinación entre los roles de los operadores de transporte y los sistemas de distribución [16].

Dentro de las redes inteligentes, el uso de agregadores es muy importante, ya que gestionan el consumo de varios usuarios, o la posibilidad de que un mismo usuario participe en la generación, permitiendo así que los consumidores participen en el mercado eléctrico [17].

Un agregador es una plataforma que ofrece a los pequeños consumidores la posibilidad de participar en el mercado energético utilizando los beneficios de la red inteligente. Al mismo tiempo, agrupa a un cierto número de consumidores que tienen una demanda, generación o almacenamiento manejable, creando así un dominio común que ofrecen como demanda flexible. El agregador es el encargado de gestionar esta demanda para obtener el mayor beneficio económico al tiempo que se asegura que se satisfagan las demandas de sus clientes [17].

B. Estados Unidos de América

En Estados Unidos los mercados mayoristas tradicionales de electricidad surgieron principalmente en el sureste (Florida), suroeste (Texas, Oklahoma) y noroeste (Washington), donde las empresas de servicios públicos son responsables de las operaciones y la gestión del sistema, por lo general, son las que se encargan de proporcionar energía a los consumidores minoristas. Las empresas de servicios públicos en estos mercados suelen estar integradas verticalmente y son propietarias de los sistemas de generación, transmisión y distribución utilizados para atender a los consumidores de electricidad. La industria históricamente ha comercializado electricidad a través de transacciones bilaterales y convenios de reserva de energía, es así que la orden No. 888 originó la noción de operadores de sistemas independientes – por sus siglas en inglés (ISO) [11].

Además de facilitar el acceso abierto a la transmisión, las ISO operan el sistema de transmisión de forma independiente y fomentan la competencia por la generación de electricidad entre los participantes del mercado mayorista. En la orden No. 2000, la Comisión Federal Reguladora de Energía (FERC) alentó a las empresas de servicios públicos a unirse a las organizaciones regionales de transmisión – RTO (por sus siglas en inglés), que, como una ISO, operaría sistemas de transmisión y desarrollaría procedimientos innovadores para administrar la transmisión de manera equitativa. Cada uno de los ISO y RTO tienen mercados de energía y servicios auxiliares donde compradores y vendedores pueden ofrecer generación. Estos generalmente utilizan mercados basados en licitaciones para determinar el despacho económico, aunque las principales secciones del mercado operan bajo estructuras de mercado más tradicionales, dos tercios de la carga eléctrica del país se suministra en las regiones RTO [18].

Las principales instituciones del mercado eléctrico estadounidense son la Federal Energy Regulatory Commission - por sus siglas en inglés (FERC), encargada de regular el mercado mayorista, la transmisión de electricidad en el comercio interestatal, el otorgamiento de licencias hidroeléctricas, además de emitir y hacer cumplir los estándares de confiabilidad obligatorios, este monitorea e investiga los mercados de electricidad [19].

De esta manera, la institución Public Utility Commission o PUCs por sus siglas en inglés, tienen jurisdicción sobre la distribución local y minorista en los estados donde se realizan las ventas. Además, son responsables de los términos y condiciones regulares asociados con la venta de electricidad por las empresas de distribución locales a los usuarios finales. Las PUCs también

regulan la ubicación y construcción de redes de transmisión y distribución (excepto de hidroeléctricas y nucleares comerciales) [19].

Las empresas con mercados minoristas son aquellas que actualmente están clasificadas como Local Distribution Companies –por sus siglas en inglés (LDCs), las cuales son reguladas por las PUCs. En estos estados también pueden existir cooperativas y empresas municipales, cada una con su área de servicio establecida, sus sistemas de distribución y sus activos de generación o procedimientos para la compra de energía a generadores independientes [19].

En resumen, EE.UU. está conformado por tres ISO [11]:

- CAISO: California Independent System Operator
- NYISO: New York Independent System Operator
- ERCOT: Electric Reliability Council of Texas

Y cuatro RTO [11]:

- ISO-NE: Independent System Operator of New England
- MISO: Midcontinent Independent System Operator
- PJM: PJM Interconnection System Operator
- SPP: Southwest Power Pool

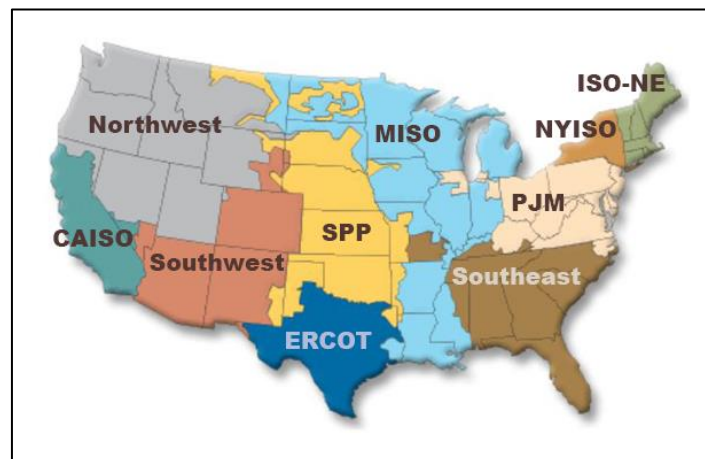


Figura 5. - mapa de mercados energéticos distribuidos en EE.UU. [18].

Como se evidencia en la figura 5, los mercados asociados con ISO/RTO cubren áreas geográficas que abarcan varios estados. Estos mercados son independientes entre cada ISO/RTO, y los intercambios de energía entre ellos se realizan, en su mayor parte a través de contratos bilaterales. En las zonas noroeste, suroeste y sureste, el sistema de transmisión es

administrado por operadores de la red de transporte (TSO) de menor entidad que los mencionados anteriormente, por lo que sus mercados siguen modelos más tradicionales.

Algunas de las barreras que se han enfrentado en los mercados norteamericanos, es la inclusión de fuentes de generación de energía eólica y solar, las cuales tienen alta incertidumbre y variabilidad. Por ejemplo, la alta penetración de la energía solar distribuida a escala empresarial (en CAISO) y la energía eólica (en MISO) han puesto de relieve la necesidad urgente de aumentar la flexibilidad operativa del sistema y valorarlo adecuadamente a medida que esté disponible en el mercado.

i. Mercados operados por ISOs/RTOs

La estructura operativa que gestiona cada una de estas entidades en los mercados energéticos y los servicios de adecuación del sistema en su área son muy similares entre sí, mientras que, los mercados de futuros o financieros, así llamados puesto que en estos mercados los contratos de suministro de energía se negocian por periodos de tiempo que pueden ser meses o años previos a la entrega de la energía y cuyo principal objetivo es cubrir los riesgos de los precios de compra / venta de energía antes de que se conozcan las necesidades reales del sistema son [11]:

- Day-Ahead Market. - El concepto es similar al mercado europeo, se conoce como un mercado Day-Ahead o diario. Se elabora el programa de generación el día anterior al de la entrega de energía [11].
- Real-Time Market. - Es un mercado que se negocia desde que se publican los resultados diarios del mercado hasta minutos antes del plazo de entrega. Se utiliza para reajustar el programa diario según las variaciones que se han producido en la demanda [11].

ii. Los precios de la electricidad según el tipo de cliente

Los precios de la electricidad suelen ser más altos para los consumidores residenciales y comerciales porque cuesta más distribuirlos. Los consumidores industriales utilizan más electricidad y pueden recibir electricidad en medio y alto voltaje, lo que hace que el suministro de electricidad sea más eficiente y menos costoso donde el precio de la electricidad para los clientes industriales suele ser cercano al precio mayorista de la electricidad [20].

La Tabla 2 presenta la tasa de crecimiento anual del precio de la electricidad para los diferentes tipos de clientes mencionados anteriormente en los Estados Unidos.

Tabla 2. - Tasa de crecimiento por tipo de cliente en 2019 [21].

Tasa de crecimiento del precio de la electricidad en EE.UU.		
Sector residencial	Sector comercial	Sector industrial
2,23%	1,80%	2,10%

iii. Recursos distribuidos y agregadores de mercado en EE.UU.

Los Recursos Energéticos Distribuidos (DER) por sus siglas en inglés, pueden proporcionar servicios a nivel sistémico, lo que hace que la interacción del sistema de distribución con el sistema de transmisión sea relevante. La penetración de los DER ha provocado la aparición de estructuras de mercados locales a nivel de distribución, incluidas las transacciones entre prosumidores, es decir, consumidores que al mismo tiempo participan en la producción del mismo, siendo un tema relevante pero aun conceptual a nivel de discusión, es la necesidad o no de implementar la figura del operador independiente de la red de distribución, que pueda ser necesario para asegurar la transparencia y el trato no inapropiado para penetraciones particularmente altas con nuevas tecnologías, agentes y modelos de negocio [22].

Para el desarrollo de estas actividades, los agregadores de DER deben tener acceso a los diferentes mercados de flexibilidad y al mercado mayorista de energía. En términos básicos, el agregador de demanda produce aumentos o disminuciones de demanda coordinados por su cartera de consumidores, los cuales forman parte de las diferentes transferencias económicas del mercado (como energía, potencia y servicios complementarios, según corresponda). Además, el rol del agregador es diferente al del comercializador, es decir el agregador no se encarga de suministrar energía al consumidor, establece contratos para aumentar o reducir la demanda, basada en una línea base para ofrecer otros servicios en los diferentes mercados a los que tiene acceso [22].

C. América Central

El Sistema de la Integración Centroamericana (SICA) es el marco institucional para la Integración energética, comprende la creación e implementación de un Mercado Eléctrico Regional (MER), un mercado mayorista supranacional que sirve como base para la inversión en el sistema integrado de transmisión y el desarrollo y construcción del primer sistema de transmisión regional, de Panamá a Guatemala, para permitir la operación física del MER. Con este mercado en operación, se espera atraer la inversión privada requerida para la expansión de

los parques de generación y redes de distribución, así como estimular la actividad económica y el comercio intrarregional en Centroamérica [23], [24].

i. Mercado Eléctrico Regional (MER)

La regulación regional ha establecido al MER como un mercado eléctrico mayorista a nivel regional, con una organización base en las siguientes premisas [24]:

- En el mercado, las transacciones comerciales de electricidad se realizan mediante intercambios de oportunidades derivadas del despacho económico regional y mediante contratos entre agentes del mercado.
- Los agentes del mercado, a excepción de los transmisores, pueden comprar y vender libremente, sin discriminación de ningún tipo, garantizando el libre tráfico de la electricidad por las redes de los países miembros del MER.
- Los agentes del mercado pueden instalar sus plantas de generación en cualquiera de los países miembros del MER para la comercialización regional de la energía producida.

ii. Mercado vertical

Cada sistema de potencia se divide en tres grandes bloques: Generación, transmisión y distribución. Teniendo en cuenta el caso de un mercado monopolizado, en este modelo todos los bloques del sistema pertenecen a una sola entidad, en donde se le conoce como modelo de integración vertical. En este esquema de bloques organizativos, la libertad de mercado no existe y por lo tanto se refiere a un monopolio en el sistema [25].

Este mercado se basa en pools, productores y consumidores, quienes suben sus ofertas al operador del sistema, el cual también actúa como operador del mercado y determina los precios de liquidez del mercado, sin embargo, cuando hay pérdidas o congestión en las redes de transmisión, el precio de la energía eléctrica depende del bus del que se extraiga la energía. Esto no ocurre necesariamente en un modelo de comercio descentralizado, pero en uno centralizado, el operador del sistema tiene un papel mucho más activo que un modelo bilateral [25].

iii. Mercado oligopolístico

Este tipo de mercado se caracteriza por la existencia de un número reducido de proveedores, con poder de incidir en el precio y por la existencia de barreras de entrada para nuevos competidores, cuando se cumplen estas dos condiciones se crea una interdependencia entre las empresas. Esta interacción estratégica no se da en otros mercados, porque hay muchas empresas y no tienen el peso suficiente para que sus decisiones afecten a las demás o simplemente por la

falta de competencia. En el oligopolio, al ser un mercado con un número reducido de proveedores, estos pueden influir tanto en el precio o en las estrategias de las empresas competidoras. El estudio de este mercado, a diferencia de los demás, se basa en la interacción entre empresas y la búsqueda del equilibrio utiliza la teoría de juegos, que puede ser cooperativa o no cooperativa dependiendo de si las empresas deciden llevar a cabo estrategias [26].

Una decisión estratégica que deben tomar las empresas es si colaborar o competir. Si acuerdan la cantidad a producir o el precio del producto, se dice que están actuando en complicidad y formando un “cartel”, de lo contrario, actúan sin culpabilidad. Si compiten, pueden hacerlo en precio y sus decisiones pueden ser simultáneas o secuenciales [26].

Una vez detallado los mercados existentes, a continuación, se presenta un resumen comparativo de los precios finales de la electricidad en los principales sectores consumidores de Centroamérica, el análisis realizado es correspondiente al año 2018:

Tabla 3. - Tarifas de los distintos sectores y empresas distribuidoras, 2018 [23].

País y Empresa	Sector Comercial		Sector Industrial		Sector Residencial	
	USD/MWh					
	15 MWh	50 MWh	20 MWh	80 MWh	50 kWh	100 kWh
Bélice - BEL	218,9	207,6	176,6	171,9	0,17	0,19
Costa Rica - CNFL	164,6	164,6	156,6	156,6	0,12	0,13
Costa Rica - CNFL	171,9	171,9	171,9	171,9	-	-
Costa Rica - ICE	158,4	158,4	158,4	158,4	0,13	0,13
Costa Rica - ICE	164,0	164,0	164,0	164,0	-	-
El Salvador - CAESS	175,2	174,9	175,3	174,8	0,16	0,21
El Salvador - CAESS	206,8	206,6	206,9	206,5	-	-
El Salvador - CLESA	189,0	188,3	229,4	229,0	0,19	0,24
El Salvador - CLESA	229,6	229,1	188,6	188,2	-	-
El Salvador - DEL SUR	173,9	173,1	173,5	173,0	0,18	0,23
El Salvador - DEL SUR	228,1	227,0	227,4	226,9	-	-
Guatemala - DEOCSA	186,3	170,7	179,1	166,7	0,06	0,26
Guatemala - DEOCSA	199,9	195,2	-	-	-	-
Guatemala - DEORSA	178,2	163,5	177,7	165,8	0,07	0,25
Guatemala - DEORSA	190,7	186,0	-	-	-	-
Guatemala - EEGSA	126,7	122,4	120,0	116,6	0,07	0,16
Guatemala - EEGSA	144,4	143,7	-	-	-	-
Honduras - ENEE	159,5	148,7	155,6	146,9	0,12	0,19
Honduras - ENEE	163,8	159,5	162,3	158,8	-	-
Nicaragua - INE	247,5	244,4	194,3	200,1	0,08	0,09

Nicaragua - INE	250,9	250,9	223,6	224,7	-	-
Panamá - EDEMET	194,6	194,1	194,4	194,0	0,12	0,13
Panamá - EDEMET	226,8	226,2	187,4	200,6	-	-
Panamá - ENSA	183,9	183,5	176,5	176,2	0,11	0,11
Panamá - ENSA	195,2	194,8	195,0	194,7	-	-
R. Dominicana - EDE's	165,6	165,4	164,4	164,2	0,10	0,10
R. Dominicana - EDE's	182,0	181,8	165,6	165,4	0,19	0,24

1.1.2 Tendencias futuras de los mercados eléctricos

El futuro de los mercados eléctricos depende directamente de las energías renovables y de los DER, ya que estas fuentes energéticas bajas en carbono ofrecen un potencial clave desde el punto de vista social por su modularidad y capacidad de generación eléctrica a nivel local, permitiendo el desarrollo de iniciativas locales, principalmente la energía solar y eólica, que han crecido gradualmente [27], [28].

Las políticas de la UE apuntan a generar el 32% de la energía a través de fuentes renovables hasta el 2030, y se gestiona a través de un apoyo financiero que está inmerso en la tarifa energética, esto es lo que se conoce como incentivo del gobierno europeo [28]. Países como China e India (grandes consumidores de hidrocarburos) han dejado de ser motores de crecimiento económico a medida que el precio del petróleo se desplomó y se considera que han entrado en una fase de desarrollo lento; así como Japón, que atraviesa un proceso que tiende a la recesión [29]. En Estados Unidos, el apoyo a las energías renovables osciló entre el 0 y el 6% y el promedio fue del 1,5% de las tarifas finales [28]. Iniciando su transición hacia otras fuentes de energía, fortaleciendo su papel como exportador gracias a la explotación de esquisto, creando un exceso de oferta global de petróleo e induciendo una caída más prolongada del precio del petróleo [29].

Por tanto, los métodos de generación de energía renovable están estrechamente relacionados con la Generación Distribuida (GD) [30]. Hoy en día, la generación distribuida permite inyectar energía en el sistema de distribución tradicional donde los contadores inteligentes permiten registrar el flujo de energía de forma bidireccional, en caso de que el usuario final disponga de un mecanismo de generación distribuida [31].

Además, el concepto Virtual Power Plant (VPP) apareció para añadir sistemas de generación de energía renovable que poco a poco se han transformando hasta entenderse casi como un agregador. De hecho, muchas definiciones lo describen como un conjunto de elementos

controlados por programas informáticos encargados de optimizar la generación, respuesta a la demanda de energía y almacenamiento, como si se tratara de un solo sistema [32].

La alta eficiencia de las VPP garantiza la gestión de las energías renovables a través de tecnologías de la información y la comunicación (TIC), esto conduce a una operación unilateral con la generación convencional del propio sistema, el cual debe ser gestionado por un operador encargado de comunicarse con el mercado energético con el fin de despachar la energía necesaria para minimizar los costos de generación convencional o, a su vez, compensar el sistema en tiempos de contingencia o altas demandas en el sistema [33].

Asimismo, las redes eléctricas inteligentes Smart Grid (SG) se han desarrollado en muchos países, convirtiéndose en la nueva generación de redes eléctricas, donde EE.UU. y la UE las consideran la mejor solución para la seguridad eléctrica, relacionada con la estabilidad social y desarrollo económico. Esto se debe a que la red eléctrica tradicional operada por sistemas de control de supervisión y adquisición de datos (SCADA) se ha convertido en un sistema rígido, carente de flexibilidad en el sistema de generación, transmisión y distribución, lo que conduce a errores en la estimación general y hace que el sistema no sea muy visible [31].

De manera que para mantener el funcionamiento eficiente de los sistemas de energía eléctrica y reducir el riesgo para el personal de las empresas eléctricas, existen sistemas dinámicos y adaptables como el estándar IEC 61850-7-420, que especifica varios tipos de nodos lógicos y modelos de información para aplicar a diferentes DER; por ejemplo, sistemas de fuente de combustible, fotovoltaica (PV), calor y energía combinados (CHP), etc. [34].

El modelado de información predefinido, LNs, facilita la comunicación e integración de DERs en sistemas de protección y automatización. Además, ofrece la estandarización de todos los modelos de datos que mejorará la interoperabilidad entre el sistema automático de distribución (DAS - por sus siglas en inglés) y los DERs, de manera que aumente la confiabilidad de la red energética [34].

1.2 Mercados eléctricos en América Latina

1.2.1 Tipos de modelos de mercados eléctricos

i. Mercado minorista

Este mercado no está regulado debido a la multitud de comerciantes existentes, que compran energía en el mercado mayorista y, en marcado contraste con los distribuidores monopolistas, que buscan clientes que ofrezcan mejores condiciones de precio para las franjas horarias.

Se asume que las funciones de distribución y venta son parte de un monopolio natural que regula su uso y precio; sin embargo, las transacciones en los mercados minoristas representan ventas de energía de cogeneradores y pequeños productores de electricidad a distribuidoras. Además, este tipo de mercado constituye una parte importante de la generación eléctrica [35], [36].

ii. Mercado mayorista

En Latinoamérica el mercado es controlado por el operador del sistema y está formado por generadores por el lado del suministro eléctrico y, dependiendo del modelo de sistema en el que se ubique, habrá más o menos compradores de energía. Los compradores típicos en el mercado mayorista son distribuidores (cuando tienen funciones minoristas), comercializadores (compran para abastecer a sus clientes minoristas) y grandes usuarios (empresas o grandes consumidores que pueden salir de tarifas reguladas y participar directamente en el mercado de intercambio eléctrico) [35].

Las compras/ventas en el mercado mayorista pueden ser a través de contratos o al contado. Cuando los comerciantes o distribuidores quieren ofrecer precios minoristas estables, es normal que la mayoría de los intercambios en este mercado se realicen a través de contratos (evitan el riesgo de pérdidas por aumentos de precios en el mercado mayorista que no se pueden trasladar a los consumidores) [7].

En este modelo, todos los generadores que forman parte del sistema eléctrico compiten entre sí en condiciones similares para establecer contratos de venta de energía a largo plazo con empresas distribuidoras y / o grandes consumidores (clientes industriales), además de competir para ofrecer su producción en el mercado mayorista a corto plazo gestionado por el operador del mercado eléctrico. Las redes de transmisión son el sistema físico abierto a todo lo que permite la libre competencia y el funcionamiento de un mercado eléctrico mayorista [7].

Tabla 4. - Característica de mercados mayoristas en países de América del Sur [37] [38] [39]

Características de mercados mayoristas en países de América del Sur	
Argentina y Bolivia	<ul style="list-style-type: none"> • Privatizaron sus empresas petroleras y han mantenido la integración vertical pero no les interesa la captación de sus rentas petroleras.
Brasil	<ul style="list-style-type: none"> • En un país como Brasil, un usuario es un comprador libre, cuando su capacidad conectada al sistema es de 500kW a 30000kW o superior; Por tanto, los usuarios pueden optar por ser un comprador regulado o gratuito. • Los despachos en plantas de generación y el mercado son similares a los de Perú y Chile, el único aspecto diferenciador es que en Brasil no hay pago por capacidad firme. Una característica muy importante en la operación de los contratos a largo plazo son las licitaciones y compras de energía. Lo que permite una mayor flexibilidad dentro de las transacciones del mercado interior.
Colombia	<ul style="list-style-type: none"> • Hay dos tipos de compradores en el mercado mayorista colombiano: compradores regulados (usuarios en empresas distribuidoras de energía eléctrica) y compradores libres. Según la Comisión de Regulación de Energía y Gas - CREG, para ser un comprador libre, el cliente debe registrar un consumo de 55 MW/h, o tener una capacidad máxima instalada de 100 kW. • Tanto las empresas distribuidoras como los compradores libres no pueden comprar energía directamente en el mercado spot, sino que deben firmar contratos de suministro con comerciantes mayoristas. • En Colombia, la generación y comercialización de electricidad son actividades verticalmente separadas.
Chile	<ul style="list-style-type: none"> • En el funcionamiento del mercado mayorista en Chile, existen dos tipos de compradores: regulados y libres. Para ser parte de usuarios libres en Chile, el usuario debe tener una capacidad instalada del sistema mayor a 2000 kW, las empresas distribuidoras deben subastar contratos, con una duración de entre 3 y 15 años, para cubrir los requerimientos energéticos y capacidad proyectada para sus clientes regulados. • Las empresas de generación compiten entre sí por el precio de la energía que ofrecen para los contratos de suministro. • El precio de la capacidad se fija al costo marginal vigente en el momento de la licitación y las empresas deben comenzar a suministrar los contratos aproximadamente tres años después de la subasta.
Ecuador	<p>En este tipo de mercado existen dos tipos de compradores:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Compradores regulados, aquellos clientes de empresas distribuidoras de energía; y compradores libres, según la normativa ecuatoriana, para convertirse en comprador libre es necesario consumir más de 4.500 MWh/año, y tener una demanda máxima de más de 650 kW en los 6 meses anteriores. • No existe un mercado mayorista propiamente tal en Ecuador. Las centrales eléctricas son despachadas en orden de mérito económico de acuerdo a costos variables declarados, además, la producción de energía de cada central es valorizada a su costo variable y una parte es entregada a los consumidores regulados en forma de costo variable.

Perú	<p>En Perú, existen dos tipos de compradores: regulados y libres. Para ser parte de usuarios libres en Perú, dicha capacidad debe ser mayor a 2500 kW. Cabe destacar que el usuario puede optar por ser libre o comprador regulado, siempre que su capacidad conectada esté entre 500kW y el límite inferior del usuario no regulado. Hay tres tipos de contratos que se pueden subastar en Perú:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Contratos de corto plazo: Con una duración determinada por el regulador antes de la subasta y con inicio de suministro entre 1 y 3 años después de la subasta. • Contratos a medio plazo: Con una duración máxima de 5 años y con inicio del suministro al menos 3 años después de la subasta. • Contratos a largo plazo: Con una duración entre 5 y 10 años y con inicio de suministro al menos tres años después de la subasta.
Venezuela	<ul style="list-style-type: none"> • El mercado está integrado verticalmente, ya que cuenta con refinerías fuera del territorio venezolano, siendo CITGO la más importante, así como una red de estaciones de servicio en Estados Unidos. • Venezuela, a pesar de la explotación de la faja petrolera del Orinoco y de la apertura petrolera posterior a 1992, no renuncia a sus ingresos petroleros bajo ninguna circunstancia.

iii. Mercado del día anterior “day-ahead”

En este tipo de mercado, en el caso de la oferta, los participantes exponen precios y cantidades de energía, es decir, el valor que tienen disponible para vender y en el caso de la demanda, exponen el valor que están dispuestos a pagar. La clave fundamental es la relación de las curvas de oferta y demanda para cada hora del día, que depende del número de mercados participantes para obtener precios un día antes de que ocurra el suministro real, los saldos adquiridos después de este día serán liquidados en el mercado intradiario o mercado en tiempo real [40].

Una de las ventajas del mercado day-ahead es que los comercializadores pueden añadir valor agregado a los servicios que ofrecen o satisfacer otras necesidades solicitadas por los consumidores, además de ayudar a generar beneficios para todos los actores del sistema como nuevas plataformas o sistemas de intercambio [40].

iv. Mercado en tiempo real “real-time”

Los participantes tienen la alternativa adicional de que al inicio de la operación pueden enviar ofertas o incluso comprar energía el mismo día de la operación. Además, en el día de la negociación, los participantes pueden renegociar toda la demanda de energía para algunos períodos de carga, o negociar algunos deltas establecidos por el administrador del mercado [40].

El diseño de este mercado ofrece grandes ventajas con herramientas y plataformas para que los actores del mercado tengan mayor información y tomen mejores decisiones de compra y venta; así como transacciones más seguras en tiempo real, pronóstico con analítica, entre otros [40].

1.2.2 Análisis de precios de la energía en América Latina

La organización latinoamericana de energía (OLADE) es un organismo de cooperación con los países de América Latina y el Caribe, que recopila información de diferentes publicaciones oficiales de los países miembros donde analiza la importancia económica del uso de energía eléctrica y combustibles, en los que se enfoca en obtener los precios finales de la energía, prevaleciendo los precios de la energía que tienen la mayor representación posible en cada país [41].

Para determinar los precios de la energía, se considera las siguientes variables que están presentes en los ingresos totales por venta [41]:

- Precio sin impuesto (Moneda/Unidad física),
- Impuestos especiales (Moneda/Unidad física),
- Subsidio (Moneda/Unidad física),
- IVA (%),
- Valor IVA (Moneda/Unidad física),
- Impuesto total (Moneda/Unidad física),
- Precio final (Moneda/Unidad física).

A continuación, se muestra un resumen comparativo de los precios finales de la electricidad en los principales sectores consumidores de los países sudamericanos, el análisis de precios correspondiente al año 2019.

Tabla 5. - Tarifas de los distintos sectores en países de América Latina [41].

País	IVA (%)	Sector Residencial	Sector Comercial	Sector Industrial
		Precio final (USD/MWh)		
Argentina	21	102,5	-	75,91
Bolivia	13	12,01	16,71	9,71
Brasil	-	187	169,1	161,5
Chile	-	129,56	138,59	88,84
Guyana	14	239,59	308,26	289,46
Jamaica	-	298,6	248	214,62
Paraguay	11	61	70	45,4

Uruguay	22	135,54	221,4	138,29
---------	----	--------	-------	--------

En la Tabla 5, los precios más caros para los países Latinoamérica se encuentran en el sector residencial y comercial, a excepción de Bolivia que tiene las tarifas más bajas en sus tres sectores, en comparación con Guyana que tiene las tarifas más altas.

1.2.3 Tendencias futuras de los mercados eléctricos en América Latina

En América Latina y el Caribe (ALC) una gran cantidad de energía limpia es impulsada por la abundancia de plantas hidroeléctricas, además que las fuentes de energía alternativas como la eólica, solar y geotérmica, solo representan alrededor del 2% de la generación eléctrica en ALC.

Así, en ALC se implementan escenarios que se espera muestren la participación gubernamental que ofrece oportunidades de inversión para el sector privado [42].

Tabla 6. - Escenarios futuros para Latinoamérica y el Caribe [42]

	Productividad y reforma estructural	Cambio climático y resiliencia	Integración regional	Herramientas dominantes para actuar
Samba	Crecimiento económico alto basado en un alto nivel de innovación y una reforma estructural exitosa	Prioridad media, la descarbonización está determinada por los mercados de carbono y medidas de adaptación alineadas con los mercados.	Los proyectos clave de la región son impulsados por la economía de mercado	Mercado
Tango	Crecimiento económico medio con un enfoque fuerte en la sostenibilidad	Prioridad alta, inversiones fuertes en mitigación y adaptación regional	Una gobernanza regional amplia, que cubre seguridad, des carbonización y adaptación resiliente	Estado
Rock	Crecimiento económico bajo y una inversión limitada en infraestructura	Prioridad baja, poco enfoque en mitigación y adaptación débil	Un sistema regional fracturado con las inversiones de cada país enfocadas a su interior	Trabajo a parches

i. Descripción de los escenarios futuros para ALC

Tres escenarios energéticos regionales - Samba, Tango y Rock, han sido desarrollados por Word Energy Council, en colaboración con socios y expertos regionales en energía para examinar vías plausibles para la transición energética en la región de ALC. Como punto de partida, los tres escenarios regionales utilizan el marco arquetípico de Escenarios Energéticos Mundiales 2016 del Consejo: Modern Jazz (Samba), Unfinished Symphony (Tango) y Hard Rock (Rock) [42].

En Samba, la viabilidad de adoptar nuevas tecnologías a lo largo de la cadena energética va desde la energía con red inteligente que permite una eficiencia energética rápida y mejorada, hasta opciones de conectividad digital, almacenamiento de energía y mayor disponibilidad de suministro energético, lo que significa grandes cambios en la combinación de energía primaria a energía renovable, biocombustibles y gas natural [42].

En Tango, las iniciativas primero proyectarán raíces a nivel local, estas iniciativas conducirán a una mayor integración regional, un fuerte desarrollo de infraestructura y una alta cooperación regional que apoyen al sector privado en el desarrollo de soluciones de redes integradas. Brasil, más específicamente, podrá exportar electricidad a sus países vecinos a partir de 2030 y se espera que se beneficie potencialmente de la integración regional [42].

En Rock, los combustibles fósiles seguirán siendo una fuente importante de energía y los gobiernos se verán obligados a cambiar su enfoque hacia la resiliencia y adaptar nuevas infraestructuras a medida que aumente el número de fenómenos meteorológicos extremos. Rock es un mundo de acuerdos bilaterales entre productores y consumidores de energía, en el que los gobiernos nacionales compiten entre sí por condiciones favorables de suministro o por el acceso a empresas energéticas. Las empresas energéticas nacionales desempeñan el papel de intermediarios clave [42].

ii. Integración de energías renovables en redes eléctricas inteligentes

Una de las principales primacías de la implementación de redes inteligentes en los países de ALC corresponde a la integración de energías renovables en la red eléctrica. Esta integración incluye medición inteligente, generación distribuida, almacenamiento de energía y gestión de la demanda en el sistema eléctrico [43].

Entre estas medidas a implementar está la seguridad de suministro energético, que depende principalmente de la capacidad firme de las unidades generadoras. Sin embargo, existen grandes

retos para la integración de las energías renovables en los mercados energéticos, así como definir e implementar las reglas y bases de estos mercados, lo que conlleva un cambio en el modelo de generación de energías renovables y una integración rentable del mismo. Proporcionar el mercado de la energía para las fluctuantes fuentes de energía renovable se convierte en una tarea difícil para la futura red inteligente [43].

Sin embargo, los nuevos alcances tecnológicos favorecen la implementación de energías renovables, que incluyen un sistema que ayuda a resolver los problemas de intermitencia de fuentes renovables y un sistema de almacenamiento de energía para la generación de grandes cantidades a partir de fuentes similares. La Figura 6, muestra la participación de las distintas fuentes de energía a nivel mundial en el año 2019, donde el gas natural es el combustible dominante utilizado para la generación de energía en América del Norte, Oriente Medio y África con respecto de América del Sur y Central donde la mitad de su energía se obtiene de hidroelectricidad, con una participación muy superior a la de cualquier otra región. En Asia, el carbón es el combustible dominante. En Europa, la energía nuclear es la principal fuente de electricidad, dado que la generación se distribuye de manera bastante uniforme entre cinco combustibles diferentes. A pesar de las distintas fuentes de energía, las energías renovables se encuentran en un rango porcentual bastante participativo [44].

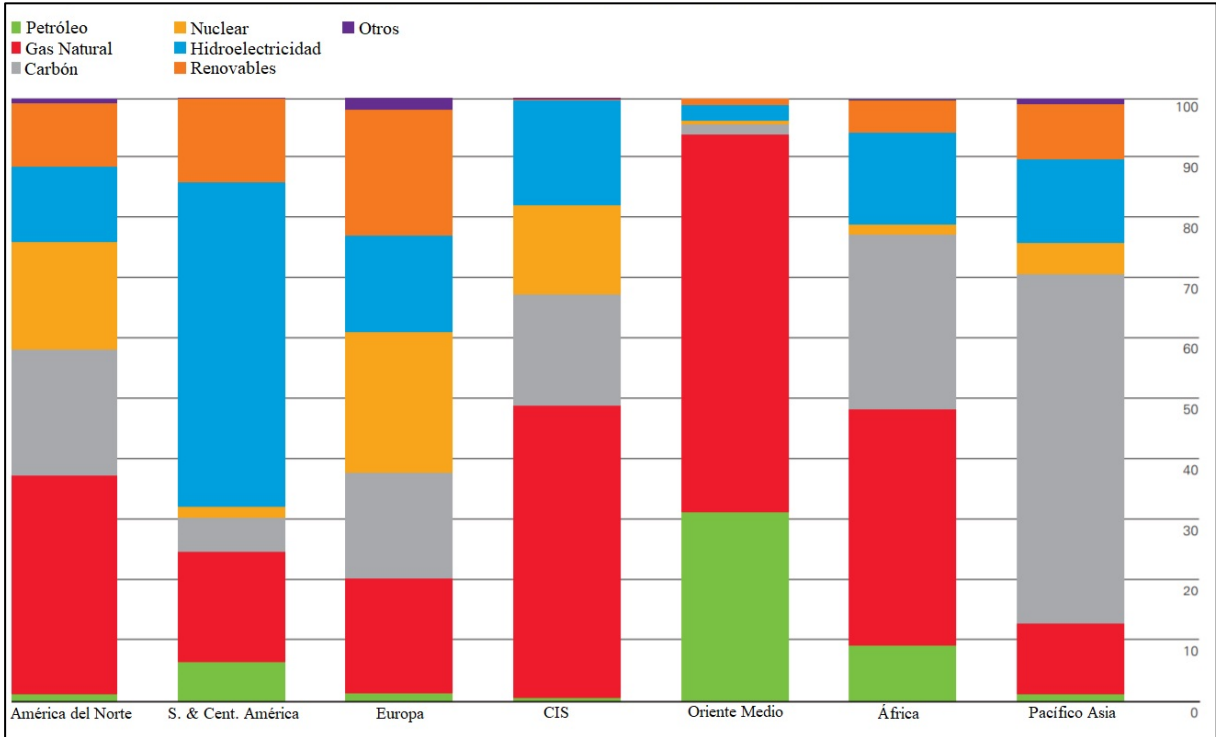


Figura 6. - Participación porcentual de generación eléctrica a nivel mundial [44]

Asimismo, la penetración de DER, especialmente renovables, se considera una alternativa a la transformación y fortalecimiento que sufre la matriz energética del sistema eléctrico de potencia (SEP). Este rápido avance de las redes de distribución se caracteriza por cambios característicos que afectan a todos los elementos significativos que influyen en la calidad del producto eléctrico (Power Quality - PQ). Por esta razón, introducir tecnologías inteligentes en las redes de distribución, sin una gestión exitosa, podría tener consecuencias desfavorables para el sistema [45].

Sin embargo, en Latinoamérica existe una tendencia positiva en cuanto a la implementación de este tema, en el que uno de los aspectos más visibles de las redes inteligentes para el usuario y el sistema eléctrico en general, son los dispositivos conocidos como medidores inteligentes. Estos permitirán, no solo la lectura remota del consumo, sino que también proporcionarán al usuario información en tiempo real sobre su propio consumo. Si bien no aporta ningún tipo de inteligencia al sistema eléctrico, es un paso fundamental para lograr una red inteligente, donde esta información de consumo en tiempo real se utilizará para ajustar tarifas, políticas de consumo y gestión del flujo de energía [46].

En la figura 7 se muestra la evolución de la implementación de medidores inteligentes a nivel mundial, hasta 2020, en el que África y América Latina aún muestran el rezago en la implementación de esta nueva tecnología.

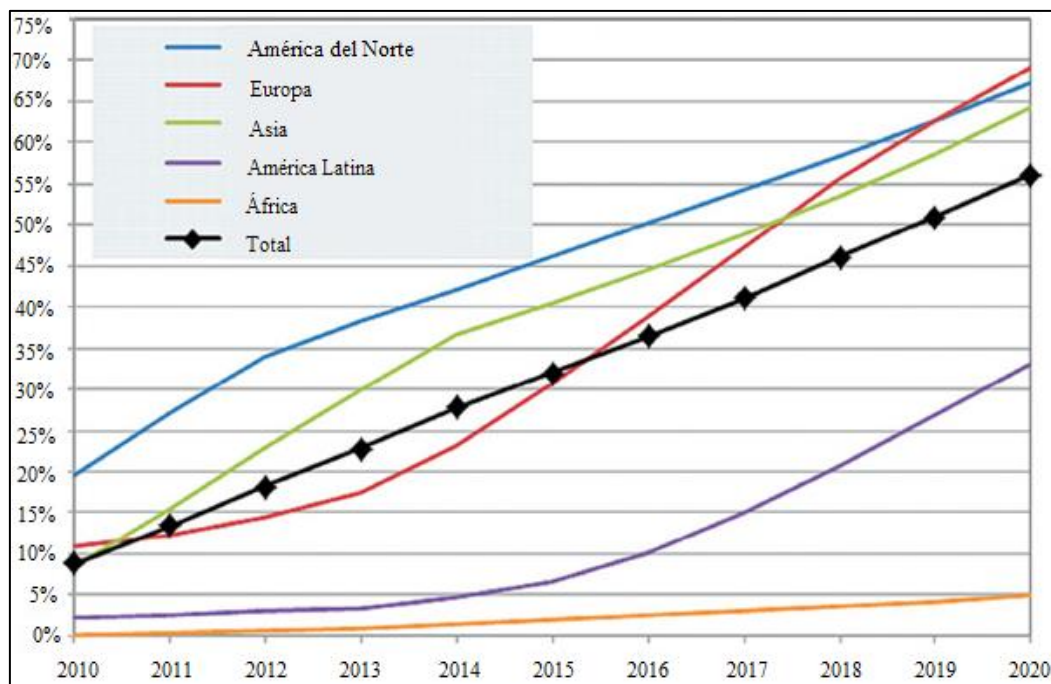


Figura 7. - Evolución de medidores inteligentes en el mundo [46].

1.2.4 Aporte de los mercados eléctricos en el cambio climático

A nivel global, existe un impacto especial en el sistema eléctrico al atravesar un proceso de transformación debido a tres factores principales.

- Primero, la creciente proporción de generación de electricidad a partir de fuentes renovables como la energía eólica y la energía solar fotovoltaica.
- En segundo lugar, la expansión de recursos energéticos descentralizados.
- Y tercero, la difusión de la digitalización, que está llegando a todos los segmentos de la cadena de valor desde la generación hasta los clientes, generando nuevas oportunidades de negocio y optimizando los costes operativos [47].

Con la adopción de nuevos esquemas de generación, las energías renovables son un elemento clave en las estrategias y escenarios para enfrentar el cambio climático, esto obliga a los diferentes actores del mercado a buscar alternativas, con el fin de contribuir con el medio ambiente reduciendo la dependencia de fuentes de energías altas en carbono y promover nuevas alternativas [47].

En este contexto, ALC enfrenta una condición asimétrica en la que no es una región con emisiones históricas relevantes, pero es vulnerable a los efectos del cambio climático. Sin embargo, el cambio climático debe ser visto como un problema global que ocurre en el contexto de una economía total, lo que implica que un acuerdo marco necesariamente tendrá consecuencias globales [48].

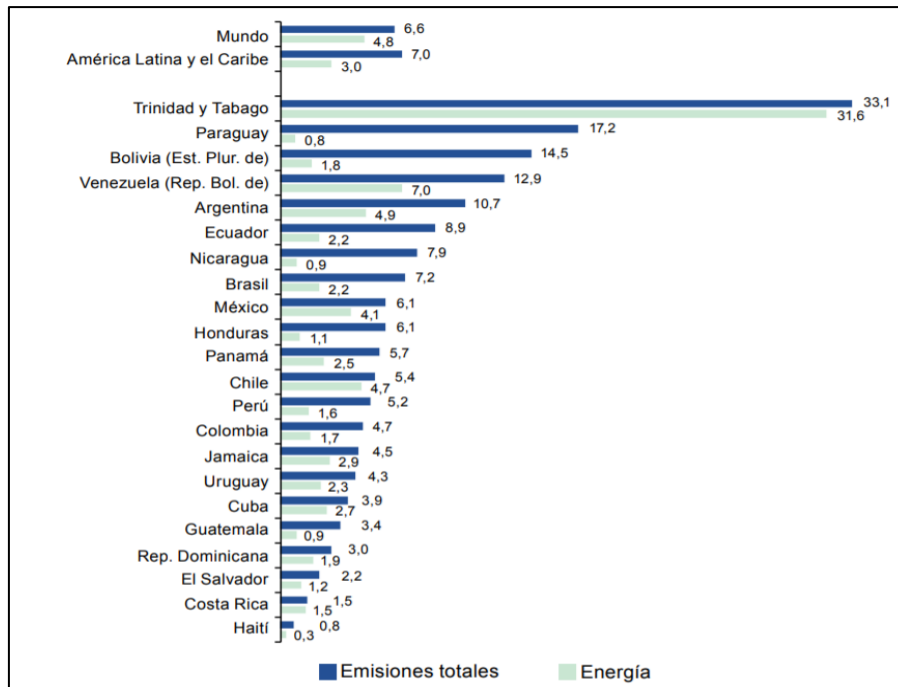


Figura 8. - Emisiones de gases de efecto invernadero [48].

En la Figura 8 se observa las emisiones de gases de efecto invernadero per cápita (toneladas de CO₂) que existen en ALC, así, en un escenario desfavorable, en 2050 las emisiones per cápita de la región estarán por encima de las metas marcadas para garantizar el clima, aunque solo se tomen en cuenta las derivadas del consumo energético [48].

Por ello, el régimen internacional acordado en la Convención Marco de Naciones Unidas sobre Cambio Climático (CMNUCC) y el Protocolo de Kyoto, son los que regulan la emisión de gases de efecto invernadero, especialmente el uso de la atmósfera como escorrentía de gases de efecto invernadero derivado de la actividad del hombre. Hasta el momento, de los países que integran América Latina y el Caribe, solo Colombia y Venezuela están en proceso de adherirse al protocolo de Kyoto [49].

1.3 Mercado eléctrico en Ecuador

La Estructura del Mercado Eléctrico Ecuatoriano está conformado por tres grandes grupos: Generación, Transmisión, Distribución y Comercialización. La Generación de Energía es controlada y regulada por la ARCERNNR Agencia de Regulación y Control de Energía y Recursos Naturales No Renovables, organismo encargado de cumplir y hacer cumplir las regulaciones, mientras que el organismos rector, el Ministerio de Energía y Recursos Naturales No Renovables es el encargado de emitir el permiso para habilitar el inicio de las operaciones

de las empresas de generación, transmisión y distribución de energía eléctrica a los agentes estatales y privados [50].

Dentro de los mercados de energía eléctrica, el agente generador tiene libre disponibilidad sobre algún equipamiento técnico, con capacidad de generar energía eléctrica de manera que un tercero pueda hacer uso de su producción y que tenga, además, derecho de percibir por esta transacción una compensación libremente acordada. Por lo tanto, el generador tiene el derecho de decidir sobre el volumen producido y de ubicar su producción en el momento y la manera que resulte más conveniente para él [50].

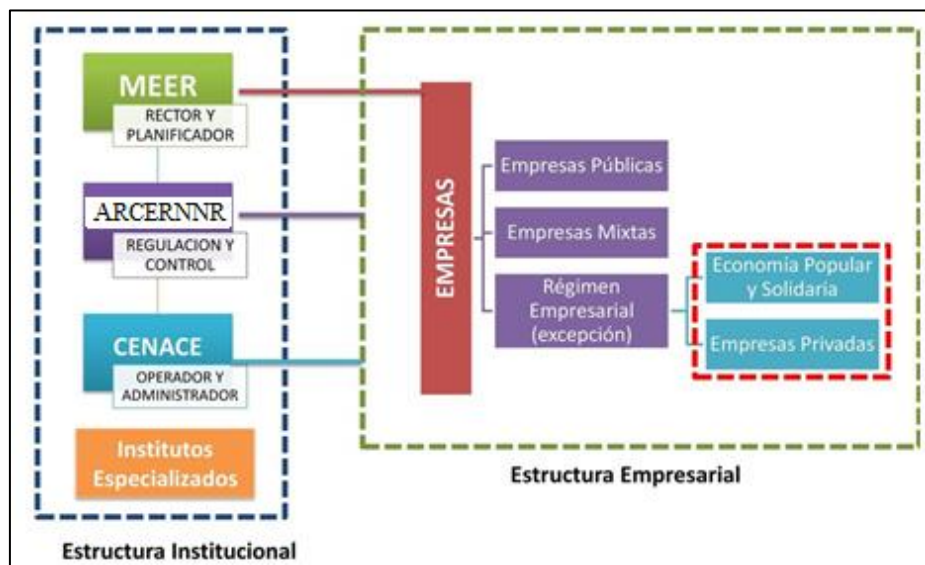


Figura 9. - Estructura de los mercados en Ecuador [50].

i. Mercado spot

En este tipo de mercado la energía transada resulta de flujos reales de energía, los precios mismos que reflejan las condiciones reales de mercado al momento de suministrar la energía producida hasta los consumidores no se actualizan continuamente, sino en períodos de tiempo de una hora.

Aquí se determina un precio por MWh para cada hora de las 24 horas de un día. Se forman con los participantes una curva de oferta (venta) y una curva de demanda (compra). El precio del sistema se determina cuando las dos curvas se cruzan [50].

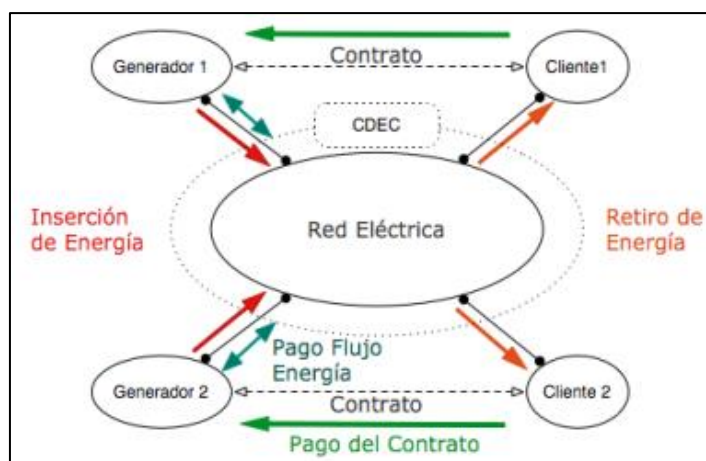


Figura 10. - Diagrama del funcionamiento del Mercado Spot [51].

En Ecuador los clientes no tienen acceso directo al mercado spot, los encargados son las empresas generadoras con las que se establecen los contratos. En otros países se permite a los clientes comprar energía directamente del mercado spot, sin ser obligatorio tener su consumo contratado de antemano para ellos. Pero en Ecuador las empresas distribuidoras y los grandes clientes tienen la obligación de haber establecido contratos antes de retirar su consumo a través de la red eléctrica [51].

ii. Mercado de contratos

Este tipo de mercado se caracteriza porque las transacciones se pactan en contratos de corto o largo plazo entre Generadores, Generadores y Distribuidores, y entre Generadores y Grandes Consumidores. Los contratos se celebran libremente en cantidades y precios, los mismos que en la mayoría de los casos se ponen en conocimiento del Operador del Sistema para que este verifique que exista la capacidad de transmisión y generación necesarias para llevar a cabo las transacciones pactadas y mantener el equilibrio del sistema [50].

En el mercado de contratos, se reconoce la existencia de dos tipos de suministro correspondientes a dos tipos de clientes distintos: el suministro a grandes clientes y el suministro a clientes regulados (p. ej. clientes residenciales) a través de empresas distribuidoras [51].

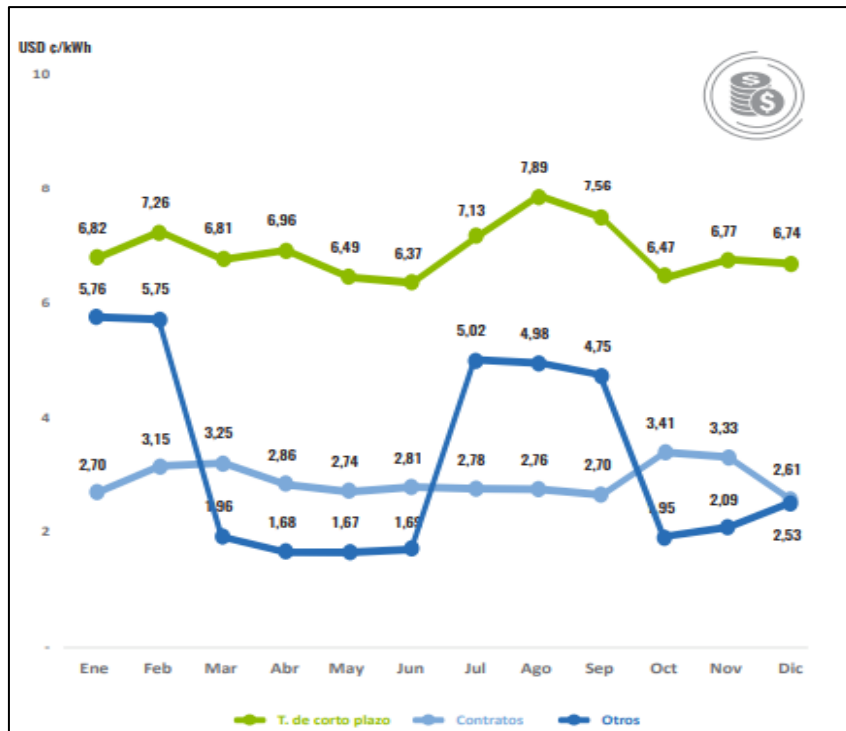


Figura 11. - Precio medio mensual de la energía por contratos [52].

1.3.1 El sector eléctrico ecuatoriano

1.3.1.1 Generación

En Ecuador en 2018, la capacidad de generación a nivel nacional se registró en 8.676,89 MW de potencia nominal y 8.062,58 MW de potencia efectiva, como se muestra en la Tabla Nro. 6; se incluyen las empresas generadoras, auto generadoras y distribuidoras con generación [53].

Tabla 7. - Potencia nominal y efectiva a nivel nacional (MW) [53].

Tipo de Fuente	Tipo de Central	Tipo de Unidad	Potencia Nominal (MW)	Potencia Efectiva (MW)
No Renovable	Térmica	MCI	2,011.44	1,613.60
		Turbo gas	921.85	775.55
		Turbo vapor	461.87	431.74
Total, No Renovable			3,395.15	2,820.89
Renovable	Hidráulica	Hidráulica	5,066.40	5,036.43
	Biomasa	Turbo gas	144.30	136.40
	Fotovoltaica	Fotovoltaica	27.63	26.74
	Eólica	Eólica	21.15	21.15
	Biogás	MCI	7.26	6.50
Total, Renovable			5,266.74	5,227.22
Total, general			8,661.90	8,048.11

- **Centrales de generación con fuentes de energía renovable y energía no renovable**

En 2018, la potencia nominal a nivel nacional fue 8.676,89 MW; de los cuales, 5.271,74 MW (60,75 %) corresponden a centrales con fuentes de energía renovable y 3.405,14 MW (39,24 %) a centrales con fuentes de energía no renovable. Las fuentes de energía renovable que aprovechó el país para la generación de electricidad en 2018 fueron: hidráulica, biomasa, fotovoltaica, eólica y biogás [54].

La capacidad instalada de las centrales hidroeléctricas destaca mayoritariamente (96,2 %) entre las de tipo renovable. Estas centrales se encuentran instaladas en tres regiones del Ecuador: costa (2 provincias), sierra (9 provincias) y Amazonía (4 provincias) [54].

Las centrales de generación de energía no renovable utilizan combustibles fósiles (derivados de petróleo y gas natural) como fuente energética para generar electricidad; al 2018, se registraron 3.395,15 MW de potencia nominal a nivel nacional [53].

Las centrales de generación con fuentes de energía no renovable se encuentran instaladas en las cuatro regiones del Ecuador: costa (6 provincias), sierra (5 provincias), Amazonía (5 provincias) e insular. Al 2018, las regiones con mayor capacidad instalada fueron: costa con 1.768,24 MW; y, Amazonía con 1.340,46 MW. En Guayas se encuentra varias centrales térmicas cuya potencia representa 805,76 MW. Asimismo, en Orellana se dispone de generación térmica con 720,02 MW de potencia; que corresponde a empresas auto generadoras dedicadas a actividades petroleras [53].

Las centrales térmicas que utilizan motores de combustión interna (MCI) tuvieron una potencia nominal de 2.011,44 MW para el 2018; seguidas de centrales de turbo gas con 921,85 MW y centrales turbo vapor con 461,87 MW [53].

Tabla 8. - Potencia de centrales de generación con fuentes de energía renovable y energía no renovable [53].

Tipo de Central	Provincia	Potencia Nominal (MW)	Potencia Efectiva (MW)
Biogás	Azuay	1.06	1.00
	Pichincha	6.20	5.50
Total, Biogás		7.26	6.50
Biomasa	Cañar	29.80	27.60
	Guayas	114.50	108.80
Total, Biomasa		144.30	136.40
Eólica	Galápagos	4.65	4.65
	Loja	16.50	16.50
Total, Eólica		21.15	21.15

Fotovoltaica	Cotopaxi	2.00	2.00
	El Oro	5.99	5.99
	Galápagos	2.60	2.60
	Guayas	3.98	3.98
	Imbabura	4.00	3.99
	Loja	5.99	5.12
	Manabí	1.50	1.49
	Morona Santiago	0.37	0.37
	Pastaza	0.20	0.20
	Pichincha	1.00	1.00
	Total, Fotovoltaica		27.63
Hidráulica	Azuay	2042.49	2067.39
	Bolívar	8.00	8.00
	Cañar	32.33	32.33
	Carchi	4.82	4.15
	Chimborazo	16.33	15.65
	Cotopaxi	47.39	45.27
	Guayas	213.00	213.00
	Imbabura	75.45	76.61
	Los Ríos	57.57	56.20
	Morona Santiago	138.01	137.52
	Napo	1557.50	1532.65
	Pichincha	146.10	144.60
	Sucumbíos	49.71	49.71
	Tungurahua	495.30	470.96
	Zamora Chinchipe	182.40	182.40
Total, Hidráulica		5066.40	5036.43
Total, Generado de energía renovable		5266.74	5277.22

Tipo Unidad	Tipo de Central	Potencia Nominal (MW)	Potencia Efectiva (MW)
MCI	Cañar	19.20	17.20
	Esmeraldas	112.42	94.22
	Guayas	40.92	36.92
	Imbabura	29.28	24.30
	Loja	19.74	17.17
	Morona Santiago	4.50	4.00
	Napo	77.63	54.44
	Orellana	631.02	479.86
	Pastaza	61.10	50.97
	Pichincha	110.94	102.72
	Santa Elena	131.80	105.03
	Tungurahua	5.00	3.60
	Sucumbíos	452.72	348.01

	Los Ríos	95.20	81.00
	Galápagos	27.58	23.65
	Manabí	192.40	170.52
Total, MCI		2,011.44	1,613.60
Tubo gas	El Oro	275.36	249.60
	Guayas	451.34	379.00
	Orellana	77.00	57.20
	Pichincha	71.10	51.00
	Sucumbíos	24.25	19.75
	Manabí	22.80	19.00
Total, Turbo gas		921.85	775.55
Turbo vapor	Cañar	3.63	2.50
	Esmeraldas	132.50	125.00
	Guayas	313.50	293.00
	Morona Santiago	0.24	0.24
	Orellana	12.00	11.00
Total, Turbo vapor		461.87	431.74
Total, Generado de energía no renovable		3,395.15	2,820.89
ENERGÍA TOTAL GENERADA		8661.89	8098.11

1.3.1.2 Transmisión

El Sistema Nacional de Transmisión (SNT) está conformado por subestaciones y líneas que operan a voltajes de 500 kV, 230 kV y 138 kV. Esta infraestructura pertenece a CELEC EP a través de su Unidad de Negocio Transelectric y a centros de generación que se interconectan directamente con el sistema de transmisión. La operación del sistema de transmisión a 500 kV inició en el 2016, este, en una segunda etapa, interconecta las subestaciones Tisaleo y Chorrillos mediante líneas de transmisión que tienen una longitud de 197 km, lo cual representa un 5.6 % del total nacional de líneas a circuito simple [53] .

- **Líneas de transmisión y subtransmisión de empresas distribuidoras**

Las distribuidoras operaron un total de 5.200,30 km de líneas a simple circuito; y, 136,84 km a doble circuito. Estos valores incluyen tanto líneas de subtransmisión como líneas asociadas a generación [54] .

Tabla 9. - Líneas de transmisión de empresas distribuidoras [53] .

Tipo Circuito	Empresa	Nivel de Voltaje (kV)	Longitud (km)
Simple Circuito	CNEL-Manabí	69	439.13
	CNEL-Guayas Los Ríos	69	427.89
	CNEL-Esmeraldas	69	379.85

	CNEL-Guayaquil	69	277.28
	CNEL-EI Oro	69	240.84
	CNEL-Milagro	69	270.13
	CNEL-Sto. Domingo	69	308.83
	CNEL-Sta. Elena	69	204.79
	CNEL-Los Ríos	69	165.20
	CNL-Sucumbíos	69	184.60
	CNEL-Bolívar	69	132.59
	CNEL EP		3,031.13
	E.E. Sur	69	524.95
		22	17.00
	E.E. Centro Sur	69	269.09
		22	28.25
	E.E. Norte	69	256.11
		34.5	17.59
	E.E. Riobamba	69	173.48
	E.E. Ambato	69	146.00
		69	79.35
	E.E. Cotopaxi	22	9.46
		13.8	7.65
		138	253.16
	E.E. Quito	69	52.00
		46	235.55
	E.E. Galápagos	34.5	50.00
		13.8	22.21
	E.E. Azogues	69	26.88
	Empresas Eléctricas		2,169.17
Total, Simple Circuito			5,200.30
Doble Circuito	CNEL-EI Oro	69	39.17
	CNEL-Manabí	69	27.66
	CNEL-Sucumbíos	69	5.00
	CNEL EP		71.83
	E.E. Quito	138	19.80
	E.E. Quito	46	11.76
	E.E. Cotopaxi	69	32.66
	E.E. Sur	69	0.79
	Empresas Eléctricas		65.01
Total, Doble Circuito			136.84

1.3.1.3 Distribución

Los 257.215,30 km² de superficie territorial del Ecuador están divididos en 20 áreas de prestación del servicio público de energía eléctrica. De las cuales 11 áreas están asignadas a las Unidades de Negocio de la Empresa Eléctrica Pública Estratégica Corporación Nacional de Electricidad (CNEL EP) y 9 a las empresas eléctricas [53], [54] .

Como se detalla en la Tabla Nro. 8, la CNEL.EP tiene un área total de 115.877,98 km², correspondiente al 45,05 % de la superficie del país; y, del 54,95 % restante son responsables de la prestación del servicio las empresas eléctricas.

Tabla 10. - Áreas de prestación del servicio eléctrico [54].

Empresa	Área (km²)	%
CNEL-Sucumbíos	38,517.82	17.97
CNEL-Esmeraldas	15,526.49	6.04
CNEL-Sto. Domingo	12,894.11	5.01
CNEL-Manabí	10,909.04	4.24
CNEL-Guayas Los Ríos	10,354.14	4.03
CNEL-El Oro	6,731.86	2.62
CNEL-Sta. Elena	6,487.26	2.52
CNEL-Milagro	5,025.53	1.95
CNEL-Bolívar	4,038.83	1.57
CNEL-Los Ríos	4,009.97	1.56
CNEL-Guayaquil	1,382.89	0.54
<i>Total, CNEL</i>	<i>115,877.98</i>	<i>45.05</i>
E.E. Ambato	41,787.30	16.25
E.E. Centro Sur	30,273.40	11.77
E.E. Sur	22,787.55	8.86
E.E. Quito	13,399.10	5.21
E.E. Norte	11,862.10	4.61
E.E. Galápagos	8,233.11	3.20
E.E. Riobamba	5,964.41	2.32
E.E. Cotopaxi	5,880.14	2.29
E.E. Azogues	1,150.21	0.45
Total, Empresas Eléctricas	141,337.32	54.95
Total	257,215.30	100.00

1.3.2 Estructura del sector eléctrico

Según la ley orgánica del Servicio Público de Energía Eléctrica, el sector ecuatoriano se estructura de la siguiente manera:

- **Estructura Institucional**

El sector eléctrico estará estructurado en el ámbito institucional de la siguiente manera: [55]

- a. Ministerio de Energía y Recursos Naturales no Renovables. MERNNR.
- b. Agencia de Regulación y Control de Energía y Recursos Naturales No Renovables, ARCERNNR.
- c. Operador Nacional de Electricidad. CENACE.

d. Institutos especializados.

- **Estructura empresarial**

El sector eléctrico, en el ámbito empresarial, actuará a través de:

- a. Empresas públicas.
- b. Empresas de economía mixta.
- c. Empresas privadas.
- d. Consorcios o asociaciones.
- e. Empresas de economía popular y solidaria.

1.3.3 Legislación y regulación

Agencia de Regulación y Control de Energía y Recursos Naturales No Renovables (ARCERNNR), es el organismo técnico administrativo encargado del ejercicio de la potestad estatal de regular y controlar las actividades relacionadas con el servicio público de energía eléctrica y el servicio de alumbrado público general, precautelando los intereses del consumidor o usuario final. La Agencia de Regulación y Control de Electricidad es una institución de derecho público, con personalidad jurídica, autonomía administrativa, técnica, económica y patrimonio propio; está adscrita al Ministerio de Electricidad y Energía Renovable [55].

1.3.4 Mercado eléctrico y formas de despacho económico

ARCERNNR, dentro del primer semestre de cada año, determinará los costos de generación, transmisión, distribución y comercialización, y de alumbrado público general, que se aplicarán en las transacciones eléctricas, que servirán de base para la determinación de las tarifas al consumidor o usuario final para el año inmediato subsiguiente [52], [56].

Previo el estudio correspondiente, podrá fijar tarifas que promuevan e incentiven el desarrollo de industrias básicas, considerando para el efecto la utilización de energías renovables y amigables con el medio ambiente, a precios competitivos y estables, o subsidios, de ser necesarios. Así mismo, ARCERNNR podrá establecer tarifas para lograr el uso eficiente de la energía [57].

1.3.4.1 Principios tarifarios

Los pliegos tarifarios serán elaborados por el ARCERNNR, observando los principios de solidaridad, equidad, cobertura de costos, eficiencia energética, mismos que deberán ser desarrollados en la regulación respectiva. La tarifa será única en todo el territorio nacional

según las modalidades de consumo y niveles de tensión. Adicionalmente, se deberán considerar principios de responsabilidad social y ambiental.

Excepcionalmente podrán fijarse tarifas diferenciadas a los consumidores que a la fecha de expedición de esta ley mantienen tarifas diferentes a la tarifa única fijada a nivel nacional.

Los contratos de inversión en el sector eléctrico que se suscriban con la República del Ecuador al amparo de lo dispuesto en el artículo 25 del Código Orgánico de la Producción, incluirán una cláusula de estabilidad de precios de compra de la energía o, en su defecto, de reajuste programado de los mismos [57].

1.3.4.2 Costo del servicio público de energía eléctrica

El costo del servicio público y estratégico de energía eléctrica comprenderá los costos vinculados a las etapas de generación, de transmisión, de distribución y comercialización; y del servicio de alumbrado público general, los mismos que serán determinados por el ARCERNNR.

“La Ley Orgánica del Servicio Público de Energía Eléctrica, en su Artículo 54 establece que el ARCERNNR, dentro del primer semestre de cada año, determinará los costos de generación, transmisión, distribución y comercialización, y de alumbrado público general, que se aplicarán en las transacciones eléctricas, que servirán de base para la determinación de las tarifas al consumidor o usuario final para el año inmediato subsiguiente” [57].

En la siguiente tabla se muestran los totales anuales de consumo de combustible, tanto en unidades inherentes, como en toneladas de petróleo (TEP), que para todo el sistema eléctrico ecuatoriano se situó en 2.230,15 kTEP [57].

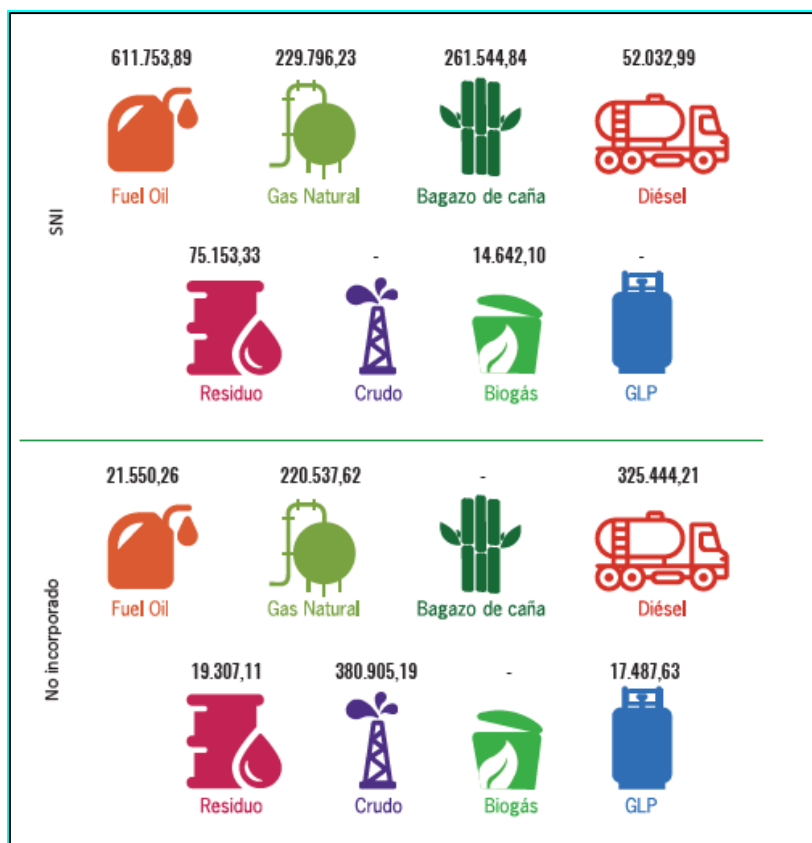


Figura 12. - Consumo total de combustibles (TEP) [43].

1.4 Modelos de planificación para mercados eléctricos

La planificación es un concepto que surge a mediados del siglo XX, se describe como una acción administrativa que implica un proceso sistemático, integral y continuo, que orienta el correcto desarrollo de las diversas actividades que se ejecutan en una empresa u organización para lograr propósitos u objetivos [58].

El papel de la planificación es concretar coherentemente los lineamientos establecidos dentro de una política energética. A nivel subsectorial se debe examinar la estructura de todas las cadenas productivas que conforman el sistema energético, considerando los actores involucrados en cada eslabón y las características de la estructura de los mercados, a nivel global se detalla el análisis del sistema energético que se requiere para la planificación [59].

En América Latina y el Caribe, la planificación energética estuvo sujeta a cambios en la visión económica y política de las últimas tres décadas (reformas neoliberales, retorno de nacionalizaciones y estrategias del sector energético), se ha visto la necesidad de incrementar y fortalecer las capacidades de la planificación energética para enfrentar los nuevos paradigmas

de la oferta y la demanda energética, que reflejan la preocupación por los cambios de los precios y la percepción pública de las responsabilidades del sector energético [59].

El siguiente diagrama resume el vínculo de la planificación energética y establece la secuencia con las diferentes etapas y actividades de la planificación.

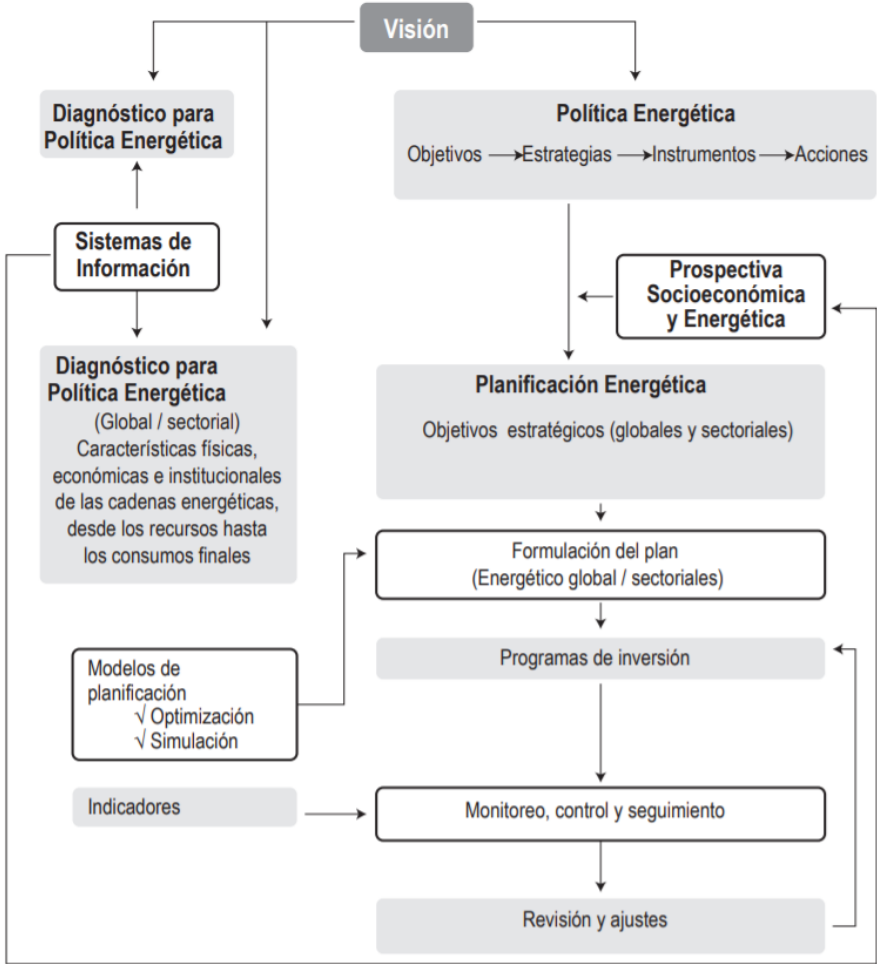


Figura 13. - Etapas de la planificación energética [59].

En resumen, la visión para establecer los objetivos estratégicos y las pautas a seguir para el proceso de planificación energética debe concebirse como una herramienta fundamental dentro de la política energética.

Modelos característicos de planificación energética [59]:

Planificación normativa: Se refiere a la formulación de un plan técnicamente eficiente donde se privilegian los aspectos económicos, siguiendo criterios tecnocráticos, que se apoyan íntegramente en el poder y la capacidad del Estado (concebido como un actor internamente homogéneo).

Planificación indicativa: Se refiere a una planificación orientada donde la ejecución propuesta está a cargo de los actores descentralizados del sistema, ya sean públicos o privados, quienes confían en que las condiciones económicas de los mercados (precios e incentivos económicos) sean suficientes para que realicen las acciones productivas y / o de inversión propuestas en el plan.

Planificación estratégica: Requiere la creación de escenarios donde se propongan diferentes situaciones de posibles futuros y, a partir de ellos, evaluar las estrategias o caminos que conduzcan al logro de los objetivos planteados en el sistema energético, reconociendo la potencial reacción de los actores sociales.

Dentro de las condiciones, la formulación, implementación y evaluación de la planificación energética es relevante un análisis integral del sector energético conformado por una serie de análisis parciales, entre ellos [59]:

- Demanda de energía, tasas de crecimiento, dispersión geográfica y logística de suministro.
- Disponibilidad de recursos, reservas de carbón e hidrocarburos, potenciales hidráulicos, solares, eólicos, etc.
- Suministro de energía, recursos, reservas, producción, impacto ambiental y logística de suministro.
- Precios, impuestos y subsidios, impacto en las cuentas fiscales.
- Contribución económica del sector energético al PIB y al empleo.
- Impacto sobre el medio ambiente y el cambio climático.
- Caracterización general y por subsector de los ejes de gobernanza que correspondan aplicar tanto a la operación como a la expansión.

1.4.1 Planificación en el corto plazo

La planificación energética para la compra de energía en el corto plazo se utiliza para programar la operación diaria, combinando variables como el margen de reserva requerido del sistema, la disponibilidad de combustible y la cobertura de la demanda en función del tiempo (hora, semana o mes), así como las diferentes propuestas de expansión [59].

A continuación, se describen dos modelos que se utilizan para para la planificación a corto plazo.

Modelo Top-down: Se utiliza cuando no existen discontinuidades en los datos de entrada históricos como indicadores económicos, información macroeconómica, a partir de esto se estima la demanda primaria, la demanda sectorial y los procesos intermedios para determinar ingresos en la producción (modelos econométricos y redes neuronales) [59], [60].

Modelo de equilibrio: Los estudios que calculan el equilibrio del mercado utilizan métodos basados en la teoría de juegos para su resolución. La idea fundamental es que, en lugar de hacer uso de datos históricos sobre el comportamiento de los competidores, se intenta formular hipótesis sobre su comportamiento para inferir cuáles son las decisiones más razonables que pueden esperar el resto de competidores. En general, se puede suponer que estas incertidumbres se descomponen en una serie de oscilaciones alrededor de una tendencia, que viene determinada por el equilibrio del mercado en cada momento en el que el precio de la energía en los mercados eléctricos varía en el tiempo [61].

La figura 14 muestra un modelo de planificación operado por los mercados diarios tanto en América del Norte como en Europa.

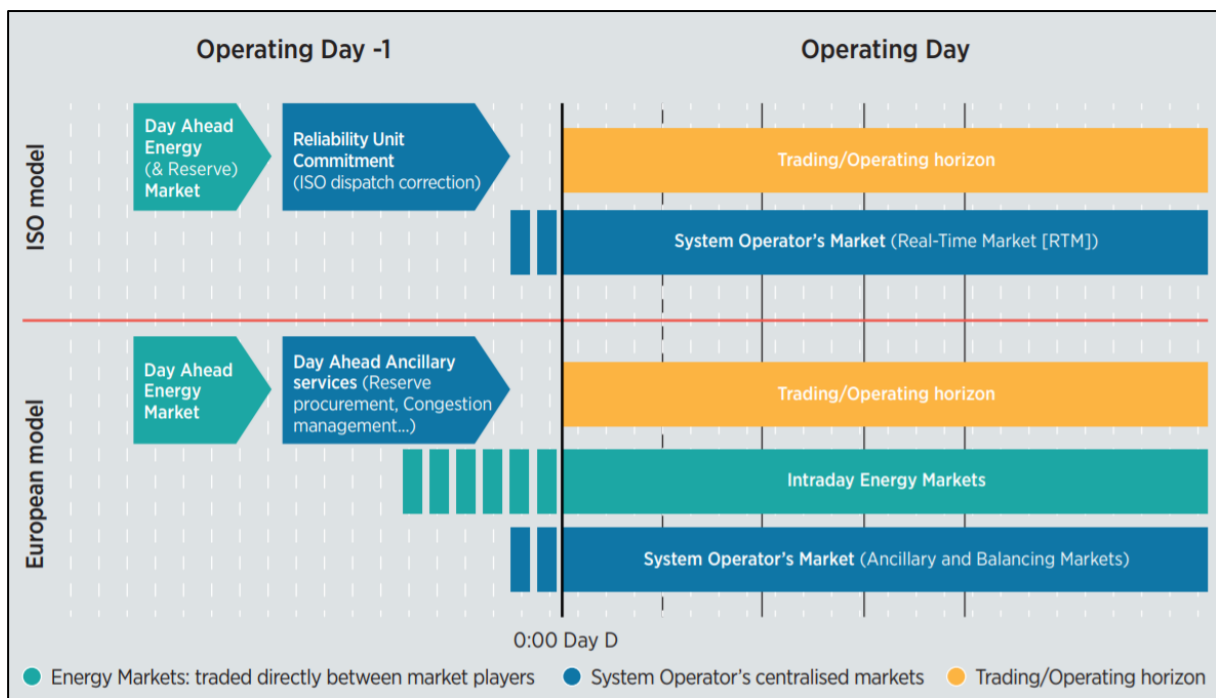


Figura 14. - Estructura de planificación de mercado Norteamérica y europeo [62].

La figura 14 especifica el proceso del mercado energético, donde los productos se comercializan directamente entre actores del mercado y los recursos se compran o venden por el operador del sistema (que es la contraparte de todas las transacciones) [62].

En el primer escenario norteamericano, la liquidación de estos sistemas se realiza normalmente a través de un proceso denominado “sistema de dos transacciones” donde se negocian los montos asignados en el mercado del día anterior y el mercado en tiempo real, que considera cambios en la previsión de la demanda por motivos de cambios en la generación [62].

Y en el escenario europeo, los participantes del mercado tienen sesiones adicionales incluso durante el mismo día de negociación, donde pueden ajustar sus posiciones con respecto a la cantidad de energía comprometida con el mercado del día anterior. En este mercado, los generadores y consumidores pueden volver a enviar ofertas para comprar o vender energía [62].

1.4.2 Planificación en el mediano plazo

La planificación a mediano plazo implementa políticas y procedimientos para garantizar que los problemas a corto plazo no se repitan. El objetivo en mediano plazo es la administración operativa de los recursos disponibles, asegurar el suministro de energía eléctrica en el mediano plazo, teniendo en cuenta las limitaciones de las unidades de generación [63].

En otros países se han consolidado cambios en la regulación de la generación, especialmente en lo referente a las licitaciones de contratos de mediano plazo, con participación de empresas privadas y/o públicas. Esto ocurre en Brasil, Chile, Colombia, El Salvador, Guatemala, Perú y Uruguay. Las condiciones y términos de participación en las licitaciones establecidas por las autoridades energéticas evidencian un mayor énfasis hacia una planificación de la expansión [64].

Los diseños y cambios descritos tienen en común el interés de asegurar la suficiencia de suministro en el mediano plazo. En general, en todos los países de América del Sur existen remuneraciones a la capacidad de generación separadas de las de energía (con la excepción de Brasil), y los precios spot resultan de los costos marginales obtenidos de modelos de optimización de la operación, que emplean costos variables de las centrales (con la excepción de Colombia, donde se emplean ofertas de precios de los generadores). En Argentina, Brasil y Uruguay existen cotas superiores explícitas a los precios spot. En Ecuador hay normas que fijan precios regulados para los contratos en base a la remuneración de costos fijos y variables [64].

Existe un amplio rango de diferentes herramientas energéticas disponibles, las cuales son diversas en términos de regiones que analizan, las tecnologías que consideran, y los objetivos que cumplen. Consecuentemente, sin entrar en detalle, un panorama general de las herramientas puede ser entendido a través de algunas aplicaciones [59].

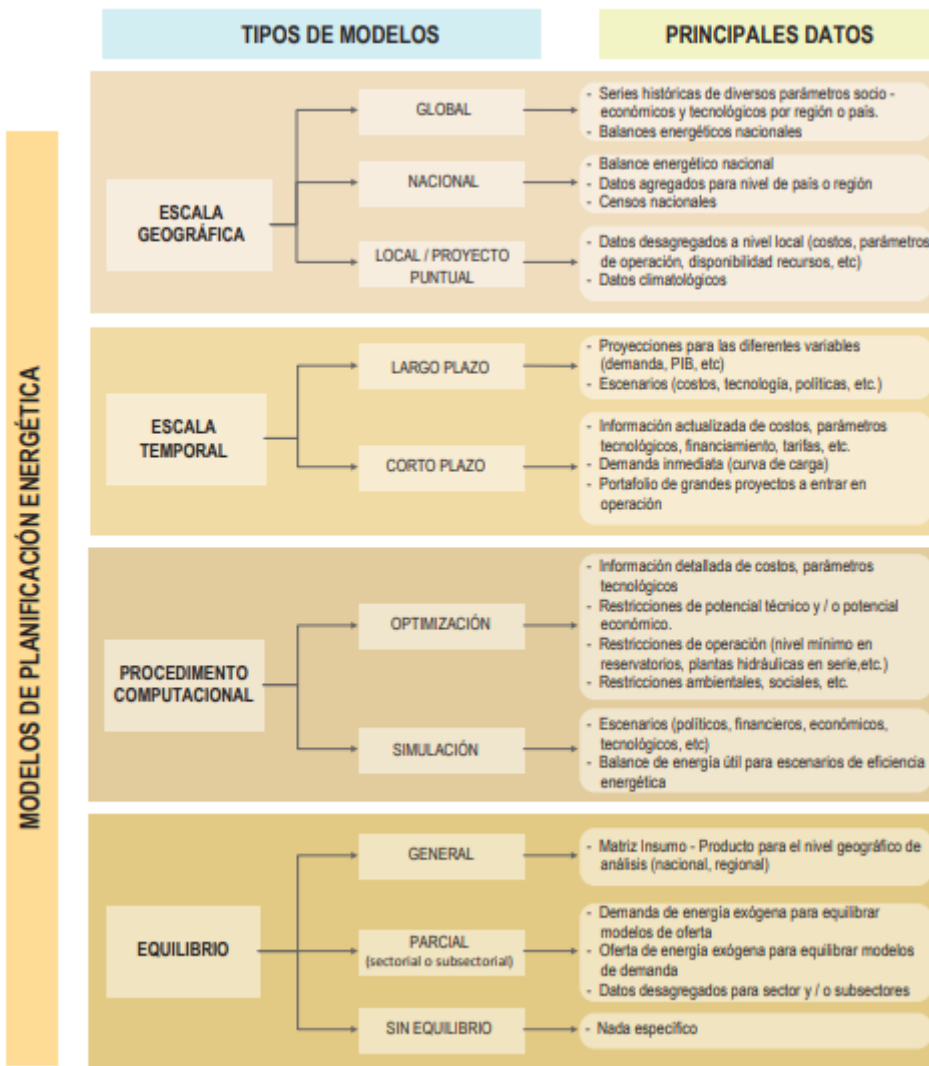


Figura 15. - Planificación energética de mediano plazo [59].

CAPÍTULO 2: OBTENCIÓN Y ANÁLISIS DE LA INFORMACIÓN – ANALÍTICA DE DATOS

2.1 Obtención de la información y construcción de la matriz característica de variables.

La proyección de costos de compra de energía es una actividad que realizan las Empresas de Distribución y Comercialización de energía (ED's) con el propósito de obtener información que permita presupuestar los gastos mensuales y anuales para satisfacer los requerimientos de potencia y energía de sus consumidores.

Las ED's disponen de una gran cantidad de datos que provienen de las mediciones realizadas en los puntos frontera o puntos de entrega del suministro por parte del Operador del Sistema de Transmisión (OST), estos sistemas de medición cuentan con contadores de energía con características tecnológicas avanzadas que registran diferentes variables, generalmente en intervalos de 15 minutos.

Los sistemas eléctricos de potencia por su naturaleza son dinámicos, las magnitudes eléctricas pueden cambiar su comportamiento en intervalos de tiempo muy reducidos, sin embargo, los sistemas de distribución, no alteran su topología o configuración física de manera instantánea, estos cambios obedecen a nuevas configuraciones planificadas y coordinadas por el Operador del Sistema de Distribución (OSD), por lo tanto, los contadores de energía ubicados en los puntos frontera registran los cambios en el sistema y son la base de información de esta investigación.

De acuerdo al tipo de mercado, verticalmente integrado en el caso de Ecuador, el Operador Nacional de Electricidad (CENACE) registra y evalúa las mediciones, posteriormente realiza las correspondientes liquidaciones económicas, de esta manera se obtienen algunas variables técnicas con las que iniciará el estudio para determinar el costo de la compra de energía y su pronóstico.

Así, se recolectan bases de datos que disponen de información cuyas variables son, climatológicas estacionales, precios de la energía según el tipo de generación, contribución porcentual de participación según el tipo de generación, valoración horaria de los contratos de agentes del sistema de distribución, costos de la compra de energía eléctrica en la ED, que serán el punto de partida de esta investigación.

Con estas variables se construye una matriz característica cuyo objetivo es integrar las variables que contribuyan en la investigación del pronóstico de la compra de energía en las ED's, de manera que al aplicar análisis multivariante, estadística descriptiva, modelos matemáticos para linealización de datos, técnicas de limpieza de datos y reducción de variables a través del análisis de componentes principales, se obtiene una matriz base definitiva con las variables de mayor correlación, a partir de la cual se aplicarán las diferentes técnicas de analíticas de datos para pronosticar la compra de energía eléctrica en una ED.

El proceso de analítica de datos a implementar con la información de la ED se observa en la Figura 16.

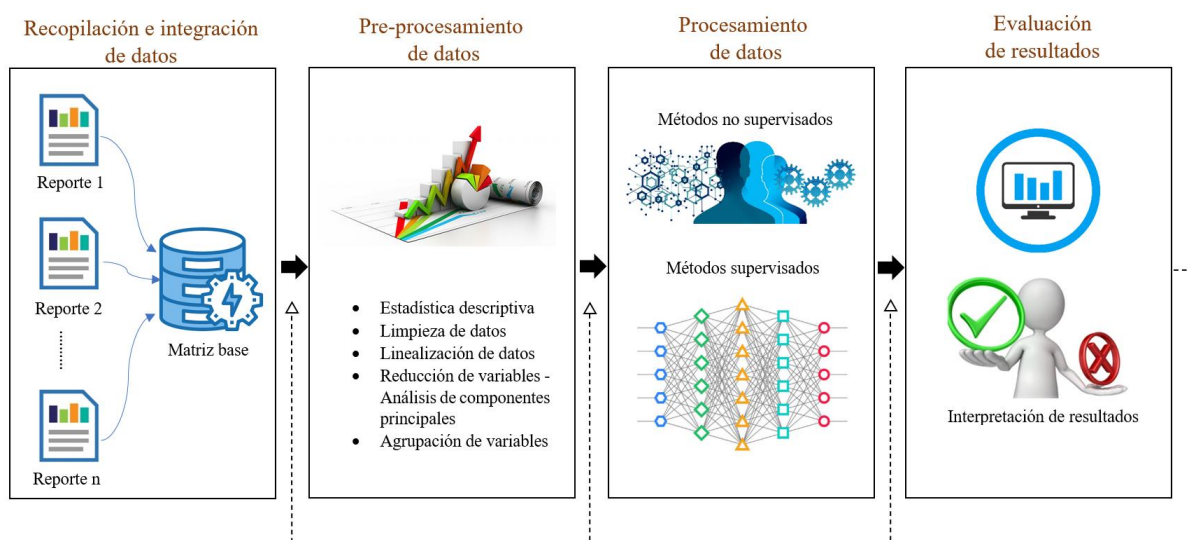


Figura 16. - Analítica de datos a implementar

Sinopsis de las distintas fases a desarrollar:

Primera fase. – Recopilación e integración de datos: Se realiza un reconocimiento de las variables identificando qué tipo de información aporta cada una y aplicando la técnica estadística de análisis multivariante, elaborar una matriz característica a partir de las siguientes bases de datos:

- Mediciones en puntos frontera del OSD (Fuente CENACE).
- Liquidación diaria de la energía eléctrica en la ED.
- Liquidación mensual de la energía eléctrica en la ED.
- Plan Anual de Operación (PAO) (Fuente CENACE).
- Plan Bianual de Operación (PBO) (Fuente CENACE).

Segunda fase. – Pre-procesamiento de datos: Con los datos de las variables obtenidas se aplica estadística descriptiva, técnicas de linealización de datos, técnicas de limpieza de datos, análisis de componentes principales para reducir las variables y se obtiene la matriz base definitiva con la que se desarrollarán las técnicas de analíticas datos.

Tercera fase. – Procesamiento de datos: Obtenida la *matriz base definitiva* se aplican dos métodos cuyas técnicas se desarrollan en la herramienta computacional de MATLAB®.

- *Métodos no supervisados:* Algoritmo de agrupación K-Means
- *Métodos supervisados:* Árbol de decisión, Máquinas de soporte vectorial (SVM), K-Vecino más cercano (K-NN) y Redes neuronales artificiales (ANN).

Cuarta fase. – Evaluación de resultados: Con los métodos desarrollados se evalúan las métricas de las diferentes técnicas para identificar la precisión a la hora de clasificar y desarrollar un algoritmo para pronosticar los costos de la energía eléctrica en una ED.

2.1.1 Análisis Multivariante

El análisis multivariado o multivariante es parte de la estadística que estudia, analiza, representa e interpreta los datos que resultan de observar más de una variable en un grupo de individuos. Los datos estructurados generalmente están contenidos en una matriz multivariante, de la cual se desea representar el grado de correlación entre variables, mediante medidas como distancias o similitudes [65].

Con la información recolectada se obtienen las variables, las cuales para ser seleccionadas se analizaron primero con el criterio denominado “juicio de expertos” donde con el análisis multivariado se clasificaron para construir la matriz característica.

Tabla 11. - Variables para la matriz característica.

No.	Variable	Unidad	Tipo de variable
1	Año	-	Informativa - cualitativa
2	Mes	-	
3	Día	-	
4	Hora	-	
5	Agente	-	
6	Demanda comercial activa horaria por agente	%	Informativa - cuantitativa
7	Generación Térmica	%	
8	Generación Hidráulica	%	
9	Generación Fotovoltaica	%	
10	Generación Eólica	%	

11	Generación Biomasa	%		
12	Generación Biogás	%		
13	Potencia media puesta a disposición	kW		
14	Energía Térmica	kWh – kVArh		
15	Energía Hidráulica	kWh – kVArh		
16	Energía Fotovoltaica	kWh – kVArh		
17	Energía Eólica	kWh – kVArh		
18	Energía Biomasa	kWh – kVArh		
19	Energía Biogás	kWh – kVArh		
20	Costo horario del mercado ocasional por agente	USD		
21	Costo horario de contratos	USD		
22	Costo variable por unidad de generación	USD		
23	Costo del agua	USD		
24	Estacionalidad	Hm ³		
25	Costo real compra de energía total	USD		
26	Costo real compra de energía unitario	USD		
27	Aporte de generación total	%		
28	Perdidas de generación	%		
29	Generación térmica	USD		
30	Generación hidráulica	USD		
31	Generación fotovoltaica	USD		
32	Generación eólica	USD		
33	Generación biomasa	USD		
34	Generación biogás	USD		
35	Costo de demanda consumida	USD		
36	Costo de pérdidas de generación	USD		
37	Estación climática (Lluvioso, semi-lluvioso y seco)	-		Informativa - cualitativa

Descripción de las variables:

- Variable No. 1 – 4: Se refiere al período de análisis de la muestra de datos.
- Variable No. 5: Nombre de la empresa distribuidora de energía.
- Variable No. 6: Cantidad de energía eléctrica que se requiere para satisfacer la demanda en un período de tiempo determinado.
- Variable No. 7 – 12: Generación porcentual por tipo de unidad.
- Variable No. 13: Magnitud de la potencia activa en las franjas horarias.
- Variable No. 14 – 19: Generación activa y reactiva demandada.
- Variable No. 20 – 23: Costos de contratos presentes en los diferentes mercados.
- Variable No. 24: Cantidad de agua almacenada en las diferentes represas existentes.

- Variable No. 25 – 26: Costos estadísticos de la energía eléctrica.
- Variable No. 27 – 28: Porcentaje total de generación y pérdidas.
- Variable No. 29 – 34: Costos de la energía eléctrica por tipo de generación.
- Variable No. 35 – 36: Costos y pérdidas estadísticos de la generación demandada.
- Variable No. 37: Hace referencia a las estaciones climáticas que se registran en la zona de influencia del análisis, estas son: Lluviosa, semi-lluviosa y seca.

i) Tipo de variables

Son características propias que toma cada variable y se representan en una matriz de p variables sobre n elementos. Las variables pueden ser cuantitativas o cualitativas [66]:

Cuantitativas: Cuando su valor se expresa numéricamente, como precios de la electricidad, demanda eléctrica, generación eléctrica, etc.

Se clasifican en:

- Continuas o de intervalo, cuando toman algún valor real en un intervalo.
- Discretas, cuando solo toman valores enteros como un costo específico.

Cualitativas: Cuando su valor sea un atributo o categoría, como el nombre de la ED, tipo de estación climática, etc.

Se clasifican en:

- Binarias, cuando toman únicamente dos valores posibles (generación ó demanda) y se convierten en numéricas codificando sus variables.
- Generales, cuando existen muchos sujetos que conforman una asociación, como una empresa distribuidora de energía.

ii) Construcción de la matriz característica

La matriz característica es un conjunto de n elementos compuestos por p variables numéricas, cada una de estas p variables se denomina variable escalar o univariante y el conjunto de p variables forma un vector o variable multivariante. Los valores de las p variables escalares en cada uno de los n elementos se pueden representar en una matriz “X”, de dimensiones $(n \times p)$, llamada matriz de datos. El elemento genérico de la matriz se denota por x_{ij} , que representa el valor de la variable escalar j sobre el individuo i [66].

Es decir, datos x_{ij} donde [66]:

$i = 1, \dots, n$ representa el individuo;

$j = 1, \dots, p$ representa la variable

La matriz característica, se representa de la siguiente manera:

- Por filas, como [66]:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n1} & \dots & \dots & x_{np} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}'_1 \\ \vdots \\ \mathbf{x}'_n \end{bmatrix}$$

donde cada variable \mathbf{x}'_i es un vector fila, $p \times 1$, que representa los valores de las p variables sobre el individuo i .

- Por columnas, como [66]:

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_{(1)} \quad \dots \quad \mathbf{x}_{(p)}]$$

donde ahora cada variable $\mathbf{x}_{(j)}$ es un vector columna, $n \times 1$, que representa la variable escalar x_j medida en los n elementos de la población [66].

2.2 Procesamiento de los datos

2.2.1 Estadística descriptiva

La estadística se entiende como la disciplina científica que se ocupa de la recolección, análisis y presentación de datos, donde la estadística se clasifica como descriptiva y se representa esporádicamente mediante tabulaciones y estadísticas inferenciales que se encargan del análisis o contraste de hipótesis [67].

Con la construcción de la matriz característica de variables, se realiza un pre-procesamiento de los datos, que se analizan mediante estadística descriptiva. Las variables desde la No. 1 a la No. 4 son variables con característica de tiempo ya que representan el año, mes, día y hora de la información obtenida y la variable No. 5 corresponde al nombre de la ED. Igualmente, las variables desde la No. 14 a la No. 19 son consideradas variables secundarias, por tanto, en este tipo de variables mencionadas no es necesario realizar análisis estadísticos, ya que no aportan información técnica.

Para el análisis estadístico se toman los datos correspondientes del agente “ECSUD”, acrónimo del nombre de la ED “Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A.” considerada por el CENACE, estos datos corresponden al período de enero de 2015 a septiembre de 2020.

Tabla 12. - Estadísticos descriptivos

	<i>Desviación estándar</i>	<i>Error típico</i>	<i>Máximo</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Media</i>	<i>Moda</i>	<i>Varianza</i>	<i>Valores atípicos</i>
<i>Variable No. 6</i>	0,36	0,00	9,8	1,83	4,8	4,9	0,13	>6.7
<i>Variable No. 7</i>	0,40	0,00	3,5	0,00	1,6	0,0	0,16	<0.3
<i>Variable No. 8</i>	0,69	0,00	9,8	0,00	3,1	0,0	0,47	>8
<i>Variable No. 9</i>	0,01	0,00	0,1	0,00	0,0	0,0	0,00	>0.03
<i>Variable No. 10</i>	0,57	0,00	3,2	0,00	0,6	0,0	0,32	>2.7
<i>Variable No. 11</i>	0,38	0,00	2,0	0,00	0,3	0,0	0,15	>1.5
<i>Variable No. 12</i>	0,01	0,00	0,0	0,00	0,0	0,0	0,00	>0.045
<i>Variable No. 13</i>	4219,02	17,86	32104,0	0,00	26123,5	29854,0	1,78x10 ⁷	<0
<i>Variable No. 20</i>	118,28	0,50	865,3	0,59	71,5	0	13989,1	>750
<i>Variable No. 21</i>	232,91	0,99	1392,5	0,00	394,3	0,0	54247,5	>1360
<i>Variable No. 22</i>	0,02	0,00	0,2	0,00	0,1	0,1	0,0	<0.1
<i>Variable No. 23</i>	26,76	0,11	89,7	0,70	24,8	4,1	716,0	No existen
<i>Variable No. 24</i>	52,52	0,22	234,4	0,80	61,5	95,6	2758,3	>160 y <0
<i>Variable No. 25</i>	1180352,93	4997,91	6311559,9	1984867,83	3641654,9	2406975,9	1,39x10 ¹²	>6x10 ⁶ y <2x10 ⁶
<i>Variable No. 26</i>	1,33	0,01	6,7	2,20	3,9	2,4	1,8	>6.5 y <2
<i>Variable No. 27</i>	1,11	0,00	13,3	0,00	5,7	0,0	1,2	>12
<i>Variable No. 28</i>	1,10	0,00	8,3	-5,02	0,9	0,1	1,2	<-4
<i>Variable No. 29</i>	325574,75	1378,56	2796248,6	0,00	1293661,2	0,0	1,06x10 ¹¹	<100000
<i>Variable No. 30</i>	379228,90	1605,75	3580984,6	0,00	2529994,0	0,0	1,44x10 ¹¹	<0
<i>Variable No. 31</i>	6275,13	26,57	78036,6	0,00	4594,7	0,0	3,94x10 ⁷	>60000
<i>Variable No. 32</i>	430086,93	1821,09	1828548,8	0,00	478909,8	0,0	1,85x10 ¹¹	<0
<i>Variable No. 33</i>	266754,17	1129,50	1103713,7	0,00	250097,6	0,0	7,12x10 ¹⁰	<0
<i>Variable No. 34</i>	10474,75	44,35	39799,3	0,00	8027,5	0,0	1,10x10 ⁸	<0
<i>Variable No. 35</i>	1237499,77	5239,88	9628632,3	0,00	2842730,6	0,0	1,53x10 ¹²	>8,5x10 ⁶
<i>Variable No. 36</i>	621046,23	2629,66	3794998,4	-4148601,22	419611,2	0,0	3,86x10 ¹¹	<-3x10 ⁶

En la Tabla 12 se tienen los resultados de los estudios descriptivos de las variables mencionadas anteriormente, las cuales consideran un índice de confianza superior al 95% asegurando de esta manera la consistencia de los resultados y por lo tanto un alto grado de confiabilidad, con la siguiente clasificación:

- i) Las estadísticas de tendencia central que generalmente describen las características de centralidad de las variables son [67]:

- **La moda:** Es el valor o categoría de la variable que se repite más veces o tiene más frecuencia, en la matriz de datos analizada las variables No. 6, No. 13, No. 23, No. 24 y No. 25 son las que distan de la moda ya que no tienen valores cercanos a cero como las demás variables.
 - **La media:** Puede considerarse como el centro de gravedad de la variable o el promedio de los valores, del análisis realizado las variables desde la No. 29 a la No. 36 tienen los valores más altos debido a que representan costos por encima del millón de dólares.
- ii) Las estadísticas de dispersión se utilizan para obtener información sobre cómo se clasifican los casos en relación con una estadística de tendencia central, generalmente se usa la media [67]:
- **Varianza:** Es la dispersión de medir la distancia de todos los casos con respecto a alguna estadística de tendencia central, en este caso de estudio las variables desde la No. 29 a la No. 36 son las que más dispersión presentan con respecto de las demás variables.
 - **Desviación estándar:** Es la desviación media de una variable con respecto a su media aritmética, adquiriendo siempre valores iguales o superiores a 0, en la matriz de datos analizada las variables desde la No. 6 a la No. 12 son las que mantienen valores casi iguales a cero.
 - **Valor máximo – mínimo:** Valor numérico mayor y menor de una muestra, las variables desde la No. 29 a la No. 36 tienen valores más altos, esto debido a que estas variables representan los costos por unidad de generación con valores por encima del millón de dólares, por lo que, sus valores son realmente altos en comparación con las demás variables que tienen diferentes unidades y sus valores son menores.

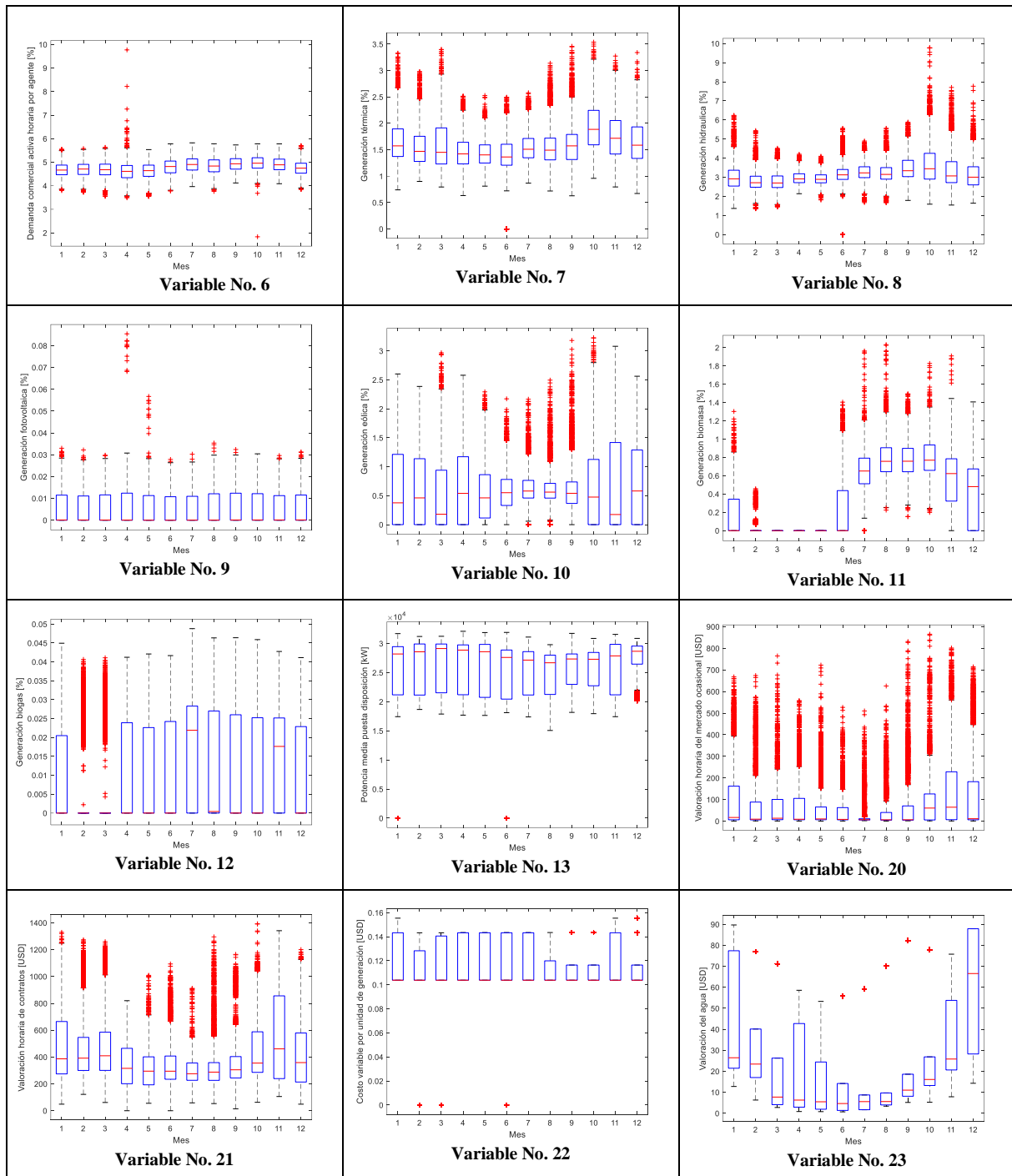
Existe una diferencia bastante dispersa en todas las variables de la matriz analizada, esto debido al tamaño de la muestra y al tipo de variable, por lo tanto, para los análisis posteriores se utilizarán modelos matemáticos para la linealización de los datos y así evitar inconvenientes a la hora de agrupar o clasificar con las respectivas técnicas de analítica de datos.

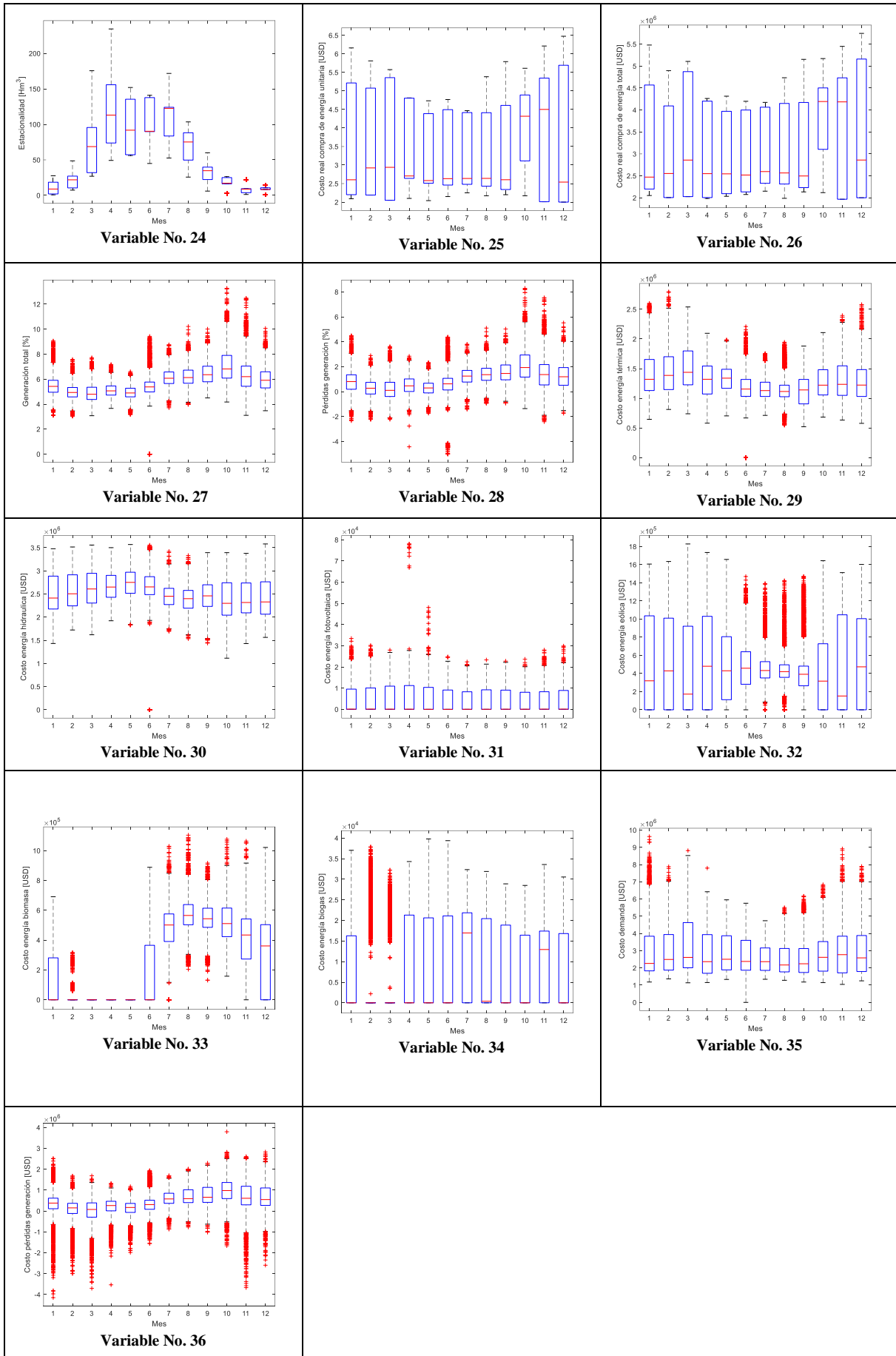
2.2.2 Limpieza de datos

En este proceso, es importante que la información de las variables sea limpia, es decir, que no existan valores anómalos, ya que brindará mejor soporte en el análisis para la toma de decisiones de los resultados. De esta forma, las variables pasan por un proceso de limpieza de datos que se realiza con la herramienta computacional de MATLAB® utilizando su función denominada diagrama de cajas o boxplot, que es una gráfica representativa con medidas

descriptivas como: mediana, primer cuartil, tercer cuartil, valor máximo y valor mínimo, para evaluar si se encuentran valores atípicos en la muestra.

Tabla 13. - Diagramas de cajas de las variables.





Los valores atípicos tienen propiedades diferentes con respecto a la generalidad, ya que, por la naturaleza de sus valores y su comportamiento, no son datos que mantengan un comportamiento similar al de la mayoría. Estos datos crean conflictos durante el proceso de análisis, lo que resulta en información poco confiable e inconsistente [68].

Con los resultados obtenidos (diagramas de caja) se realiza un tratamiento identificando cómo se comportan los valores con respecto a la muestra, donde la estadística descriptiva realizada previamente en la Tabla 12 ayuda a determinar valores atípicos. Así, al analizar las variables No. 7 a la No. 12 y las variables No. 29 a la No. 34, es donde los valores están más alejados de la muestra ya que representan la generación eléctrica (%) y costos de producción (USD) por tipo de unidad respectivamente, por otro lado, el resto de las variables presentan valores poco distantes que son más fáciles de analizar.

Cabe mencionar que los datos de cada variable, independientemente de lo lejos que estén de la muestra, no significa que sean atípicos, ya que fueron valores que se registraron en las bases de datos recolectadas, por lo que haciendo uso del “juicio de expertos” se analizaron las respectivas variables para determinar que valores alteran la muestra con el propósito de que en el desarrollo de las técnicas del numeral 2.4 la información sea óptima y adecuada.

Entonces, desarrollado el algoritmo para la limpieza de datos atípicos se detectan 198 valores, donde el algoritmo implementado elimina estos valores de la matriz de tratamiento y en un archivo de Excel guarda la nueva matriz (sin atípicos) con el fin de evitar errores en la aplicación de técnicas de analítica de datos.

El código implementado para la limpieza de datos atípicos se realiza en la herramienta computacional de MATLAB® y se puede ver en el ANEXO 1.

2.2.3 Normalización de los datos

Se utiliza para centrar o escalar los datos de las variables mencionadas en la Tabla 12 de modo que estén en el mismo rango de valores. Las normalizaciones más comunes que se utilizan para el análisis de datos y las que se emplearán en los algoritmos posteriores son las siguientes [69]:

- **Normalización de máximos-mínimos**

Es una técnica de normalización de los datos entre valores de 0 y 1, y es una de las más utilizadas en la literatura, la misma que se utiliza en la elaboración del algoritmo de redes neuronales artificiales (ANN) por la cantidad dispersa de información y utiliza la siguiente ecuación [69]:

$$v_i' = \frac{v_i - \min}{\max - \min} \quad (1)$$

Donde:

v_i' : Representa el nuevo valor normalizado.

v_i : Representa el valor a normalizar.

min.: Es el valor mínimo de los datos.

máx.: Es el valor máximo de los datos.

- **Normalización Z-Score**

Esta técnica se recomienda para los casos en los que los valores máximos y mínimos reales de un atributo son desconocidos o cuando hay presencia de ruido en la muestra, este tipo de normalización se utiliza en algoritmo K-Means ya que nos permite clasificar de mejor forma la información; utiliza la siguiente ecuación [70]:

$$v_i' = \frac{v_i - \mu}{\sigma} \quad (2)$$

Donde:

v_i' : Representa el nuevo valor normalizado.

v_i : Representa el valor a normalizar.

μ : Es el promedio de los datos.

σ : Es la desviación estándar de los datos.

2.2.4 Matriz de correlaciones

Es una herramienta estadística que contiene los coeficientes de correlación parcial entre pares de variables y verifica la mayor similitud entre las variables [66]. Es decir, es una matriz lineal que está representada por 1 en la diagonal principal y fuera de esta diagonal están los coeficientes de correlación, esta matriz de correlaciones mide su relación en rangos de -1, 0 y 1; donde aquellos coeficientes cercanos a 1 indican un grado de mayor correlación entre variables.

En la matriz de correlaciones obtenida (ver ANEXO 2) se observa un alto grado de correlación desde la variable No. 7 (Generación térmica porcentual) hasta la variable No. 29 (Costos de generación térmica), ya que presentan grados de correlación con coeficientes mayores o iguales a 0,5 siendo los de mejor relación entre variables. Sin embargo, existen variables que brindan información relevante para nuestro estudio, como las variables desde la No. 30 a la No. 34 que

a pesar de no tener correlación con el resto de variables, no se pueden descartar ya que representan los costos estadísticos por tipo de generación de energía eléctrica.

2.2.5 Reducción de variables – Análisis de componentes principales

El análisis de componentes principales se evalúa de la siguiente manera: dadas n observaciones de p variables, se examina adecuadamente para representar esta información con un menor número de variables que las combinaciones lineales originales. Es decir, con variables altamente dependientes es más seguro que una cantidad pequeña de variables expliquen la mayor parte de la información que las variables originales [66].

Para el análisis de componentes principales se utilizan las variables descritas anteriormente en el numeral 2.2.2.

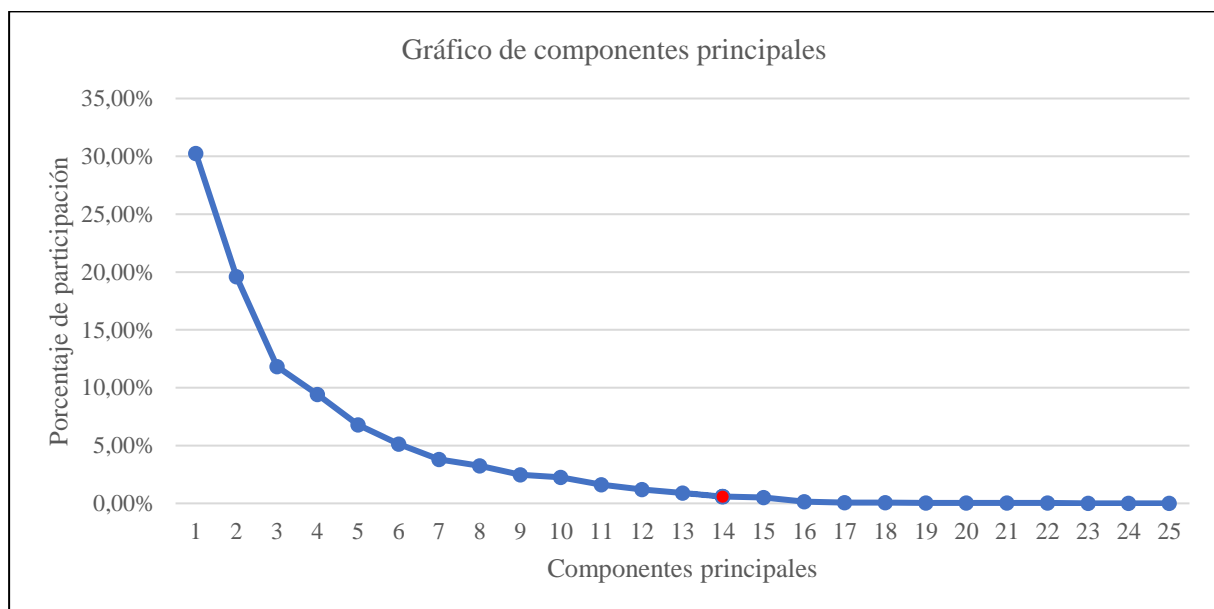


Figura 17. - Componentes principales

De las variables mencionadas anteriormente se obtienen los valores porcentuales de participación de los componentes principales, con un total de 25 como se observa en la Figura 17, donde para nuestro análisis se considera trabajar con 14 componentes, ya que en este punto se empieza a apreciar el cambio de dirección de la curva.

Tabla 14. - Representación porcentual de los componentes principales

No.	Valores propios	Porcentaje propio	Porcentaje componente
1	7,56	30,25%	30,25%
2	4,90	19,61%	49,86%
3	2,96	11,83%	61,68%
4	2,35	9,41%	71,09%

5	1,70	6,78%	77,88%
6	1,28	5,13%	83,01%
7	0,95	3,79%	86,80%
8	0,81	3,25%	90,05%
9	0,62	2,48%	92,52%
10	0,56	2,24%	94,76%
11	0,40	1,62%	96,38%
12	0,30	1,20%	97,58%
13	0,23	0,90%	98,48%
14	0,15	0,59%	99,07%

La Tabla 14 contiene el valor porcentual representativo de cada componente principal, donde las 14 componentes representan el 99,07% del peso de información consolidada, por lo que, se obtiene la matriz de factores que simplificará algunas de las variables de la matriz característica.

Tabla 15. - Matriz de factores de los componentes principales

Variable	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Demanda comercial activa horaria por agente (%)	-0,3	-0,3	-0,3	-0,6	-0,1	-0,2	-0,1	-0,1	-0,4	-0,3	-0,2	-0,1	-0,1	0,0
Total, de generación (%)	0,2	-0,9	0,0	0,1	-0,1	0,3	0,0	0,0	-0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1
Demanda consumida (USD)	-0,9	0,2	-0,2	-0,1	0,0	-0,1	0,1	0,1	-0,2	-0,1	0,2	0,0	0,0	0,0
Costo real compra de energía total (USD)	-0,9	-0,2	-0,1	0,1	0,0	0,0	0,1	0,2	-0,1	0,0	0,2	0,0	0,0	-0,1
Costo real compra de energía unitaria (USD)	-0,9	-0,2	-0,1	0,1	-0,1	0,0	0,1	0,2	-0,1	0,0	0,2	0,0	0,0	-0,1
Estacionalidad (Hm ³)	0,4	0,3	-0,4	0,0	0,0	0,0	-0,6	0,4	0,0	0,1	-0,1	-0,2	0,1	-0,1
Costo del agua (USD)	-0,6	0,0	0,5	-0,1	0,0	0,0	0,4	-0,1	0,1	0,0	-0,2	-0,3	0,2	-0,1
Generación Térmica (%)	-0,6	-0,4	0,1	0,0	0,3	0,5	-0,2	-0,1	0,1	-0,1	0,0	-0,1	-0,1	0,0
Generación Hidroeléctrica (%)	0,1	-0,7	-0,6	0,2	-0,2	0,3	0,1	0,0	-0,1	0,1	-0,1	0,0	0,0	0,0
Generación Fotovoltaica (%)	0,0	0,1	0,1	0,9	0,1	-0,1	0,0	0,0	-0,2	-0,2	-0,1	0,0	0,0	0,0
Generación Eólica (%)	0,6	-0,1	0,7	-0,1	-0,2	0,1	0,0	0,2	-0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Generación Biomasa (%)	0,0	-0,9	0,0	0,0	0,1	-0,4	-0,1	-0,1	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Generación Biogás (%)	0,5	-0,2	-0,1	-0,1	0,7	0,0	0,2	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Generación Térmica (USD)	-0,7	0,3	0,0	-0,1	0,4	0,3	-0,2	-0,1	0,1	-0,1	0,1	0,0	0,0	0,0
Generación Hidroeléctrica (USD)	0,0	0,3	-0,9	0,2	-0,2	0,1	0,2	0,0	0,0	0,1	-0,1	0,0	0,1	0,1
Generación Fotovoltaica (USD)	-0,1	0,2	0,1	0,9	0,2	-0,1	0,0	0,0	-0,1	-0,1	0,0	0,0	0,0	0,0
Generación Eólica (USD)	0,6	0,0	0,7	-0,1	-0,2	0,1	0,0	0,2	-0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Generación Biomasa (USD)	0,0	-0,8	0,0	0,0	0,1	-0,5	-0,1	-0,2	0,1	0,0	0,1	0,0	0,1	0,0
Generación Biogás (USD)	0,6	-0,1	-0,2	-0,1	0,7	0,0	0,2	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Pérdida de generación (USD)	0,1	-0,8	0,1	0,3	-0,1	0,3	0,0	0,1	0,1	0,1	0,1	0,0	0,1	-0,1
Potencia media puesta a disposición (kW)	0,7	0,2	-0,2	0,0	0,1	0,2	0,0	-0,3	-0,3	0,1	0,3	-0,2	0,2	0,1

Costo horario del mercado ocasional por agente (USD)	-0,7	0,0	0,3	0,0	0,2	-0,1	-0,1	0,0	-0,2	0,5	-0,1	-0,1	-0,2	0,0
Costo horario de contratos (USD)	-0,7	0,1	0,3	-0,1	0,3	0,1	-0,2	-0,1	-0,2	0,1	-0,2	0,2	0,3	0,0
Costo variable de generación (USD)	-0,9	0,0	0,1	0,0	-0,1	0,0	0,0	0,3	0,1	-0,1	-0,1	0,0	0,1	0,3

La matriz de factores de la Tabla 15 contiene los componentes principales (columnas) y los autovectores (filas), que a partir de esta matriz es posible reducir las variables, lo cual se hace verificando la correlación del autovalor de similitud entre cada componente, cuánto más cerca de 1 (valor absoluto) mejor la correlación, que para este caso de estudio se consideran valores superiores a 0,7. De esta manera, se reducen las variables de la matriz característica que no brindan confiabilidad, condensando la información, es decir, reduciendo las variables a un nuevo conjunto con menos variables, que contienen la mayor parte de la información del conjunto de datos.

2.2.6 Obtención de la matriz base definitiva

Finalmente, en esta fase se obtienen las variables con mayor correlación de la Tabla 15, que serán las que estén presentes en la *matriz base definitiva* y las que se utilizarán para el desarrollo de los algoritmos con las diferentes técnicas de analítica de datos, las variables son las siguientes:

- Demanda comercial activa horaria por agente (%)
- Estacionalidad (Hm³)
- Costo variable por unidad de generación (USD)
- Costo real compra de energía total (USD)
- Costo real compra de energía unitario (USD)
- Generación Térmica (%)
- Generación Hidráulica (%)
- Generación Fotovoltaica (%)
- Generación Eólica (%)
- Generación Biomasa (%)
- Generación Biogás (%)
- Generación Térmica (USD)
- Generación Hidráulica (USD)
- Generación Fotovoltaica (USD)

- Generación Eólica (USD)
- Generación Biomasa (USD)
- Generación Biogás (USD)
- Demanda consumida (USD)

2.3 Métodos de analítica de datos

La minería de datos tiene como prioridad recopilar información útil a través del análisis de los datos, donde el conocimiento adquirido puede ser en forma de relaciones, estándares o en forma de descripción concisa [71].

En la minería de datos se pueden desarrollar dos tipos de análisis: predictivos y descriptivos.

- Análisis predictivo incluye tareas de clasificación, donde se predicen categorías y regresión numérica [72].
- Por otro lado, el análisis descriptivo incluye tareas de agrupación o clustering, donde se describe en forma de grupos y en forma de reglas [72].

Las técnicas de minería de datos se dividen en dos amplias categorías de algoritmos: supervisados o predictivos y no supervisados o descubrimiento de información [71].

- Los algoritmos supervisados predicen datos desconocidos a partir de un conjunto de datos previamente llamados análisis descriptivo [71].
- Los algoritmos no supervisados se caracterizan por descubrir características significativas solo a partir de los datos de entrada [71].

Para aplicar las respectivas técnicas de analítica de datos tanto para el aprendizaje supervisado como no supervisado, se requieren una o más etiquetas en la salida para predecir el comportamiento de la variable, con este antecedente de las variables analizadas, la variable No. 37 denominada *estación climática* es crucial para desarrollar los algoritmos ya que permitirá clasificar las respectivas estaciones climáticas que tiene un año.

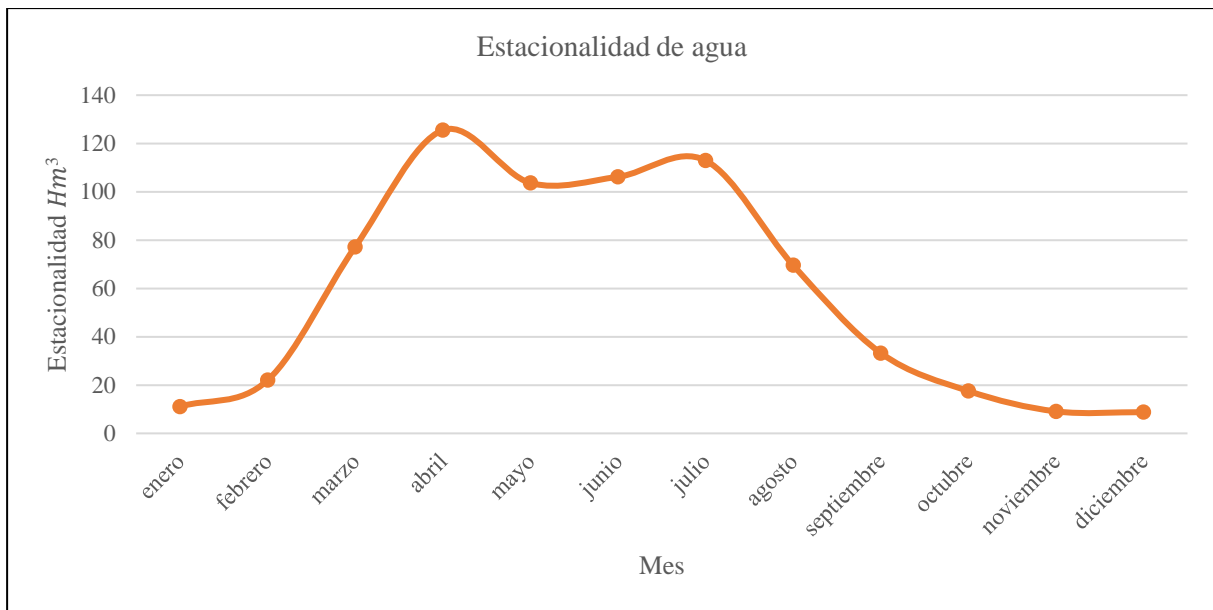


Figura 18. - Estacionalidad del agua por mes

Con la información recolectada de enero de 2015 a septiembre de 2020, en la Figura 18 se observa el promedio mensual de la cantidad de lluvia de todos los años, correspondiente a la variable No. 24 denominada *estacionalidad*, donde esta información permite analizar el mes con mayor o menor cantidad de agua en el año, lo que servirá para realizar una evaluación económica en cada época climática considerada.

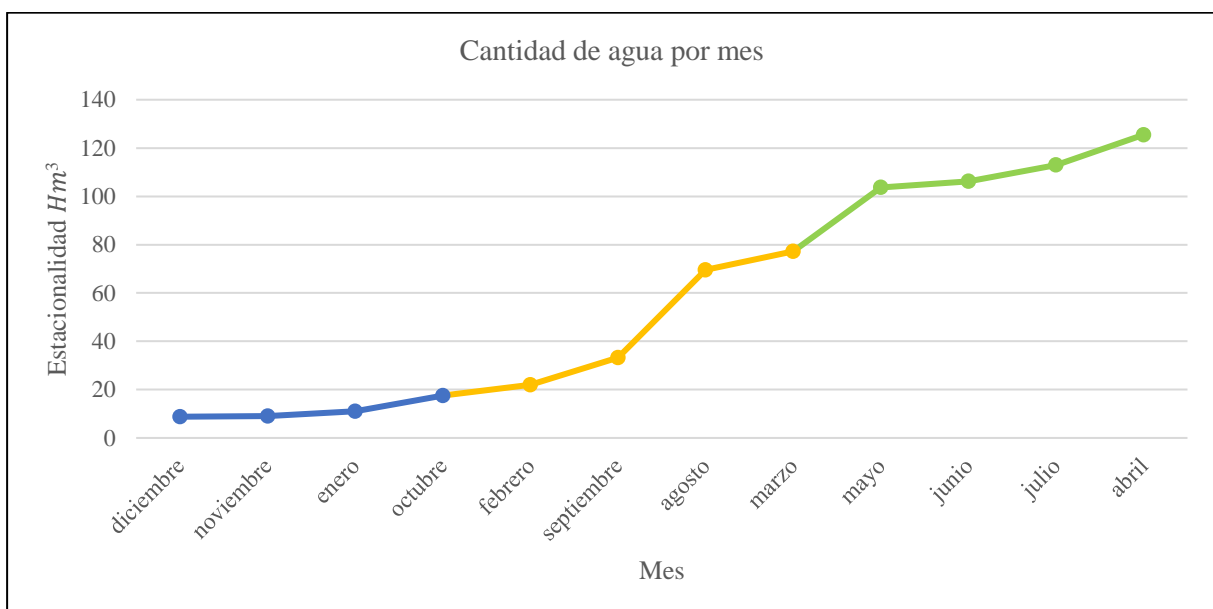


Figura 19. - Cantidad de abastecimiento líquido (agua) por mes

Con la misma variable *estacionalidad* lo que se hizo fue ordenar la información, desde el mes con menor estacionalidad hasta el mes con mayor estacionalidad, lo que permite clasificar en tres estaciones climáticas, las cuales son:

- Estación seca: octubre, noviembre, diciembre y enero.
- Estación semi-lluviosa: febrero, marzo, agosto y septiembre.
- Estación de lluvias: abril, mayo, junio y julio

Tabla 16. - Clasificación y codificación de estación climática

Clasificación			
<i>Estación climática</i>	<i>Cantidad de agua</i>	<i>Unidad</i>	<i>Codificación</i>
Lluviosa	> 77,23	Hm ³	“0”
Semi-lluviosa	> 17,54 y < 77,23	Hm ³	“1”
Seca	< 17,54	Hm ³	“2”

Obtenidas las respectivas estaciones climáticas, se puede observar que cada estación tiene periodos de cuatro meses respectivamente, donde una vez realizado este procedimiento, esta variable se codifica como se muestra en la Tabla 16 para sus respectivas técnicas de agrupación.

Además, la información de la variable No. 24 pertenece al total de agua de los embalses que se reúnen a lo largo y ancho de la región del país, que desembocan en el océano pacífico.

2.3.1 Métodos no supervisados

El método no supervisado se basa en encontrar patrones ocultos o estructuras intrínsecas en los datos y se utiliza para extraer inferencias a partir de datos de entrada sin respuestas etiquetadas. Para este análisis de datos se utilizan las técnicas denominadas *clustering* que sirven para buscar patrones ocultos o agrupaciones en los datos [73].

i) Algoritmos de agrupación

Los algoritmos de agrupación tienen como objetivo dividir objetos (generalmente vectores de atributos) de un conjunto de datos en grupos o particiones, de tal manera que los elementos que pertenecen al mismo subconjunto tienen atributos comunes que los distinguen de los demás. El análisis de grupos se puede caracterizar, por tanto, como un problema de optimización, donde se desea maximizar la similitud intragrupo y minimizar similitud intergrupala. Además, en esta técnica los registros considerados como entrada no están asociados con ninguna etiqueta [70].

- **Método k-Means**

Este algoritmo tiene como entrada una base de datos y un número entero “k”, igual al número de grupos a reunir. Los k objetos se eligen al azar, que serán los centros de cada partición y los demás serán asignados al grupo con mayor analogía, es decir, aquel cuyo centro sea más cercano. Después de transitar toda la ruta del conjunto de datos, el centro de cada partición se

vuelve a calcular como el promedio de los objetos que lo componen, y este valor se denomina centroide. La base se investiga nuevamente para ver si hay alguna reasignación entre los grupos y como resultado de la nueva organización habrá un nuevo centroide. Este proceso se repite hasta que los grupos se estabilicen [70]. El procedimiento de esta técnica se describe en detalle en el capítulo 2.4.1.

2.3.2 Métodos supervisados

Los métodos supervisados generalmente toman conjuntos de datos conocidos tanto de entrada como respuestas a los datos de salida y entrenan un modelo para generar predicciones razonables para la respuesta a nuevos datos. El aprendizaje supervisado utiliza técnicas de clasificación y regresión para desarrollar modelos predictivos [73].

i) Máquina de Soporte Vectorial (Support Vector Machine - SVM)

El propósito de la técnica SVM es generar un hiperplano que permita separar una clase de otra, maximizando la distancia entre los puntos de diferentes clases y una función de separación. Una SVM no lineal usa varias funciones del kernel para estimar el margen, que es la distancia desde el punto más cercano en una clase a la función de espaciado [74].

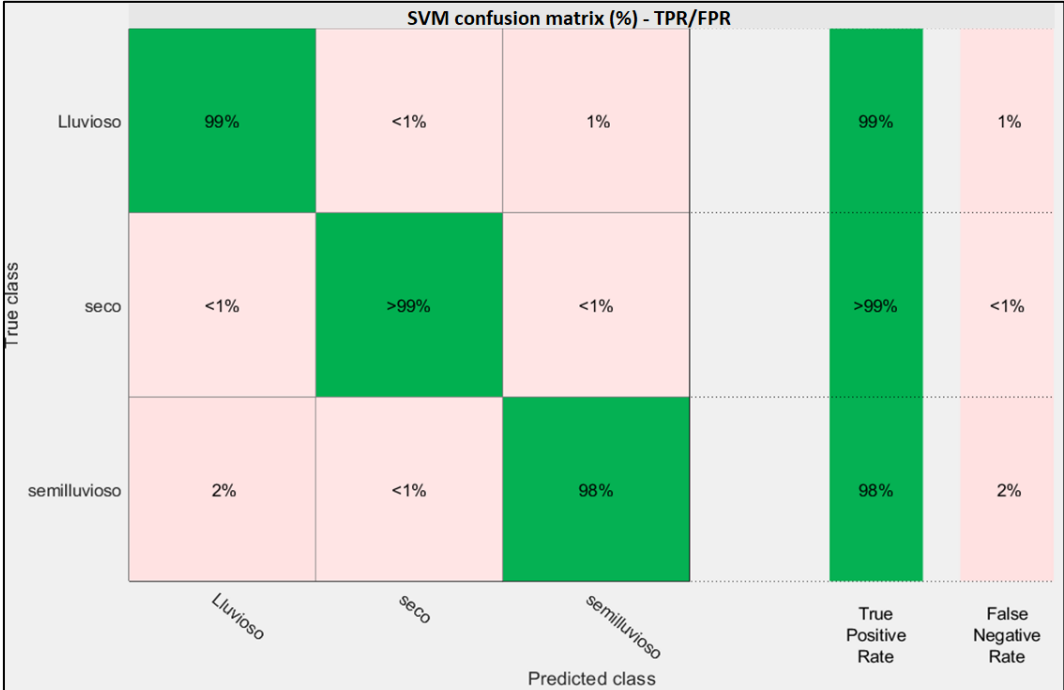


Figura 20. - Reporte clasificación con SVM

Dado que este tipo de método utiliza etiquetas a la salida, en consecuencia, con la respectiva clasificación de la variable estación climática realizada anteriormente, existen tres etiquetas

(Lluvioso, semi-lluvioso y seco) donde se analizará qué técnica tiene la mejor precisión para predecir el costo de la electricidad.

Teniendo en cuenta el contexto antes mencionado, con la técnica SVM se obtiene la matriz de confusión, que es una herramienta para valorar el modelo de clasificación basado en aprendizaje automático, que permite evaluar el desempeño del aprendizaje además de obtener la tasa de verdaderos positivos y falsos positivos, que será de utilidad en el momento de evaluar sus métricas.

ii) Árbol de decisión

Este tipo de método se considera uno de los algoritmos de inteligencia artificial (IA) más capaces en los métodos de aprendizaje automático supervisados. El árbol de decisión mapea relaciones no lineales mejor que los modelos lineales y se utilizan para realizar problemas de clasificación y regresión. Además, la construcción de este método se realiza examinando el conjunto de muestras de entrenamiento para las que ya se conocen las etiquetas de clase, y si es posible entrenar con datos de alta calidad, puede proporcionar predicciones muy precisas [75] [76].

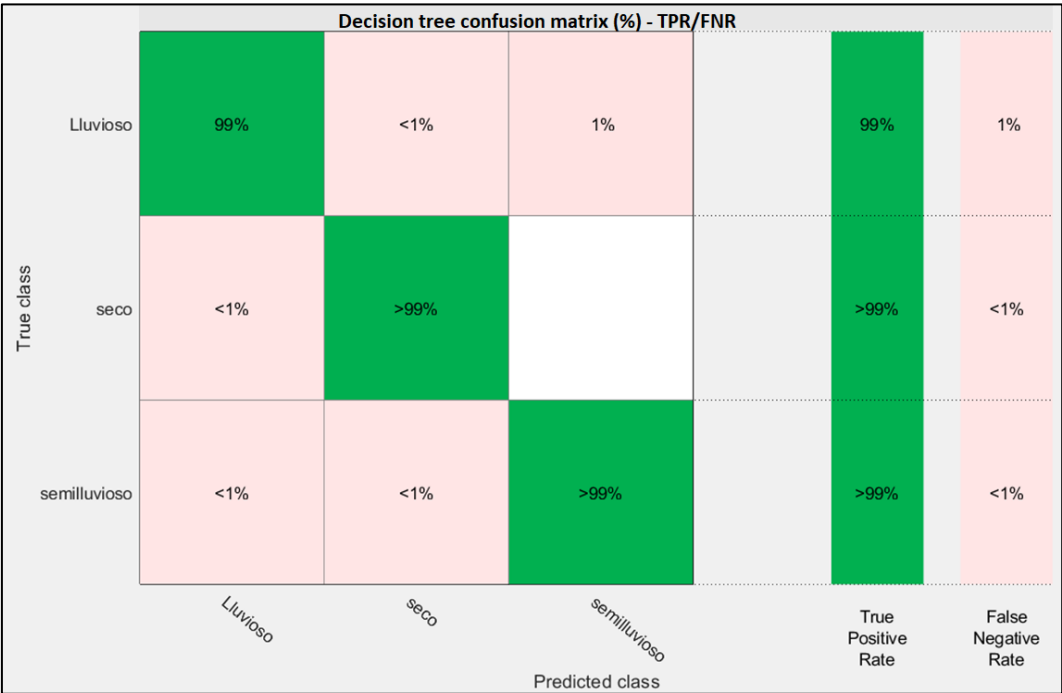


Figura 21. - Reporte clasificación con árbol de decisión

Se obtiene la matriz de confusión mediante la técnica del árbol de decisión, de la misma manera nos permite evaluar el desempeño del aprendizaje además de obtener la tasa de verdaderos

positivos y falsos positivos, la cual será de utilidad a la hora de evaluar sus métricas. Además, en el Anexo 5 se puede ver el árbol obtenido.

iii) K-vecino más cercano (Kth Nearest Neighbor K-NN)

K-ésimo vecino más cercano (K-NN) es uno de los algoritmos de aprendizaje automático supervisados más simples que se utilizan tanto para la clasificación como para la regresión. Por lo tanto, clasifica los nuevos datos y los compara con los datos ya presentes utilizando la medida de similitud [75].

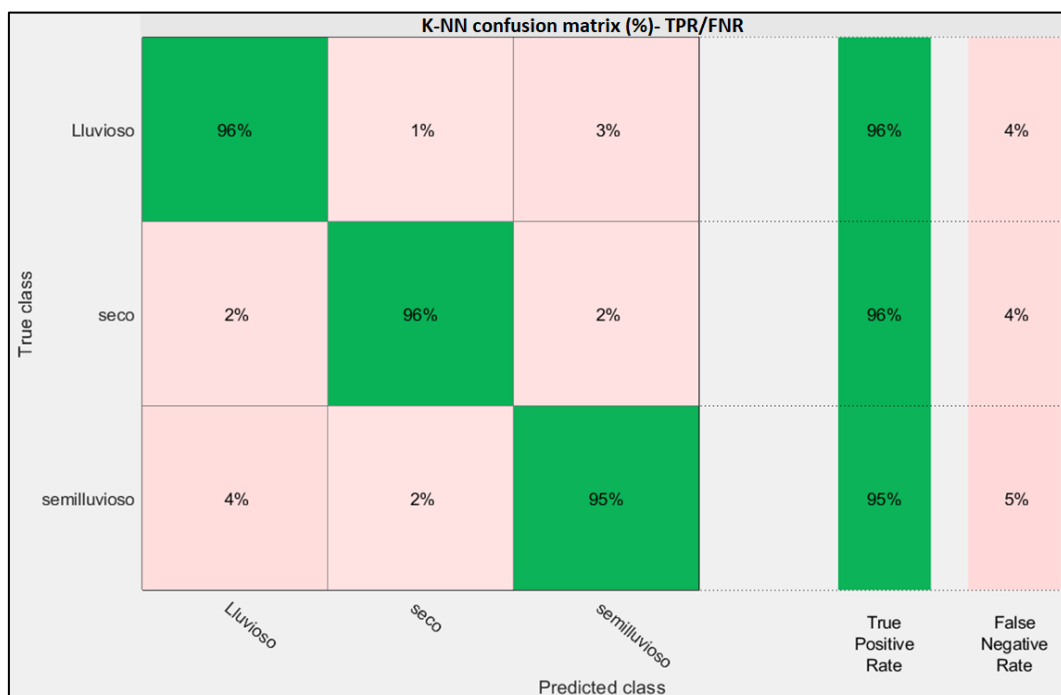


Figura 22. - Reporte clasificación con K-NN

De igual forma, se obtiene la matriz de confusión mediante la técnica K-NN, también nos permite evaluar el desempeño del aprendizaje además de obtener la tasa de verdaderos positivos y falsos positivos, la cual será útil a la hora de evaluar sus métricas.

iv) Redes Neuronales Artificiales (Artificial Neural Networks – ANN)

Las ANN son algoritmos de aprendizaje automático constituido por varias capas, tiene un conjunto interrelacionado de neuronas artificiales que se utilizan para abordar la predicción y problemas complejos [75]. Las redes neuronales artificiales imitan la capacidad del cerebro humano al copiar facetas definidas del procesamiento del conocimiento en el cerebro de manera eficiente, es decir, tienen conjuntos interrelacionados de neuronas artificiales que simulan

adaptativamente el sistema biológico del cerebro y varían su estructura a lo largo de la etapa de aprendizaje [77].

True class	1	12192 67.8%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	2	0 0.0%	2880 16.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	3	0 0.0%	0 0.0%	2904 16.2%	100% 0.0%
		100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%
		1	2	3	
		Predicted class			

Figura 23. - Reporte clasificación con ANN

Para desarrollar esta técnica se deben codificar sus clases ya que el algoritmo utilizado no detecta nombres propios, por lo que con la codificación que se realizó en la clasificación de la variable estación climática se obtiene la matriz de confusión mediante la técnica ANN, además permite evaluar el rendimiento del aprendizaje, así como obtener la tasa de verdaderos positivos y falsos positivos, lo que será útil a la hora de evaluar sus métricas.

2.4 Evaluación de técnicas de analítica de datos mediante métricas

En las técnicas de analítica de datos, las métricas se utilizan como una forma de evaluar el desempeño de las metodologías utilizadas de manera que sean útiles al momento de pronosticar la compra de electricidad en los mercados eléctricos.

Los principales parámetros que utiliza una métrica para calificar la técnica son [69]:

- Verdaderos positivos (TP): cuando la clase de datos original es verdadera y la predicha es verdadera.
- Verdaderos negativos (TN): cuando la clase de datos original es falsa y la predicha también es falsa.
- Falsos positivos (FP): cuando la clase de datos original es falsa y la predicha es verdadera.
- Falsos negativos (FN): cuando la clase de datos original es verdadera y el valor predicho es falso.

Las métricas más utilizadas son: precisión o confianza, razón de falsos positivos (FPR), razón de verdaderos positivos (TPR) y tasa de detección o exactitud [69].

Precisión o confianza: indica el nivel de confianza que tiene una técnica para clasificar los datos, es decir, un valor de alta precisión indica que pertenecen a verdaderos positivos [69].

$$\text{Precisión} = \frac{TP}{TP + FP}$$

Razón de falsos positivos: indica la relación entre predicciones falsas y negativos totales de una muestra, por lo que, en esta métrica generalmente se busca que tenga valores bajos para evitar intervenciones innecesarias [69].

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP}$$

Razón de verdaderos positivos: indica que, si la técnica de clasificación funciona correctamente con los valores, se considera eficiente para determinar la precisión de una técnica [69].

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

Tasa de exactitud indica si la técnica clasifica correctamente las muestras positivas y negativas, sin embargo, cuando hay más valores positivos que negativos en la muestra o viceversa, esta métrica no es suficiente para medir la eficiencia de clasificación [69].

$$\text{Exactitud} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

2.4.1 Evaluación de técnicas no supervisadas

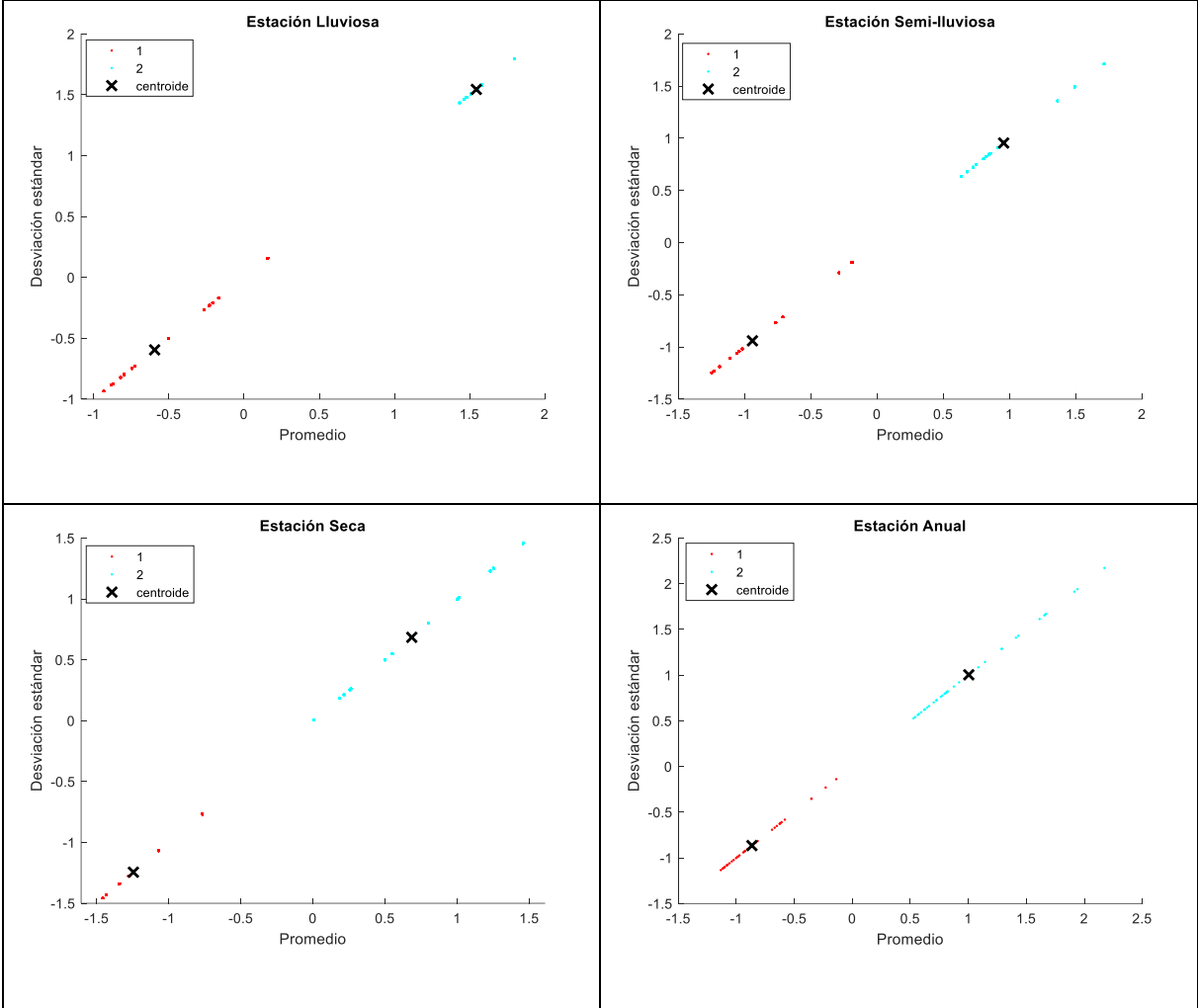
En este tipo de método, los datos utilizados para la clasificación no están etiquetados, lo que lleva al uso de algoritmos de agrupamiento que recuperan nuevos modelos de clasificación a partir de una muestra de observaciones.

- **Algoritmo de agrupación K-Means**

K-Means es un algoritmo de agrupaciones que determina las distancias métricas entre los centros de grupo formados por los valores de cada variable donde para ser consideradas como parte de un grupo los valores tienen que ser similares, además, una manera de considerar cuantos grupos se puede formar es analizando cómo se agrupan los valores en una muestra ejecutada.

Para nuestro análisis se considera trabajar con las variables No. 25 y 26 dado que estas representan los costos de la energía eléctrica los cuales se pretenden agrupar y evaluar sus métricas.

Tabla 17. - Resultado de agrupamiento K-Means (K=2)



En la Tabla 17, se presentan a modo de ejemplo las gráficas resultantes de la agrupación con $K=2$, que utiliza estadísticos descriptivos como promedio y desviación estándar, donde se divide la muestra en dos grupos considerando valores similares y estableciendo el centroide de cada grupo para su respectiva evaluación. Además, dado que la técnica de K-Means se basa en similitudes, se utiliza la ecuación (2) para que se normalicen los valores a agrupar.

En la siguiente tabla se puede observar la evaluación de las métricas con diferentes agrupaciones, $K= 2, 3, 4, 5, 6$ y 7 .

Tabla 18. - Evaluación de métricas K-Means

Grupos K-Means	Métricas K-Means			
	Anual	Seco	Semi-lluvioso	Lluvioso
2	73,5%	20,2%	21,5%	20,9%
3	34,5%	6,4%	13,6%	7,8%
4	18,5%	3,9%	7,5%	2,1%
5	4,2%	4,8%	11,1%	1,7%
6	9,1%	1,4%	1,8%	1,3%
7	11,7%	1,6%	1,0%	0,4%

La Tabla 18 se resumen los resultados de la clasificación K-Means, donde la métrica observada es la métrica porcentual de evaluación de la distancia euclidiana con cada grupo. No obstante, en este tipo de observaciones con agrupaciones, no existe un método para determinar el número correcto de grupos, por tanto, los mejores resultados de clasificación se obtuvieron con los grupos 2, 3 y 4, ya que es aquí donde se agrupa más información.

Sin embargo, aunque en este tipo de algoritmo no es posible identificar valores de costos reales para comprar energía eléctrica en una ED, se evalúa la estación climática, ya que tiene una relación dependiente con el costo de la energía donde se puede categorizar por sus épocas. Además, en base a estos valores, nos permite observar cómo se consideran los grupos según su época, lo cual puede ser útil para planificar cuando habrá poca o mucha estacionalidad líquida.

El código implementado en MATLAB® para esta técnica no supervisada se puede ver en el ANEXO 3.

2.4.2 Evaluación de técnicas supervisadas

Para este tipo de evaluación, las técnicas de *Machine Learning* utilizan diferentes aplicaciones de clasificación, por lo que, para desarrollar este método supervisado, la herramienta computacional de MATLAB® cuenta con la aplicación para aprendizaje de clasificación (*Classification Learner App*). Para utilizar esta aplicación, se importa el conjunto de datos que contiene las variables características como sus etiquetas, donde las etiquetas corresponden a la variable de la estación climática (lluviosa, semi-lluviosa y seca).

La interfaz de esta aplicación con los pasos a seguir para la clasificación supervisada se puede ver en el ANEXO 4.

Para la evaluación de este método supervisado se han elegido las técnicas que fueron descritas en el numeral 2.3.2, las cuales son: Árbol de decisión, Máquinas de soporte vectorial (SVM), K- Vecino más cercano (K-NN) y Redes neuronales artificiales (ANN).

Los resultados obtenidos utilizando cada una de las técnicas mencionadas se muestran a continuación, donde se ha utilizado el mismo conjunto de datos para todos los casos. Además, se han realizado 5 evaluaciones con cada técnica para así obtener un porcentaje promedio donde se determina qué método tiene una mejor precisión de evaluación.

Tabla 19. - Precisión de las distintas técnicas supervisadas

<i>Evaluación No.</i>	PRECISIÓN				
	<i>Árbol de decisión</i>	<i>Máquina de soporte vectorial (SVM)</i>	<i>K-Vecino más cercano (K-NN)</i>		<i>Redes Neuronales Artificiales (ANN)</i>
1	99,50%	99,50%	95,60%	K=5	99,99%
2	99,40%	98,50%	94,30%	K=10	99,98%
3	98,70%	98,60%	93,40%	K=15	100%
4	99, 2%	98,70%	92,70%	K=20	99,99%
5	99,40%	98,70%	92,30%	K=25	100%
Media	99,25%	98,80%	92,80%		100,00%

En la Tabla 19, se presentan los resultados de las evaluaciones con las diferentes técnicas supervisadas, donde se puede notar que la mayoría de los métodos desarrollados presentan evaluaciones precisas, sin embargo, de los cuatro métodos, el clasificador con mejor desempeño es la Red Neuronal Artificial (ANN), que por la precisión obtenida con este método (ANN) será de utilidad a la hora de realizar pronósticos de compra de energía.

Tabla 20. - Evaluación con métricas de las distintas técnicas supervisadas

Clases (Etiquetas)	MÉTRICAS							
	<i>Árbol de decisión</i>		<i>Máquina de soporte vectorial (SVM)</i>		<i>K-Vecino más cercano (K-NN)</i>		<i>Redes neuronales artificiales (ANN)</i>	
	<i>TPR</i>	<i>FNR</i>	<i>TPR</i>	<i>FNR</i>	<i>TPR</i>	<i>FNR</i>	<i>TPR</i>	<i>FNR</i>
<i>Lluvioso</i>	99%	1%	99%	1%	96%	4%	100%	0%
<i>Seco</i>	> 99%	<1%	> 99%	<1%	96%	4%	100%	0%
<i>Semi-lluvioso</i>	> 99%	<1%	98%	2%	95%	5%	100%	0%

Además, cabe mencionar que, al contar con una base de datos con suficiente información, los parámetros de las métricas obtenidos en la Tabla 20 fueron bastante aceptables, ya que como se puede apreciar la tasa de verdaderos positivos (TPR) en los 4 métodos indica que contienen valores por encima del 90% frente a la tasa de falsos positivos (FNR). Sin embargo, al igual

que en el parámetro de precisión antes mencionado, la Red Neuronal Artificial (ANN) presenta mejores resultados en las métricas TPR y FNR.

Los reportes automáticos (matriz de confusión) de los mejores resultados obtenidos de cada método: Árbol de Decisión, (SVM), (K-NN) y (ANN), fueron presentados anteriormente, además, los códigos que se generaron con la ayuda de la aplicación *Classification Learner App* se muestra en el ANEXO 5.

2.5 Entrenamiento de la Red Neuronal Artificial (ANN)

Luego de evaluar las diferentes técnicas, se identificó que la técnica de red neuronal artificial (ANN) tenía mejor precisión a la hora de predecir, por lo que se desarrolla el algoritmo para pronosticar los costos de energía eléctrica en un ED.

El diseño y el entrenamiento de la red neuronal se realiza mediante el Toolbox de MATLAB®, donde se utiliza una Red Neuronal Artificial tipo Perceptrón Multicapa (MLP) como se presenta en la Figura 24, la cual está compuesta por:

- La capa de entrada que cuenta con 13 variables.
- La capa oculta que está formada por 10 neuronas.
- La capa de salida que cuenta con 1 neurona para la debida respuesta de la red.

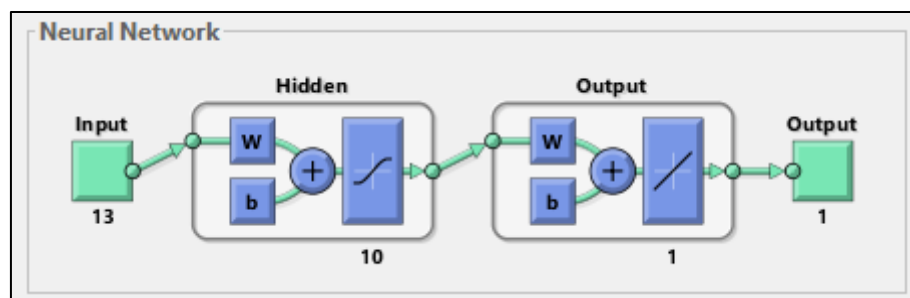


Figura 24. - Estructura de la Red Neuronal

Los datos se dividieron aleatoriamente en 3 partes para el entrenamiento de la red:

- El 70% de datos para el entrenamiento.
- El 15% de datos para la validación.
- El 15% de datos de prueba.

El algoritmo de entrenamiento es el “Levenberg – Marquardt backpropagation” y la función de activación es la sigmoideal. A continuación, se muestran los resultados del entrenamiento:

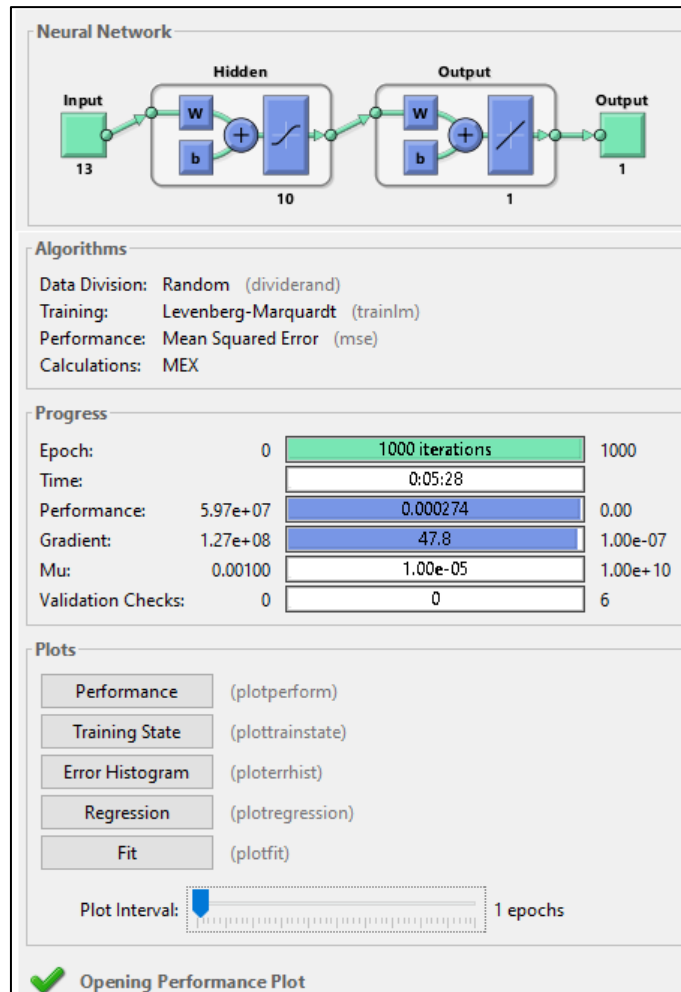


Figura 25. - Entrenamiento de la red neuronal

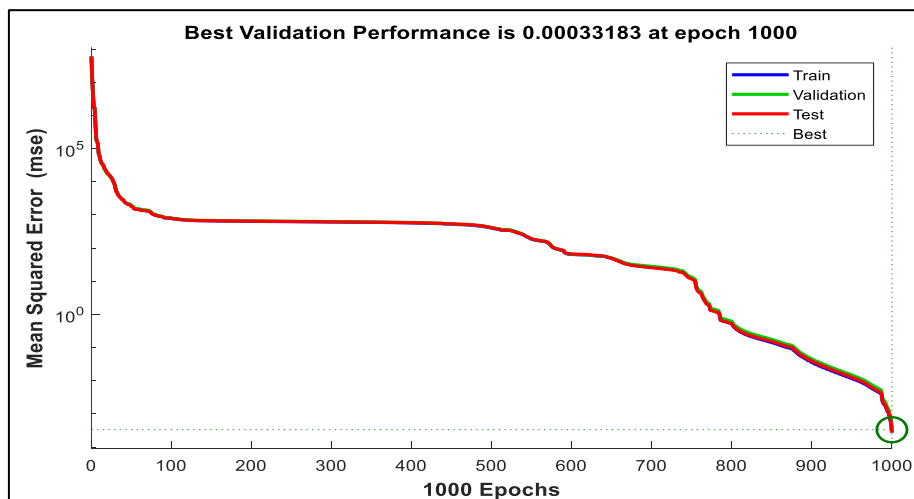


Figura 26. - Error medio cuadrático por época.

La Figura 26 muestra las curvas de rendimiento de validación de los datos de entrenamiento, validación y prueba, donde se obtiene un error medio cuadrático (mse - por sus siglas en inglés) casi igual a 0.

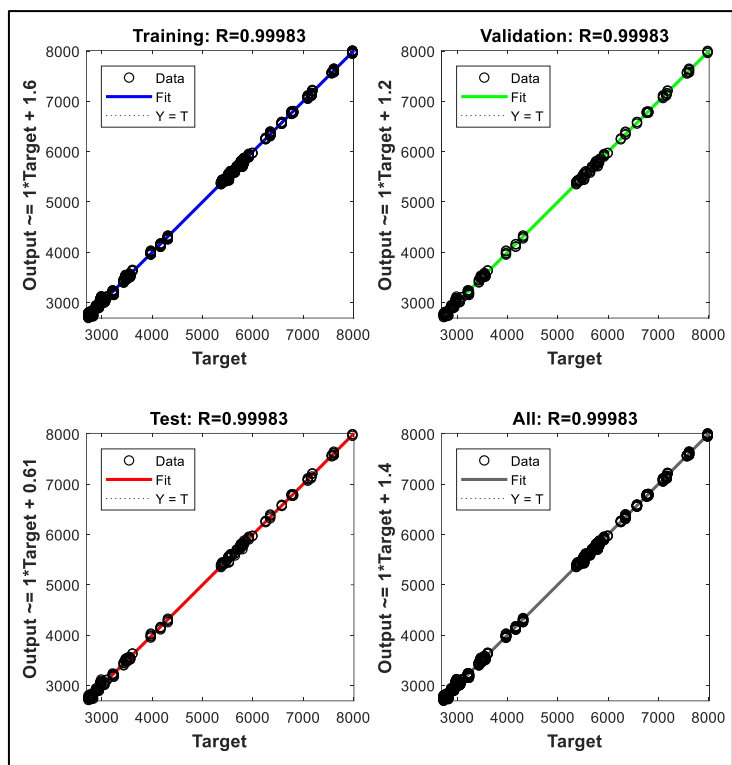


Figura 27. - Resultados del entrenamiento – Regresión lineal

En la Figura 27 se muestran los resultados del entrenamiento para el pronóstico de los costos de energía eléctrica utilizados como objetivo, donde el tipo de función utilizada para el análisis de los resultados es del tipo regresión lineal, en el que el rango analizado es 1, es decir, el 100% de validación, lo que significa que tanto los valores de entrada como los de salida utilizados para el entrenamiento del ANN son precisos ya que están sobre la recta de mínimos cuadrados ordinarios con una aceptación total 99,98%.

Además, se debe considerar que los resultados de la validación se obtienen mediante la realización de pruebas, es decir, modificando el número de neuronas con las que se realiza el entrenamiento con el fin de obtener un error porcentual inferior al 5%, donde en este caso con 10 neuronas se obtuvieron los mejores resultados.

2.5.1 Medición del error porcentual pronosticado

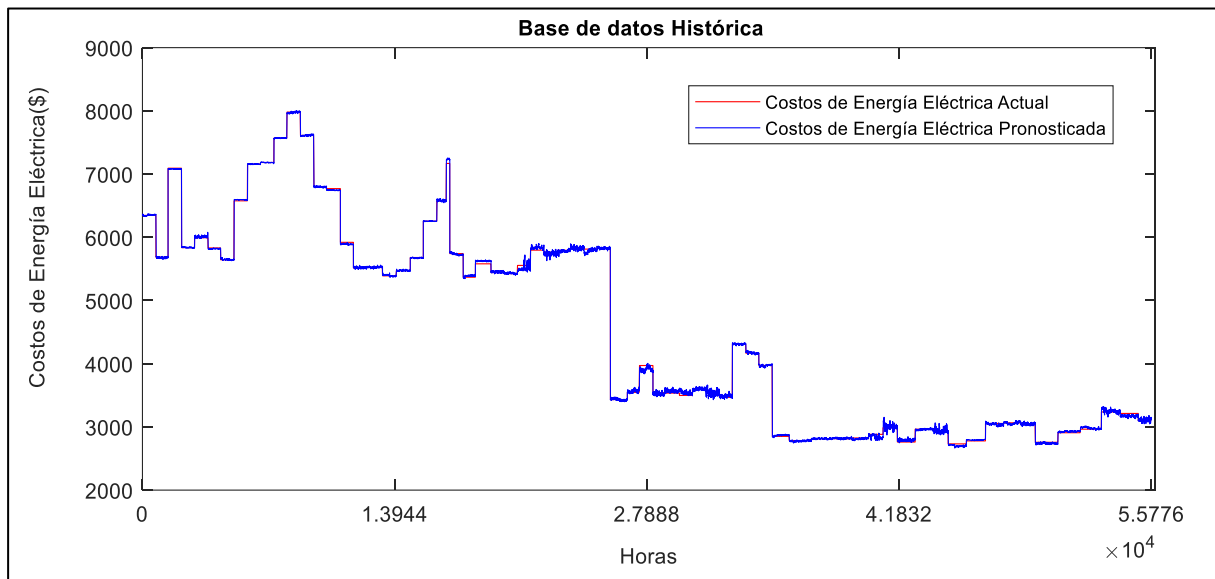


Figura 28. - Costos de energía eléctrica actuales vs costos de energía eléctrica pronosticados.

La Figura 28 muestra las curvas de costo de energía eléctrica, tanto las registradas como las pronosticadas con ANN, en las que se observa el alto grado de precisión con el algoritmo desarrollado.

Tabla 21. - Error porcentual mensual pronosticado

Año	Mes	Costos Reales (USD)	Costos Pronosticados (USD)	Error Porcentual (%)
2015	Ene	4721524,244	4713165,696	0,177
	Feb	3820214,925	3794784,418	0,666
	Mar	5277116,556	5306807,723	0,563
	Abr	4202188,35	4219234,375	0,406
	May	4458422,573	4477400,029	0,426
	Jun	4058599,609	4077316,923	0,461
	Jul	4199447,364	4239320,281	0,949
	Ago	4892928,631	4896204,588	0,067
	Sep	5153533,94	5132231,027	0,413
	Oct	5344261,141	5349274,172	0,094
	Nov	5449710,766	5446402,619	0,061
	Dic	5937145,203	5921542,934	0,263
2016	Ene	5662698,783	5700901,591	0,675
	Feb	4733874,237	4698165,134	0,754
	Mar	5199212,064	5168121,26	0,598
	Abr	4262446,604	4247279,418	0,356
	May	4102532,252	4112157,301	0,235
	Jun	4773606,583	4794719,899	0,442
	Jul	4139674,279	4163572,208	0,577
	Ago	4202991,434	4197647,726	0,127

	Sep	4089507,927	4071473,509	0,441
	Oct	4653345,003	4654550,826	0,026
	Nov	3470783,8	3436491,393	0,988
	Dic	1376246,51	1372272,503	0,289
2017	Ene	4271967,245	4236937,95	0,82
	Feb	3607601,62	3602930,413	0,129
	Mar	4821057,612	4809720,258	0,235
	Abr	3918212,84	3909898,345	0,212
	May	4036577,745	4029856,01	0,167
	Jun	3999516,69	3998354,426	0,029
	Jul	4312540,08	4321269,73	0,202
	Ago	4287592,782	4260410,268	0,634
	Sep	4171702,155	4079541,6	2,209
	Oct	4332970,729	4319728,487	0,306
	Nov	4185254,98	4206529,471	0,508
	Dic	4335437,017	4344517,843	0,209
2018	Ene	3212854,931	3244433,749	0,983
	Feb	2383153,183	2393217,007	0,422
	Mar	2954496,778	2958524,154	0,136
	Abr	2549776,36	2574839,748	0,983
	May	2630303,087	2641996,555	0,445
	Jun	2518523,46	2557519,194	1,548
	Jul	2683894,378	2729884,2	1,714
	Ago	2651187,342	2678330,605	1,024
	Sep	2496902,03	2519534,22	0,906
	Oct	3207212,58	3205254,009	0,061
	Nov	2999560,62	3012310,884	0,425
	Dic	2955333,333	2973890,38	0,628
2019	Ene	2667471,664	2659274,735	0,307
	Feb	3407989,592	3380746,82	0,799
	Mar	3850692,793	3842292,947	0,218
	Abr	2429250,841	2430518,125	0,052
	May	2643882,97	2644938,279	0,04
	Jun	2282674,622	2260826,986	0,957
	Jul	2365708,794	2355261,632	0,442
	Ago	2716622,73	2710820,571	0,214
	Sep	3058443,542	3011158,326	1,546
	Oct	2329052,677	2318756,571	0,442
	Nov	2753272,312	2761094,942	0,284
	Dic	2933958,837	2944356,865	0,354
2020	Ene	3079020	3079268,35	0,008
	Feb	2868271,276	2873571,705	0,185
	Mar	2479604,098	2479785,056	0,007
	Abr	3440437,577	3446121,656	0,165
	May	3628690,468	3652082,313	0,645
	Jun	3414593,6	3409152,751	0,159

	Jul	3339899,11	3330769,924	0,273
	Ago	3238740,569	3233182,19	0,172
	Sep	2231102,23	2244691,664	0,609

La Tabla 21 muestra las mediciones del error porcentual mensual de los pronósticos de costo de la energía eléctrica, con respecto a los costos reales, y se observa que los valores obtenidos en cada pronóstico no superan el 5% de error porcentual, por lo que considera que el entrenamiento realizado con ANN es satisfactorio.

Tabla 22. - Error porcentual anual pronosticado

Año	Costo Real (USD)	Costo Pronosticado (USD)	Error Porcentual (%)
2015	57515093,3	57573684,8	0,10187
2016	50666919,5	50617352,8	0,09783
2017	50280431,5	50119694,8	0,31968
2018	33243198,1	33489734,7	0,74162
2019	33439021,4	33320046,8	0,3558
2020	27720358,9	27748625,6	0,10197

La Tabla 22 muestra los resultados del error porcentual anual de los pronósticos de costo de la energía eléctrica, con respecto a los costos reales, y se observa que los valores obtenidos en cada pronóstico no superan el 5% de error porcentual.

2.6 Pronóstico de la generación y la demanda de energía eléctrica en la ED

Los pronósticos de la demanda y la generación eléctrica son la base de una buena planificación operativa de los sistemas eléctricos, que sirven para determinar cuándo habrá un déficit en la capacidad energética, analizando el comportamiento de la generación ante una salida programada donde las ED's tomarán decisiones sobre qué precio será conveniente realizar transacciones con otras empresas del sector.

Para el pronóstico de la demanda y la generación eléctrica se tienen los siguientes datos estadísticos.

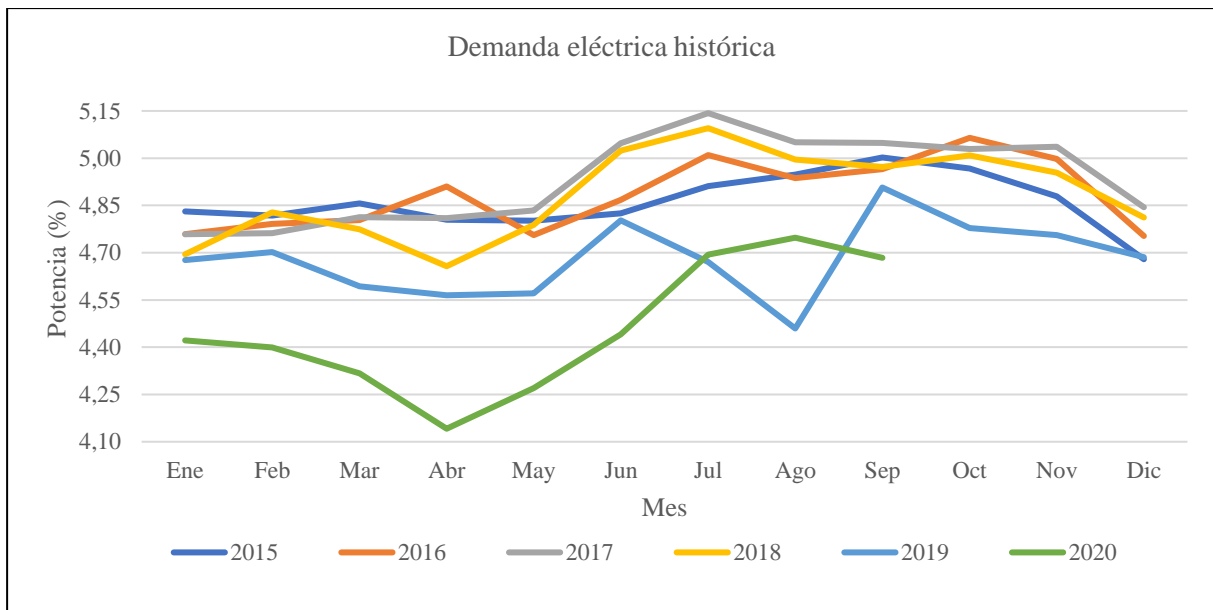


Figura 29. - Comportamiento histórico de la demanda de la empresa Eléctrica Regional Centro Sur (EERCS).

En la Figura 29, se puede apreciar el comportamiento de la demanda de energía eléctrica histórica en la Empresa Eléctrica Regional Centro Sur (EERCS) en los diferentes períodos de análisis.

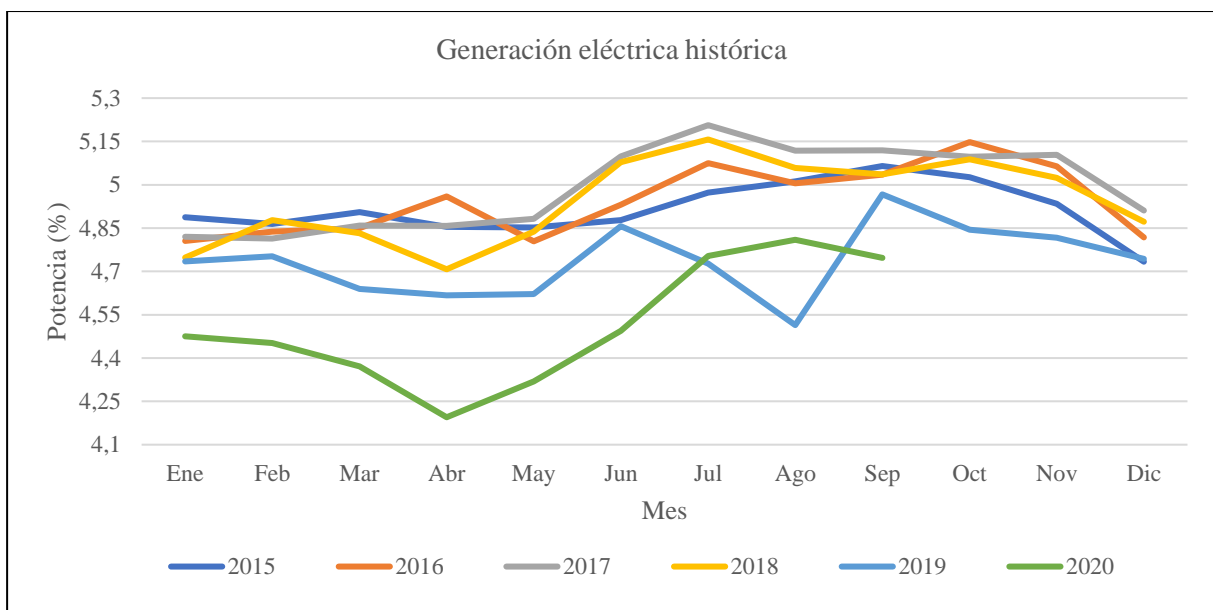


Figura 30. - Comportamiento histórico de la Generación de la empresa Eléctrica Regional Centro Sur (EERCS).

La Figura 30 muestra el comportamiento de la generación eléctrica histórica en la Empresa Eléctrica Regional Centro Sur (EERCS) en los diferentes períodos de análisis.

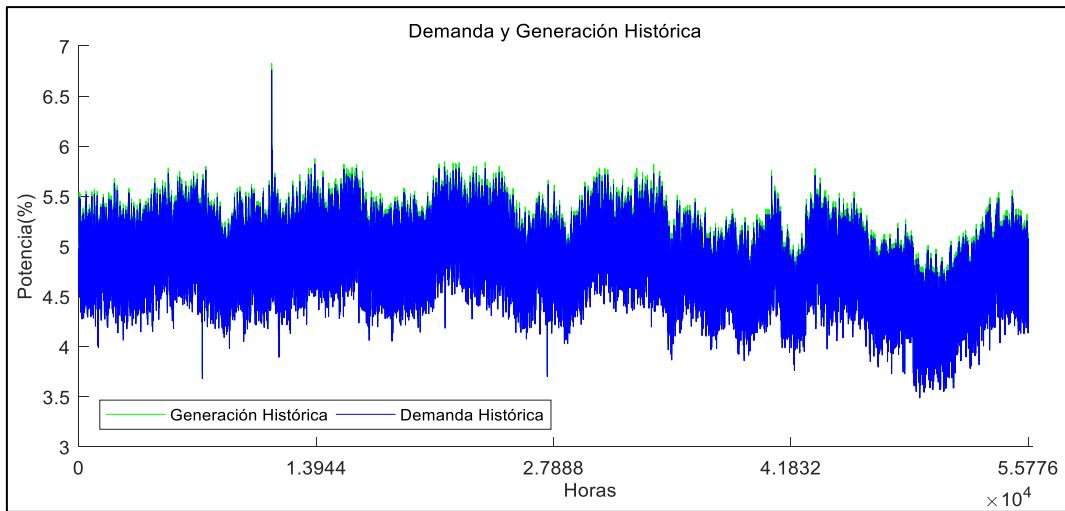


Figura 31. - Curvas de demanda y generación de datos históricos.

Con la información del período de análisis de la demanda y la generación eléctrica histórica, la figura 31 muestra el comportamiento de sus curvas para su respectivo entrenamiento.

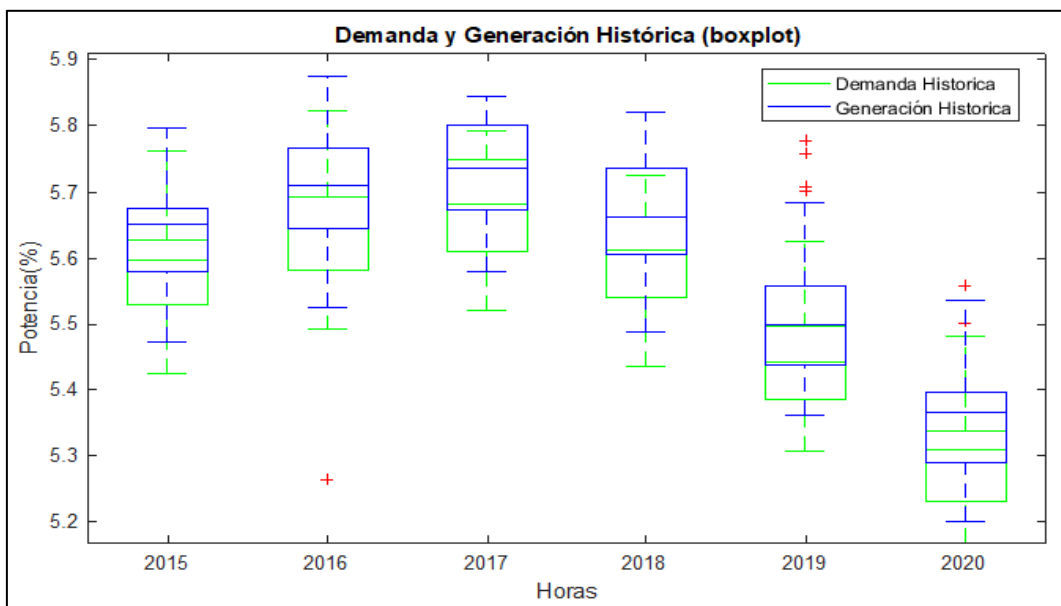


Figura 32. - Demanda y generación de datos históricos en diagrama de caja (boxplot).

Para analizar la información se obtienen diagramas de caja de los respectivos períodos como se presenta en la Figura 32, que muestra la tendencia de la demanda y la generación de los datos históricos.

Con el algoritmo del ANN desarrollado previamente, se procede a pronosticar la generación y la demanda eléctrica, realizando la siguiente configuración en la red como se presenta en la Figura 33:

- La capa de entrada consta de 4 variables que pertenecen al año, mes, día y hora.

- La capa oculta formada por 10 neuronas
- La capa de salida consta de 2 variables que pertenecen a la generación y la demanda eléctrica.

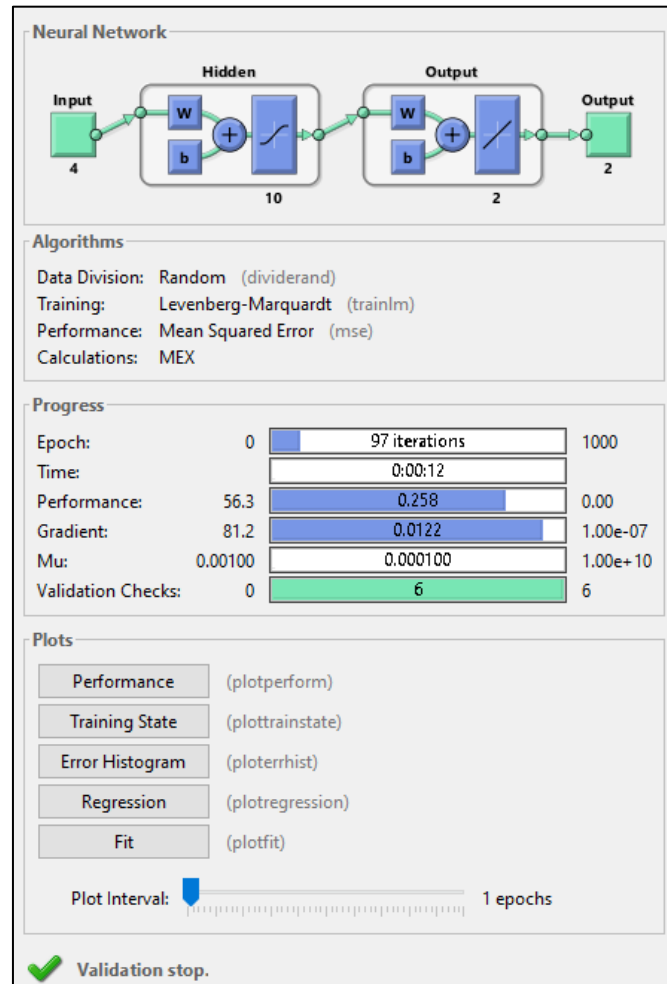


Figura 33. - Resultado del entrenamiento del ANN para la generación y la demanda eléctrica.

A continuación, se presentan los resultados de demanda y generación, tanto los actuales como los pronosticados con ANN.

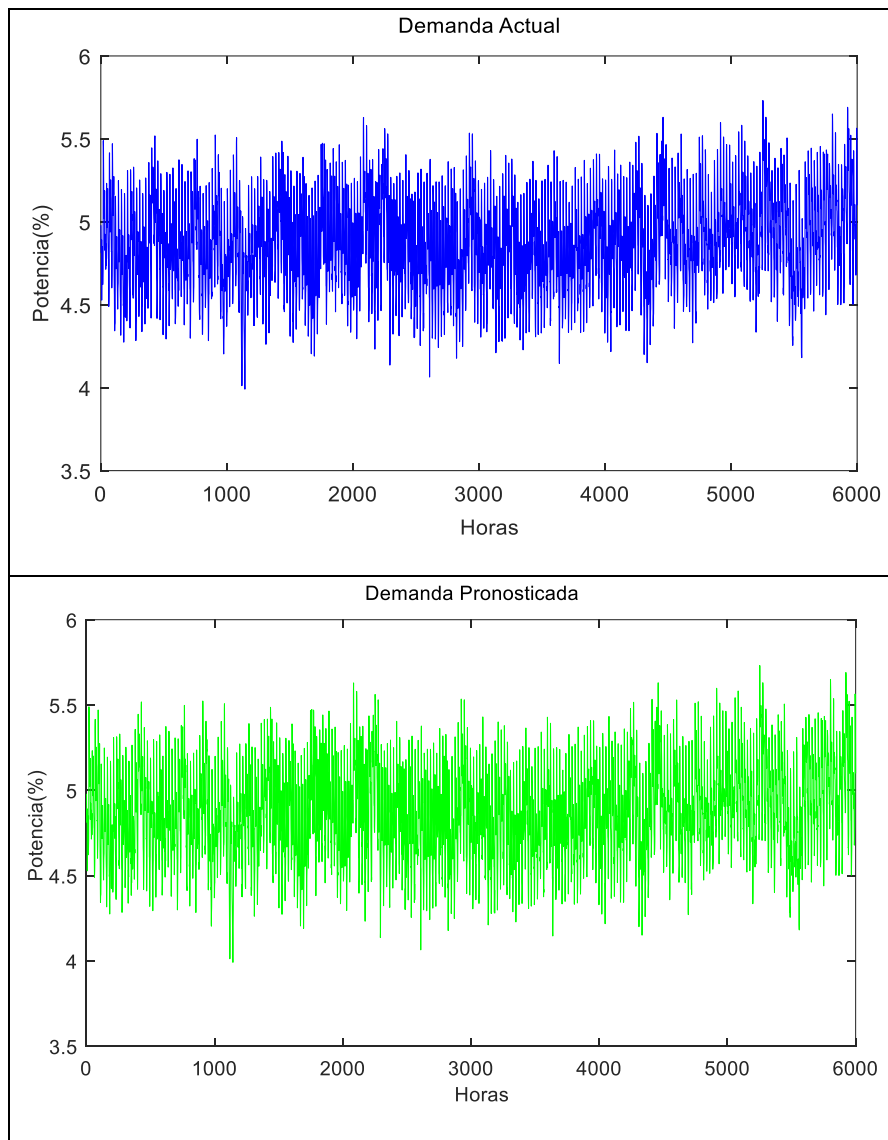


Figura 34.- Demanda actual y pronosticada de la EERCS.

Una vez realizado el respectivo entrenamiento de la red neuronal, en la Figura 34 se observa la demanda de energía eléctrica actual y la pronosticada, donde este tipo de pronóstico es importante para la planificación de la compra de energía eléctrica.

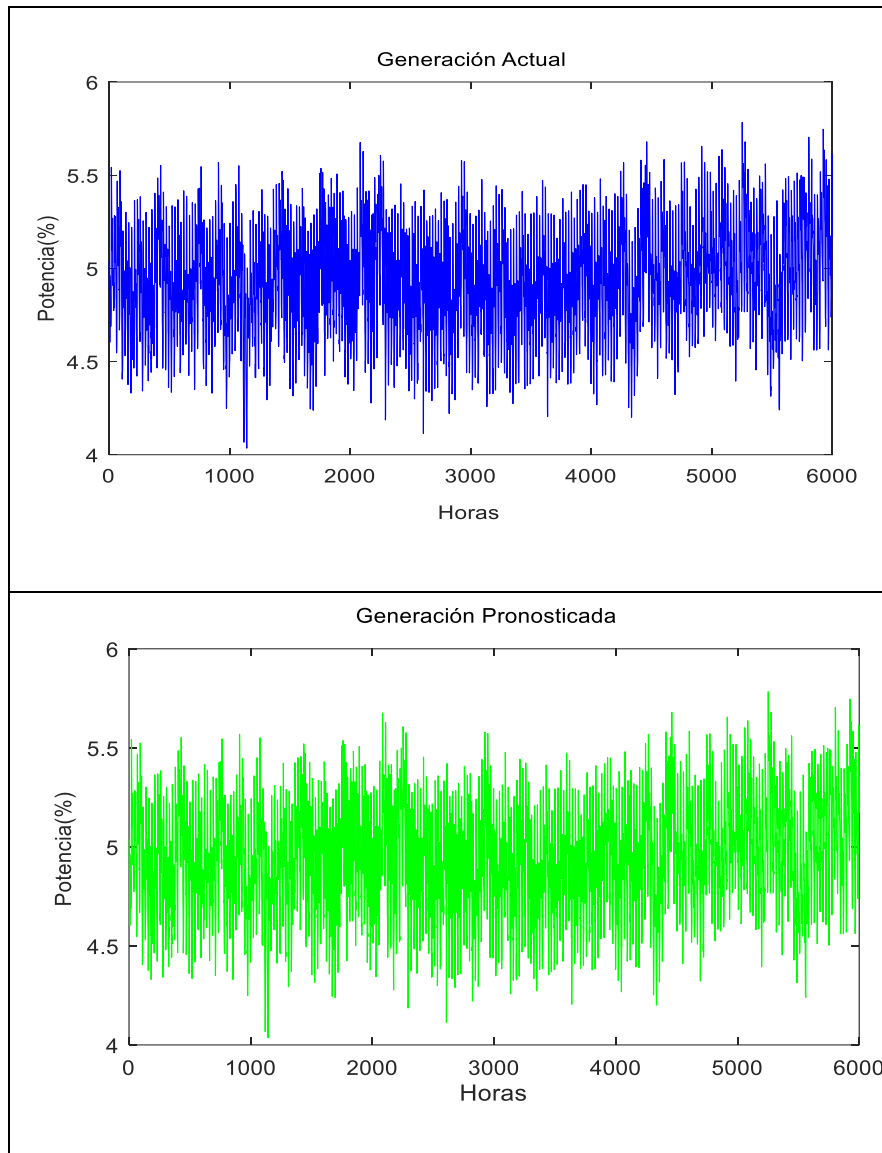


Figura 35. - Generación actual y pronosticada de la EERCS.

En la Figura 35 se observa la generación de energía eléctrica actual y la pronosticada, además esta variable es importante ya que el pronóstico de la generación dependerá de lo demandado por la ED y sirve para su respectiva planificación, como se explica en el siguiente capítulo.

CAPÍTULO 3: MODELO DE PLANIFICACIÓN PARA EL PRONÓSTICO DE LA COMPRA DE ENERGÍA

Con los conceptos que se revisaron en el numeral 1.4 para la planificación de la compra de energía en el corto plazo se presentan dos modelos los cuales describen como realizar una planificación basada en modelos econométricos, teoría de juegos y como se presenta en esta investigación con redes neuronales artificiales, de la misma forma para la planificación al mediano plazo se utiliza el mismo criterio. Es así que la planificación eléctrica es una herramienta fundamental para la gestión en una ED, es necesario evaluar las necesidades, demandas, recursos disponibles y los costos de la energía eléctrica con el fin de establecer un modelo para su implementación inmediata.

El pronóstico de los precios de la electricidad en diferentes intervalos de tiempo (días, semanas, meses y años) es importante para planificar su compra con anticipación, para que en el futuro las ED's puedan comercializar la energía eléctrica de manera continua, económica, confiable, optimizando sus precios, de este modo se estructura un modelo de planificación para pronosticar los costos de compra de energía eléctrica.

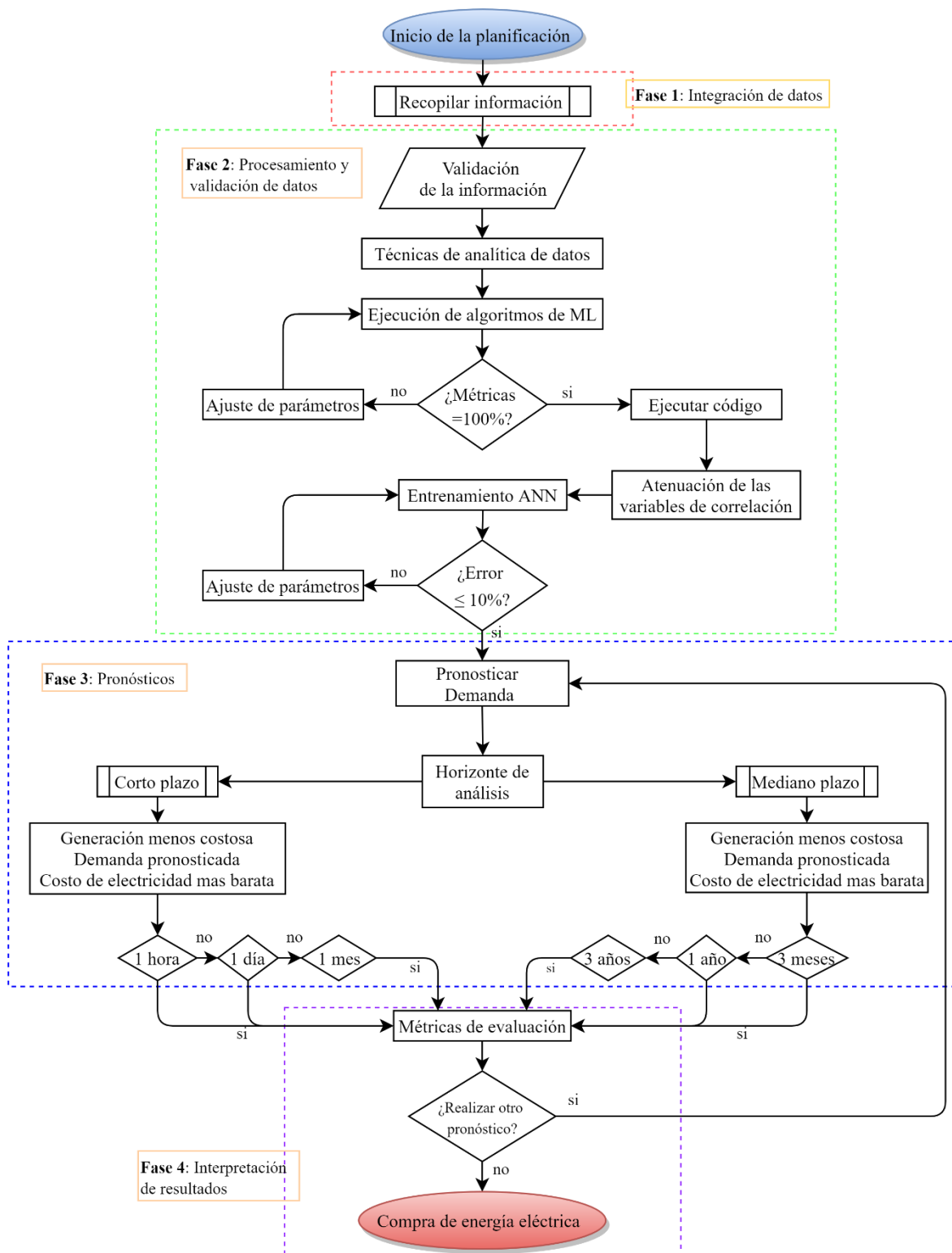


Figura 36. - Modelo para planificar la compra de energía eléctrica

Descripción de las fases metodológicas:

Fase 1: *Integración de datos*

El modelo de planificación desarrollado parte de la fase de recolección de la información, ya que es fundamental contar con una base de datos histórica como la analizada en el capítulo anterior, donde con esta información recopilada se analizan las variables técnicas y económicas que aportan en la investigación para pronosticar la compra de energía eléctrica en una ED.

Fase 2: *Procesamiento y validación de datos*

En esta fase se evalúan las técnicas de analíticas de datos mediante métricas con el fin de obtener un método con mejor precisión para pronosticar los costos de la energía eléctrica; obteniendo mejores resultados con los métodos supervisados y desarrollando un algoritmo de redes neuronales artificiales ANN.

Luego de seleccionar el modelo ANN y de estimar sus parámetros, se verifica que el modelo seleccionado se ajuste a las especificaciones del interesado para su respectivo entrenamiento.

Fase 3: *Pronósticos*

En esta fase se realizan los pronósticos con el modelo seleccionado al final de la fase anterior. Para ello, se configura en el programa el período de análisis en el que se requiere el pronóstico de manera que se obtiene el pronóstico de la demanda y la generación para obtener los respectivos costos.

Fase 4: *Interpretación de resultados*

Finalmente, en esta fase, se interpretan los resultados pronosticados para planificar el cronograma de la compra de energía eléctrica en la ED, considerando cómo se comportan las curvas de la demanda y la generación pronosticadas de manera de obtener los costos por unidad de generación, en donde se analicen los valores menos costosos para el período de compra que se requiera. Además, es posible preparar planes de expansión, presupuestar los gastos e ingresos de estas transacciones y calcular el margen de utilidad o pérdida esperado por el agente distribuidor.

Realizado el modelo de planificación, se muestran los resultados obtenidos con la técnica de ANN para el pronóstico de los costos de la energía eléctrica en el corto y el mediano plazo.

Hay que reiterar que las variables de entrada de la red, establecidas en el capítulo 2, tales como: la demanda, la generación, estacionalidad, estación climática, año, mes, día, etc., en este modelo de planificación son las mismas tanto para realizar los pronósticos al corto plazo (1 hora, 24 horas y 1 semana) como al mediano plazo (1 mes, 6 meses y 1 año) ya que lo único que varía es el período de análisis.

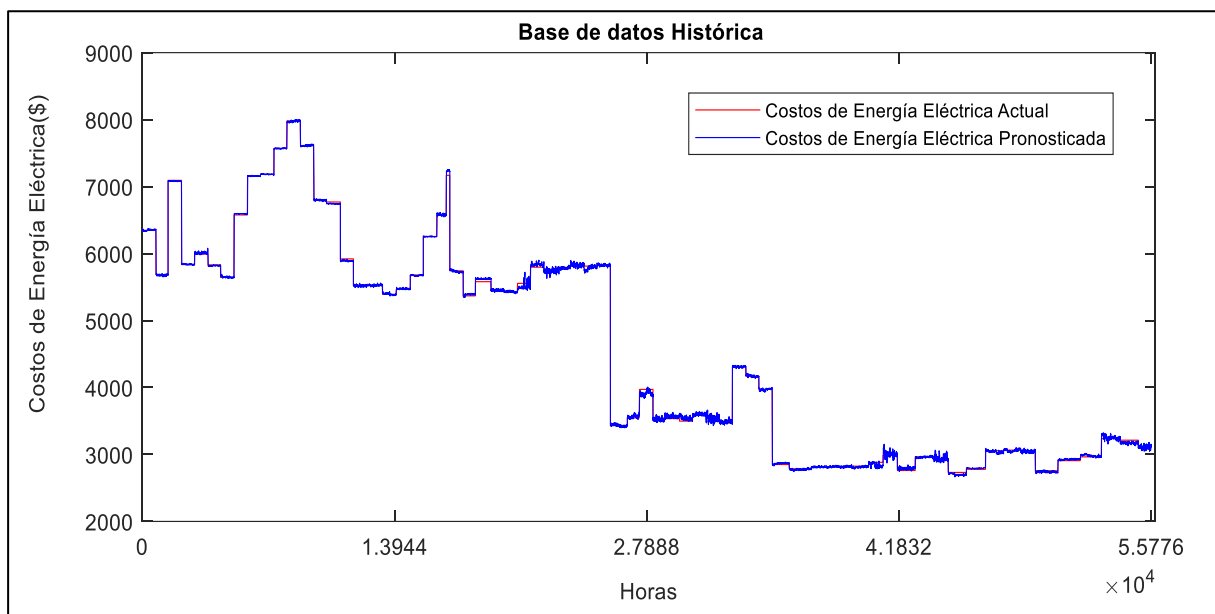


Figura 37. - Costos estadísticos vs costos pronosticados

La Figura 37 muestra las curvas de los costos de la energía eléctrica estadísticos y los costos de la energía eléctrica pronosticados con la técnica utilizada para este modelo de planificación (ANN), en la que se observa que el error de esta técnica es baja ya que, como se analizó en el numeral 2.5.1 los errores medidos no superan el 5%.

3.1 Planificación al corto plazo

La planificación al corto plazo consiste en obtener los costos pronosticados de la energía eléctrica a través de la técnica empleada en este estudio (ANN) que contempla períodos de tiempo de 1 hora, 24 horas y 1 semana, que obedece a las variables previamente clasificadas en el numeral 2.2.6, de esta manera en esta planificación se establecen ciertas limitaciones en la variable estación climática, ya que los resultados se clasifican en función de esta variable puesto que en algunos meses, debido a mayores precipitaciones, los costos de la generación de energía eléctrica son menores que en otros meses. Asimismo, las curvas de la generación y la demanda

responden a los horarios de consumo de los usuarios, por lo que el costo de la electricidad no es el mismo las 24 horas del día o cualquier día de la semana.

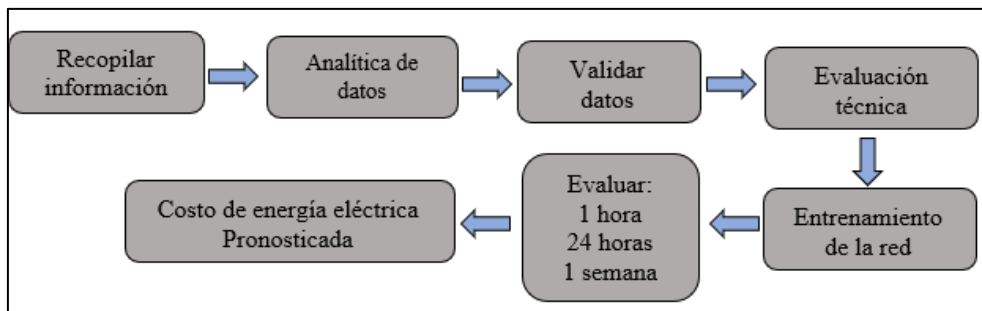


Figura 38. - Proceso para pronosticar los costos de energía eléctrica al corto plazo

3.1.1 Análisis de la información al corto plazo

Para realizar este análisis se considera la clasificación de la variable estación climática ya antes mencionada (Seco, semi-lluvioso y lluvioso) donde se realizan diferentes pronósticos y se analizan como varía el costo de la energía eléctrica respecto al período considerado.

- **Pronóstico horario – estación climática “seco”**

Para el análisis de los costos de la energía eléctrica en el corto plazo se realiza primeramente el pronóstico de la demanda y la generación, ya que el costo de la energía eléctrica responde a los valores de estas curvas pronosticadas. De esta manera, la información del análisis corresponde a las 24 horas del 01 de octubre del 2020 y que pertenece a una estación climática seca debido a la precipitación de lluvias registrada en esa fecha.

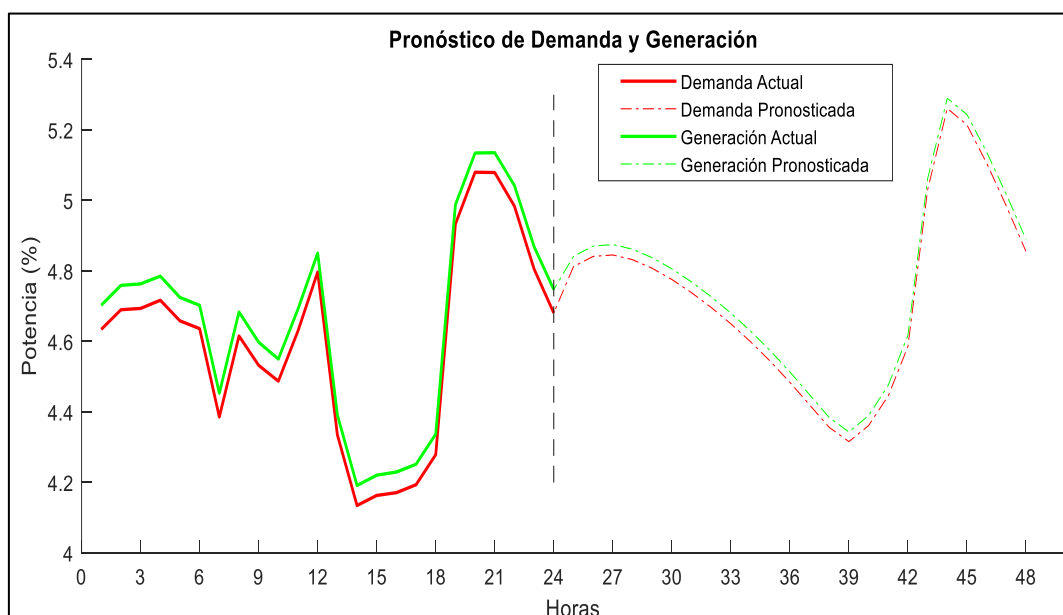


Figura 39. - Pronóstico de la demanda y la generación

En la figura 39 se aprecia la continuidad de las curvas pronosticadas de la demanda y la generación para las 24 horas del período de análisis. Además, se debe enfatizar que la información analizada para estos pronósticos representa el 5% de la demanda del país, ya que se analiza la información de una empresa distribuidora en específico.

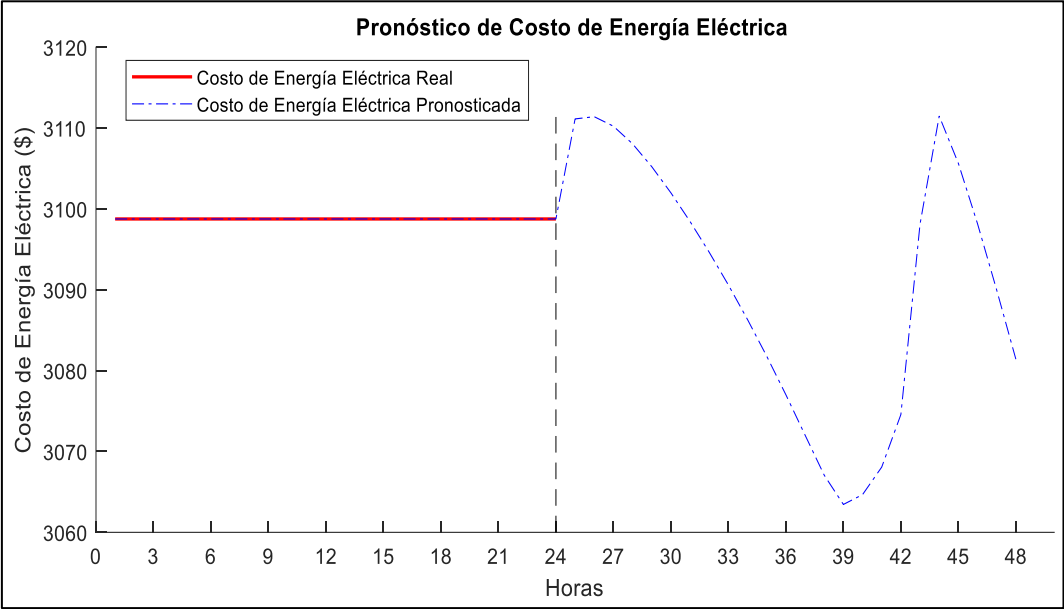


Figura 40. - Pronóstico de los costos de la energía eléctrica

Con el pronóstico de la demanda y la generación, se obtiene la proyección del costo de la energía eléctrica en el período determinado, y como se muestra en la Figura 40, los costos de la energía para las próximas 24 horas obedecen a las curvas de la demanda y la generación, por lo que sus valores son diferentes en todo momento.

Con estos resultados, la Tabla 23 muestra un resumen para planificar la compra de la energía eléctrica en el período pronosticado.

Tabla 23. - Resumen de compra de energía eléctrica horaria

DESCRIPCIÓN	VALOR
Costo total de la demanda	\$ 73.702,76
Costo de generación de energía térmica	\$ 14.190,15
Costo de generación de energía hidráulica	\$ 42.279,68
Costo de Generación de energía fotovoltaica	\$ 66,03
Costo de Generación de energía eólica	\$ 11.836,28
Costo de Generación de energía biomasa	\$ 5.560,98
Costo de Generación de energía biogás	\$ 238,24
COSTO TOTAL	\$ 74.171,36

En el Anexo 6_1 se puede ver la pantalla completa del *guide* desarrollado en Matlab y la tabla de costos de los resultados obtenidos con las diferentes unidades de generación para el período 01 de octubre del 2020.

- **Pronóstico horario – estación climática “semi-lluvioso”**

Para este análisis de información se realiza el pronóstico de la demanda y la generación eléctrica correspondiente a las 24 horas del 01 de febrero del 2021 y que pertenece a una estación climática semi-lluviosa debido a la precipitación de lluvias que se registra en esa fecha.

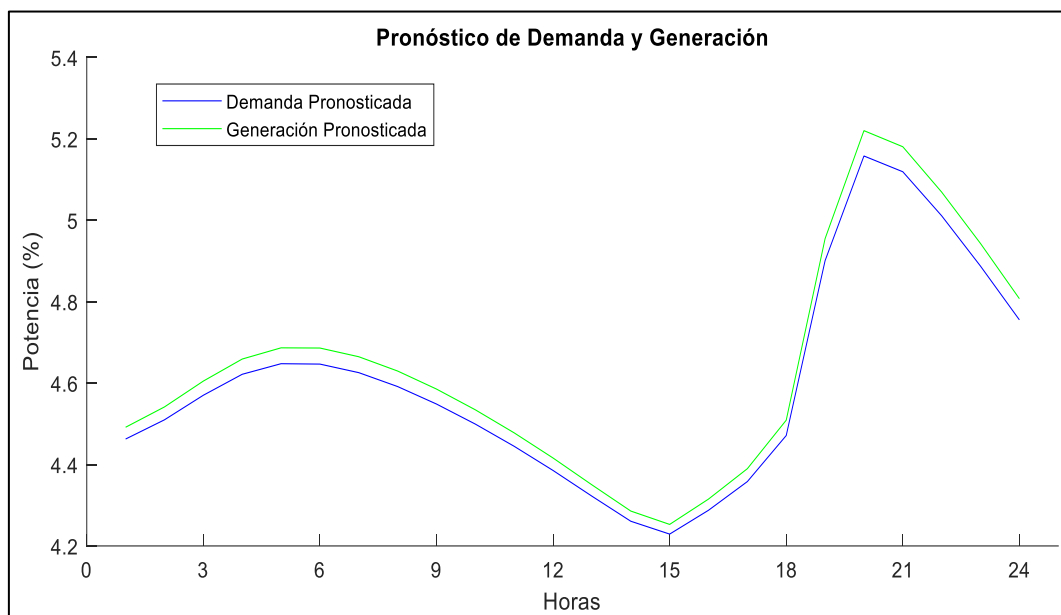


Figura 41. - Pronóstico de la demanda y la generación.

En la figura 41 se muestra los resultados del pronóstico de la demanda y la generación en el período determinado donde se puede apreciar que el mayor consumo de la energía se registra en las horas picos (18h00 – 22h00).

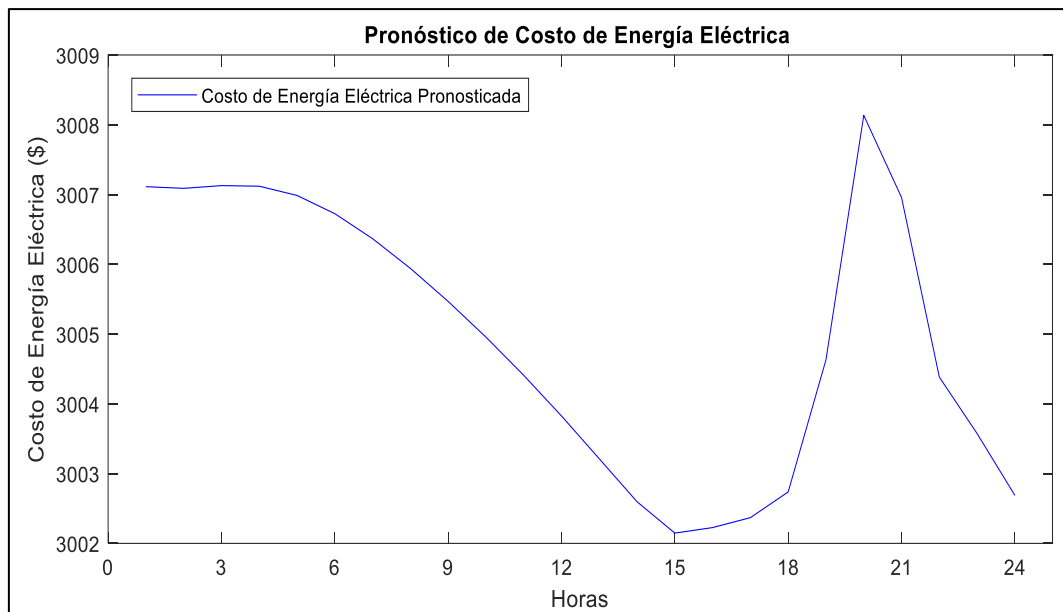


Figura 42. - Pronóstico del costo de la energía eléctrica

Efectuado el pronóstico de la demanda y la generación eléctrica, se obtiene la proyección del costo de la energía eléctrica, y como se muestra en la Figura 42, los costos de la energía para las próximas 24 horas obedecen a las curvas de la demanda y la generación, por lo que sus valores son diferentes en todo momento.

En la Tabla 24 se muestra un resumen para planificar la compra de la energía eléctrica en el período pronosticado.

Tabla 24. - Resumen de compra de energía eléctrica horaria

DESCRIPCIÓN	VALOR
Costo total de la demanda	\$ 71.516,45
Costo de generación de energía térmica	\$ 20.081,96
Costo de generación de energía hidráulica	\$ 35.747,62
Costo de Generación de energía fotovoltaica	\$ 66,04
Costo de Generación de energía eólica	\$ 15.198,74
Costo de Generación de energía biomasa	\$ 901,47
Costo de Generación de energía biogás	\$ 122,96
COSTO TOTAL	\$ 72.118,79

En el Anexo 6_2 se puede ver la pantalla completa del *guide* desarrollado en Matlab y la tabla de costos de los resultados obtenidos con las diferentes unidades de generación para el período 01 de febrero del 2021.

- **Pronóstico horario – estación climática “lluvioso”**

Para este análisis de información se realiza el pronóstico de la demanda y la generación eléctrica correspondiente a las 24 horas del 01 de abril del 2021 y que pertenece a una estación climática lluviosa debido a la precipitación de lluvias que se registra en esa fecha.

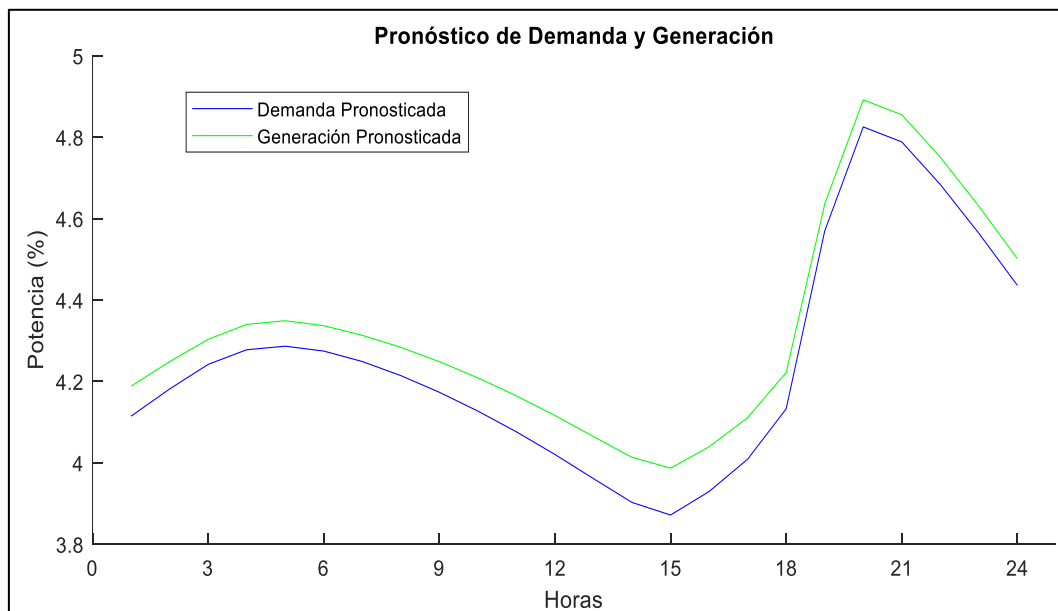


Figura 43. - Pronóstico de la demanda y la generación

En la figura 43 se muestra los resultados del pronóstico de la demanda y la generación eléctrica en el período determinado donde se puede apreciar que el mayor consumo de energía se registra en las horas picos (18h00 – 22h00).

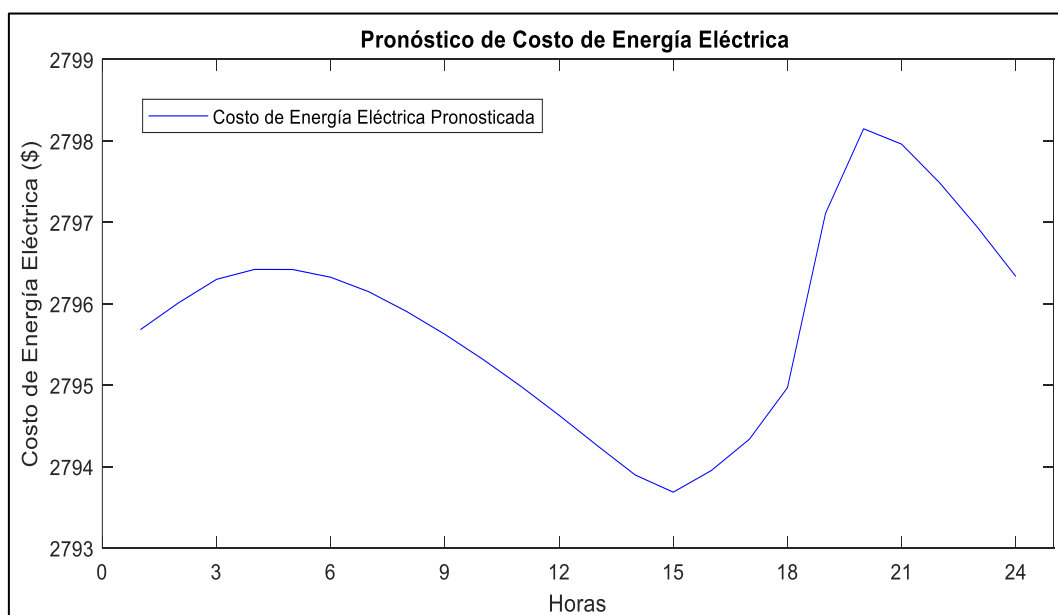


Figura 44. - Pronóstico del costo de la energía eléctrica horaria

Realizado el pronóstico de la demanda y la generación eléctrica, se obtiene la proyección del costo de la energía eléctrica, y como se muestra en la Figura 44, los costos de la energía para las próximas 24 horas obedecen a las curvas de la demanda y la generación, por lo que sus valores son diferentes en todo momento.

En la Tabla 25 se muestra un resumen para planificar la compra de la energía eléctrica en el período pronosticado.

Tabla 25. - Resumen de compra de energía eléctrica horaria

DESCRIPCIÓN	VALOR
Costo total de la demanda	\$ 65.858,94
Costo de generación de energía térmica	\$ 21.340,16
Costo de generación de energía hidráulica	\$ 33.452,27
Costo de generación de energía fotovoltaica	\$ 94,82
Costo de generación de energía eólica	\$ 11.777,15
Costo de generación de energía biomasa	\$ 212,17
Costo de generación de energía biogás	\$ 222,25
COSTO TOTAL	\$ 67.098,82

En el Anexo 6_3 se puede ver la pantalla completa del *guide* desarrollado en Matlab y la tabla de costos de los resultados obtenidos con las diferentes unidades de generación para el período 01 de abril del 2021.

3.1.2 Comparación de costos en las diferentes estaciones climáticas

Se realiza un análisis comparativo de los diferentes pronósticos realizados, donde es posible apreciar los costos horarios de la energía eléctrica en las distintas fechas, que pertenecen a las tres estaciones climáticas mencionadas en el capítulo 2, en el que se aprecia la diferencia de los precios en estos días, donde el costo en la estación lluviosa en comparación con la estación seca es realmente diferente debido a las precipitaciones que se registran en estas fechas como se observa en la Figura 45, ya que el costo del agua es superior en verano por lo que sus precios por unidad de generación hidráulica tienden a aumentar debido a la escasez.

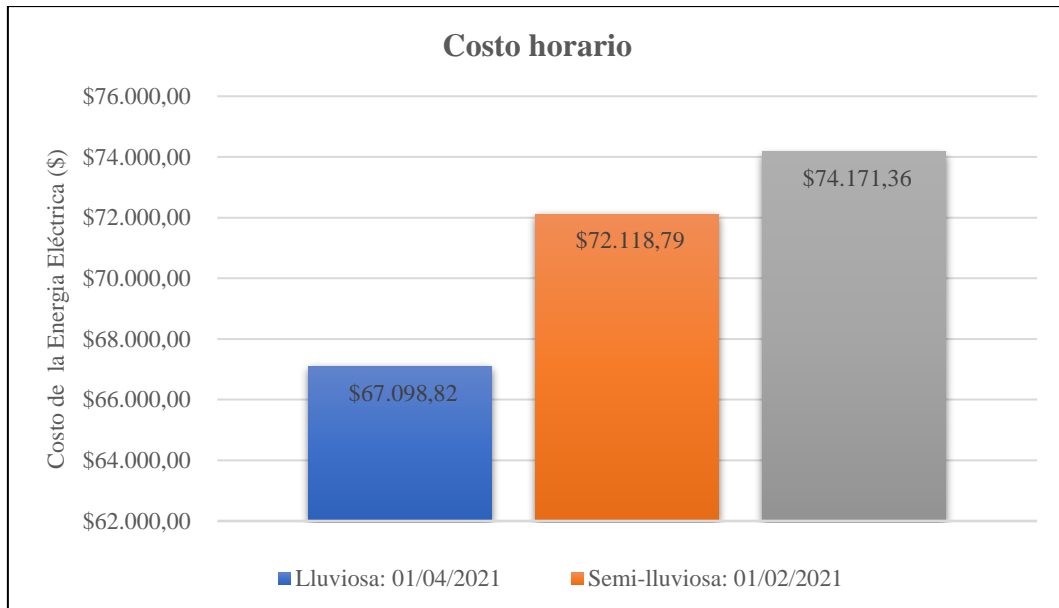


Figura 45. - Costos horarios en los períodos analizados.

3.2 Planificación al mediano plazo

La planificación al mediano plazo consiste en pronosticar los costos de la energía eléctrica que en este estudio se obtienen a través de la técnica ANN, la cual contempla períodos de tiempo de 1 mes, 6 meses y 1 año, que al igual que en la planificación de corto plazo obedece a las variables previamente clasificadas en el numeral 2.2.6 donde la variable clave que no se puede alterar es la variable estación climática ya que los resultados se clasifican en función de esta variable ya que en algunos meses, debido a mayores precipitaciones, los costos de la generación de energía eléctrica son menores que en otros meses.

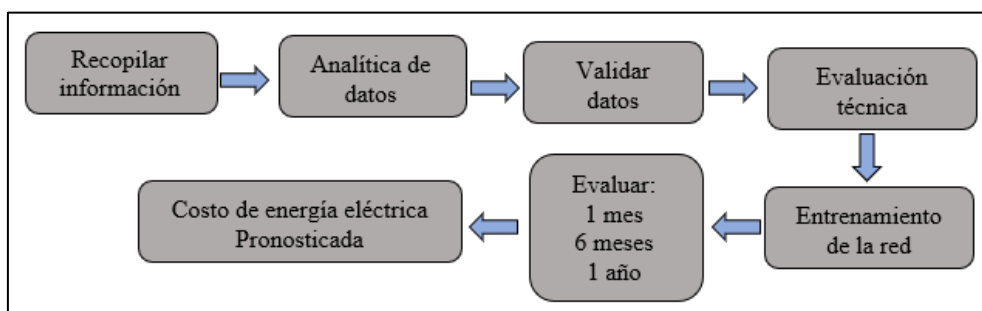


Figura 46. - Proceso para pronosticar los costos de la energía eléctrica al mediano plazo

3.2.1 Análisis de la información al mediano plazo

De igual forma, para realizar este análisis se consideran las mismas estaciones climáticas desarrolladas anteriormente con la diferencia de que el período de análisis será mayor.

- **Pronóstico mensual – estación climática “seco”**

De igual forma que en el análisis al corto plazo, para el análisis de los costos de la energía eléctrica en el mediano plazo primeramente se realiza el pronóstico de la demanda y la generación eléctrica, ya que el costo de la energía eléctrica responde a los valores de estas curvas pronosticadas. De esta manera, la información del análisis corresponde al mes completo de octubre del 2020.

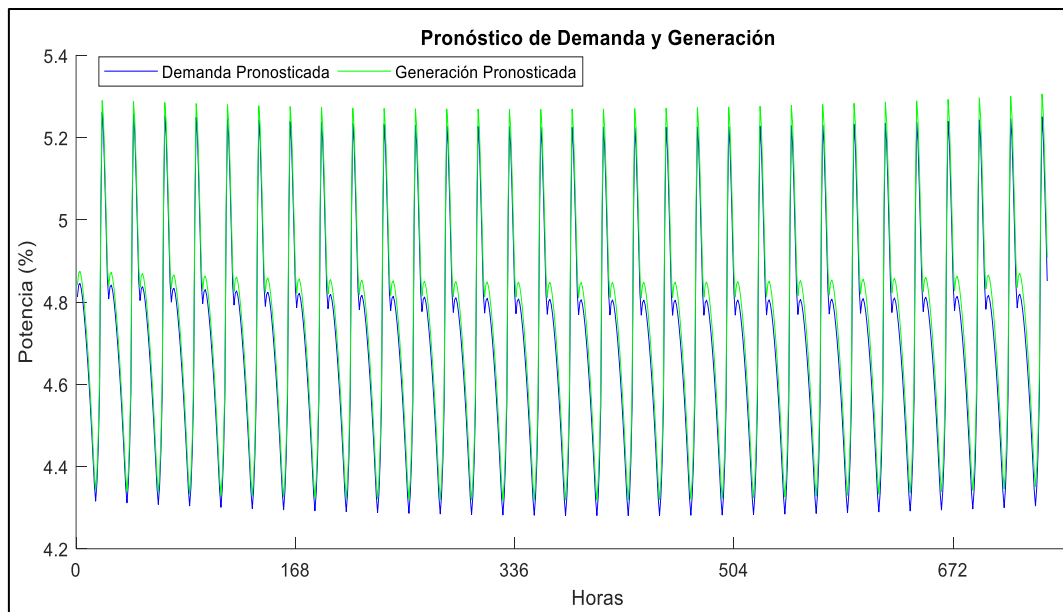


Figura 47. - Pronóstico de demanda y generación mensual

En la figura 47 se tiene el resultado del pronóstico de la demanda y la generación eléctrica mismas que pertenecen al período del 01 al 31 de octubre del 2020.

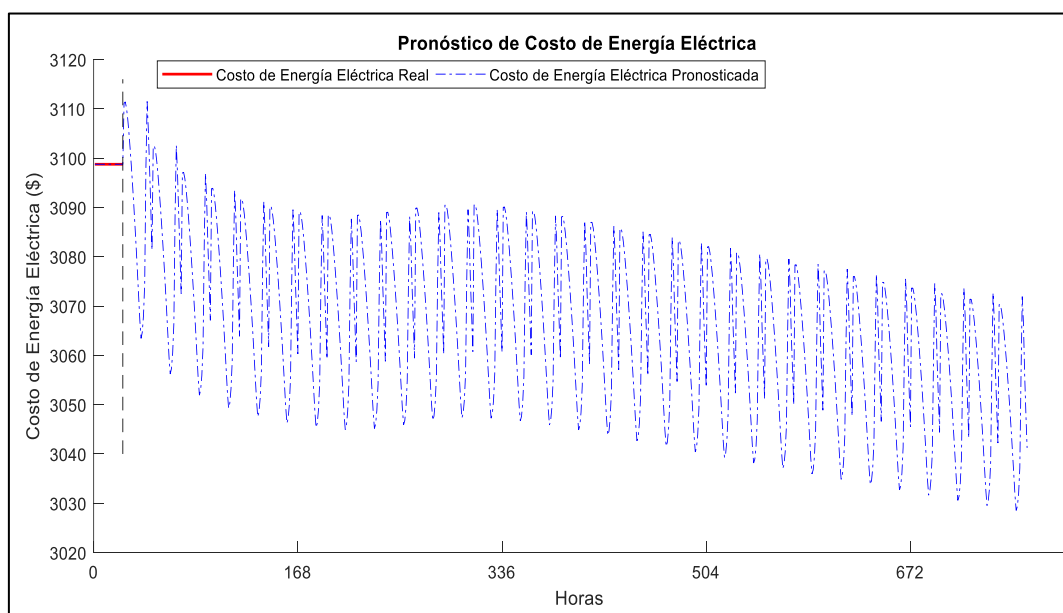


Figura 48. - Pronóstico de los costos de energía eléctrica mensual

Con el pronóstico de la demanda y la generación eléctrica, se obtiene la proyección del costo de la energía eléctrica en el período determinado, y como se muestra en la Figura 48, los costos de la energía son más costosos a principios del mes con tendencia a disminuir en el mes siguiente por lo que sus valores son diferentes en todo momento.

Con estos resultados, la Tabla 26 muestra un resumen para planificar la compra de la energía eléctrica en el período pronosticado.

Tabla 26. - Resumen de la compra de energía eléctrica mensual

DESCRIPCIÓN	VALOR
Costo total de la demanda	\$ 2.261.394,19
Costo de generación de energía térmica	\$ 399.263,39
Costo de generación de energía hidráulica	\$ 1.187.524,69
Costo de generación de energía fotovoltaica	\$ 1.838,79
Costo de generación de energía eólica	\$ 457.587,76
Costo de generación de energía biomasa	\$ 226.284,11
Costo de generación de energía biogás	\$ 8.772,22
COSTO TOTAL	\$ 2.281.270,96

En el Anexo 7_1 se puede ver la pantalla completa del *guide* desarrollado en Matlab y la tabla de costos semanales de los resultados obtenidos en cada generación para el período del 01 al 31 de octubre del 2020.

- **Pronóstico mensual – estación climática “semi-lluvioso”**

Para este análisis de información se realiza el pronóstico de la demanda y la generación eléctrica correspondiente al mes de febrero del 2021 y que pertenece a una estación climática semi-lluviosa debido a la precipitación de lluvias que se registra en esa fecha.

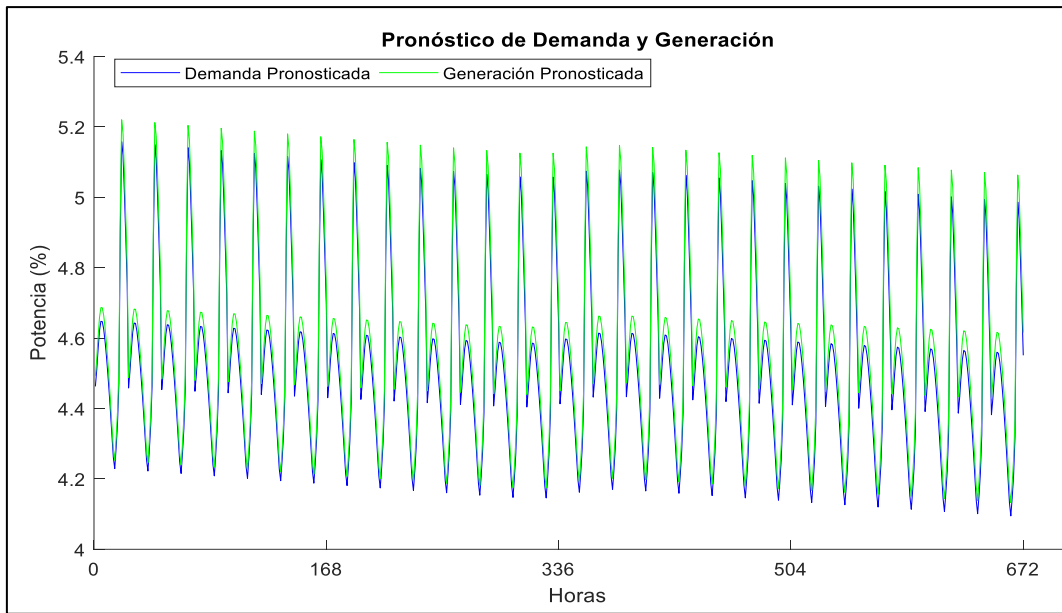


Figura 49. - Pronóstico de la demanda y la generación mensual

En la figura 49 se muestra el resultado del pronóstico de la demanda y la generación eléctrica en el período del 01 al 28 de febrero del 2021.

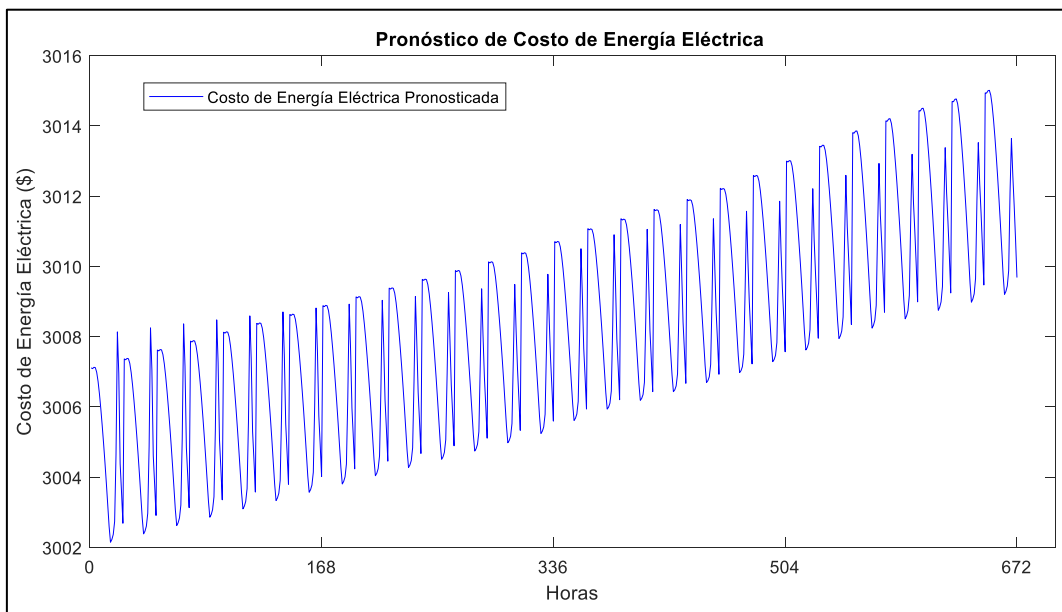


Figura 50. - Pronóstico del costo de energía eléctrica mensual

Efectuado el pronóstico de la demanda y la generación eléctrica, se obtiene la proyección del costo de la energía eléctrica, y como se muestra en la Figura 50, los costos de la energía tienden a ser más costosos al fin del mes por lo que sus valores son diferentes en todo momento.

En la Tabla 27 se muestra un resumen para planificar la compra de la energía eléctrica en el período pronosticado.

Tabla 27. - Resumen de compra de energía eléctrica mensual

DESCRIPCIÓN	VALOR
Costo total de la demanda	\$ 2.001.266,29
Costo de generación de energía térmica	\$ 547.245,07
Costo de generación de energía hidráulica	\$ 1.028.780,89
Costo de generación de energía fotovoltaica	\$ 1.955,36
Costo de generación de energía eólica	\$ 419.360,32
Costo de generación de energía biomasa	\$ 21.039,04
Costo de generación de energía biogás	\$ 3.252,68
COSTO TOTAL	\$ 2.021.633,37

En el Anexo 7_2 se puede ver la pantalla completa del *guide* desarrollado en Matlab y la tabla de costos semanales de los resultados obtenidos en cada generación para el período del 01 al 28 de febrero del 2021.

- **Pronóstico mensual – estación climática “lluvioso”**

Para este análisis de información se realiza el pronóstico de la demanda y la generación eléctrica correspondiente al mes de abril del 2021 y que pertenece a una estación climática lluviosa debido a la precipitación de lluvias que se registra en esa fecha.

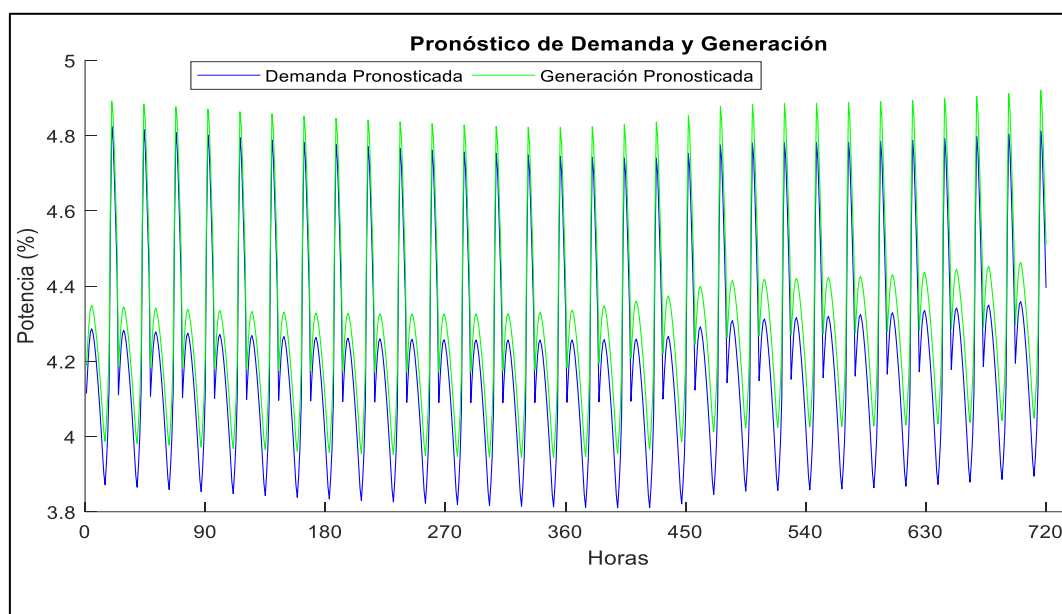


Figura 51. - Pronóstico de la demanda y la generación mensual

En la figura 51 se muestra el resultado del pronóstico de la demanda y la generación eléctrica en el período del 01 al 30 de abril del 2021.

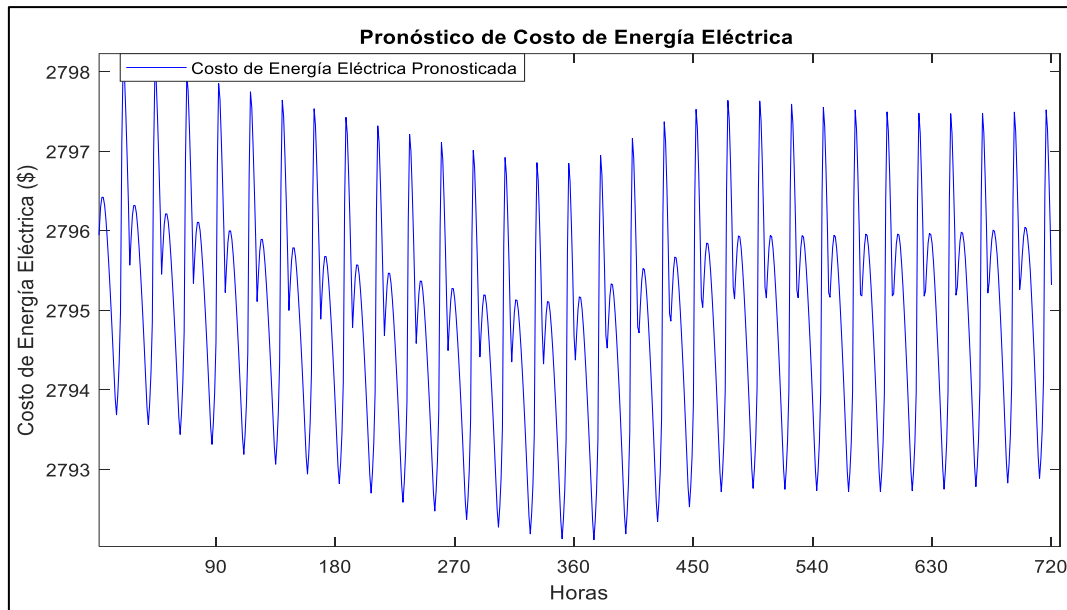


Figura 52. - Pronóstico del costo de energía eléctrica mensual

Realizado el pronóstico de la demanda y la generación eléctrica, se obtiene la proyección del costo de la energía eléctrica, y como se muestra en la Figura 52, los costos de la energía tienden a ser más uniformes en este mes y con valores más bajos que los otros meses.

En la Tabla 28 se muestra un resumen para planificar la compra de la energía eléctrica en el período pronosticado.

Tabla 28. - Resumen de compra de energía eléctrica mensual

DESCRIPCIÓN	VALOR
Costo total de la demanda	\$ 1.964.125,58
Costo de generación de energía térmica	\$ 639.740,52
Costo de generación de energía hidráulica	\$ 946.598,16
Costo de generación de energía fotovoltaica	\$ 3.179,34
Costo de generación de energía eólica	\$ 408.709,07
Costo de generación de energía biomasa	\$ 7.031,41
Costo de generación de energía biogás	\$ 7.124,98
COSTO TOTAL	\$ 2.012.383,48

En el Anexo 7_3 se puede ver la pantalla completa del *guide* desarrollado en Matlab y la tabla de costos semanales de los resultados obtenidos en cada generación para el período 01 al 30 de abril del 2021.

3.2.2 Comparación de costos en las diferentes estaciones climáticas

Se realiza un análisis comparativo de los diferentes pronósticos realizados como se aprecia en la Figura 53, de manera similar se observa la diferencia de los costos en estos meses, en el que, el costo en la estación semi-lluviosa perteneciente al mes de febrero con respecto a la estación lluviosa perteneciente al mes de abril, tiene un contraste de costos bajo, esto debido a que el mes de febrero tiene 28 días a diferencia de abril que tiene 30 días, por el contrario, el mes perteneciente a la estación seca tiene el valor más costoso a diferencia de los otros.

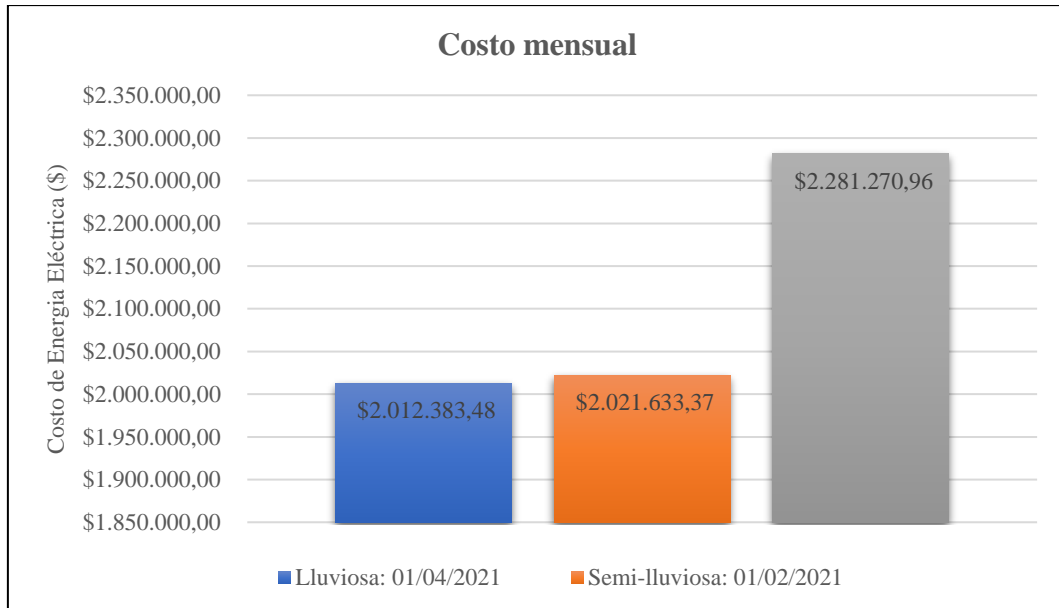


Figura 53. - Costos mensuales por estación climática

- **Pronóstico anual**

Para este pronóstico de la demanda y la generación eléctrica en el mediano plazo, se realiza para un período de un año correspondiente desde el 1 de octubre de 2020 al 30 de septiembre de 2021, como se muestra en la Figura 54.

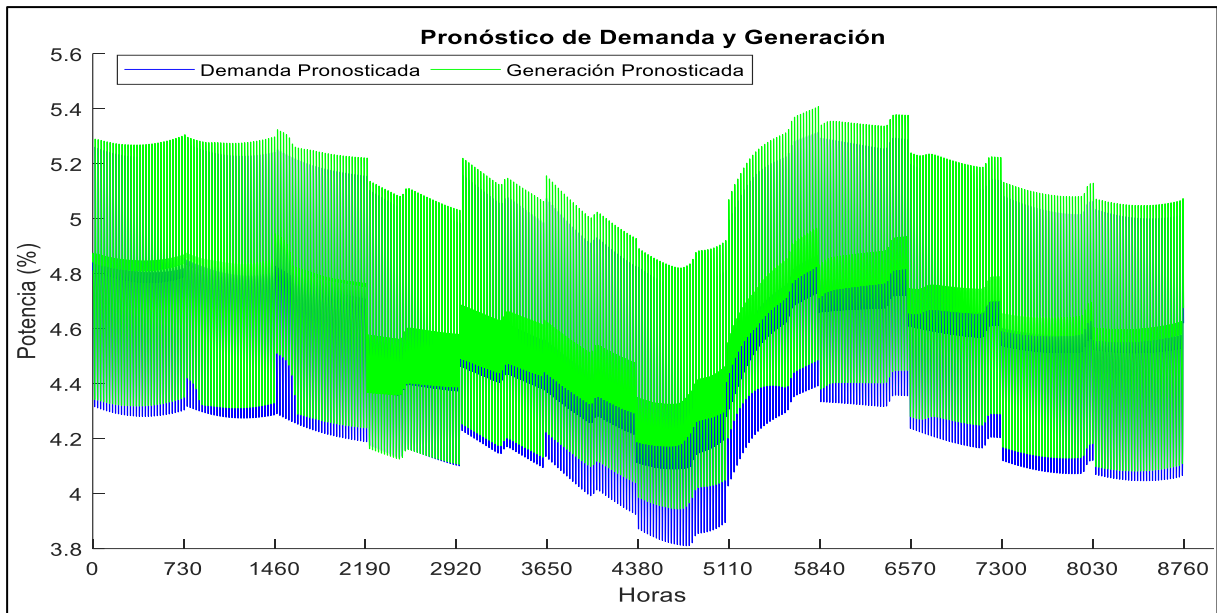


Figura 54. - Pronóstico de la demanda y la generación anual

Se pronostica el costo de la energía eléctrica en el período determinado, y como se observa en la Figura 55, el valor del pronóstico tiene una tendencia de costos muy irregulares entre mínimos de \$ 2500 y máximos de aproximadamente \$ 3500, dependiendo el mes del año.

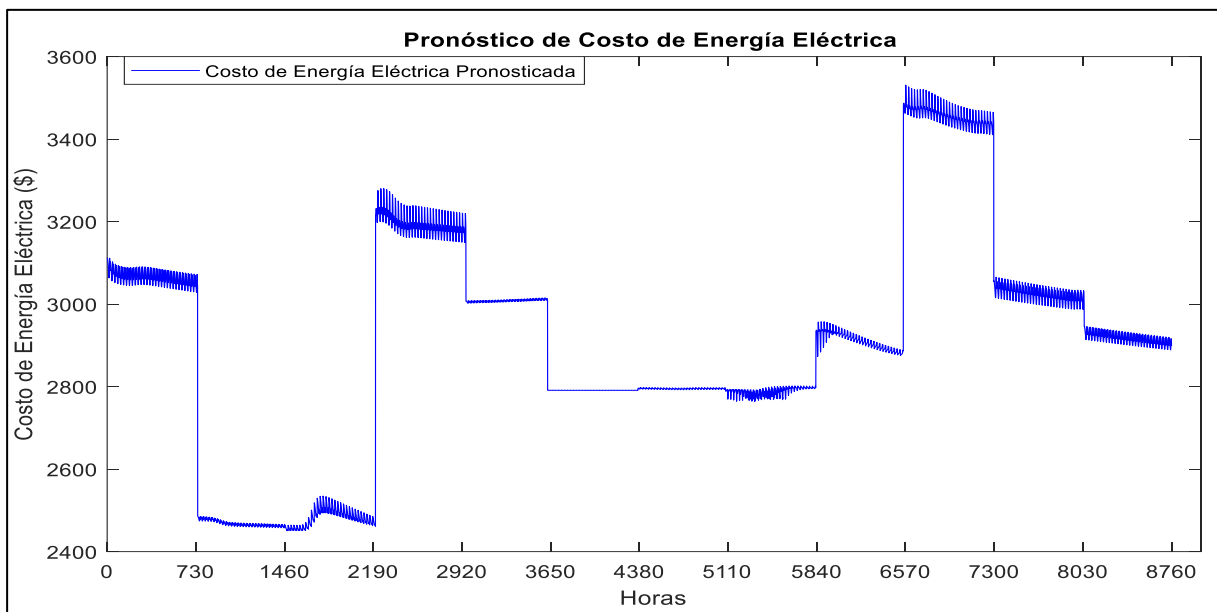


Figura 55. - Pronóstico del costo de la energía eléctrica anual

Realizado el respectivo pronóstico de la demanda, la generación y los costos de la energía eléctrica anual, respectivamente, en la Tabla 29 se muestra un resumen de compra para el período pronosticado.

Tabla 29. - Resumen de compra de energía eléctrica anual

DESCRIPCIÓN	VALOR
Costo total de la demanda	\$ 25.137.697,31
Costo de generación de energía térmica	\$ 6.115.110,00
Costo de generación de energía hidráulica	\$ 12.369.727,27
Costo de generación de energía fotovoltaica	\$ 27.106,82
Costo de generación de energía eólica	\$ 5.427.980,30
Costo de generación de energía biomasa	\$ 1.460.383,86
Costo de generación de energía biogás	\$ 88.414,36
COSTO TOTAL	\$25.488.722,61

En el Anexo 8_1 se puede ver la pantalla completa del *guide* desarrollado en Matlab y la tabla de costos anual de los resultados obtenidos para el período 1 de octubre de 2020 al 30 de septiembre de 2021.

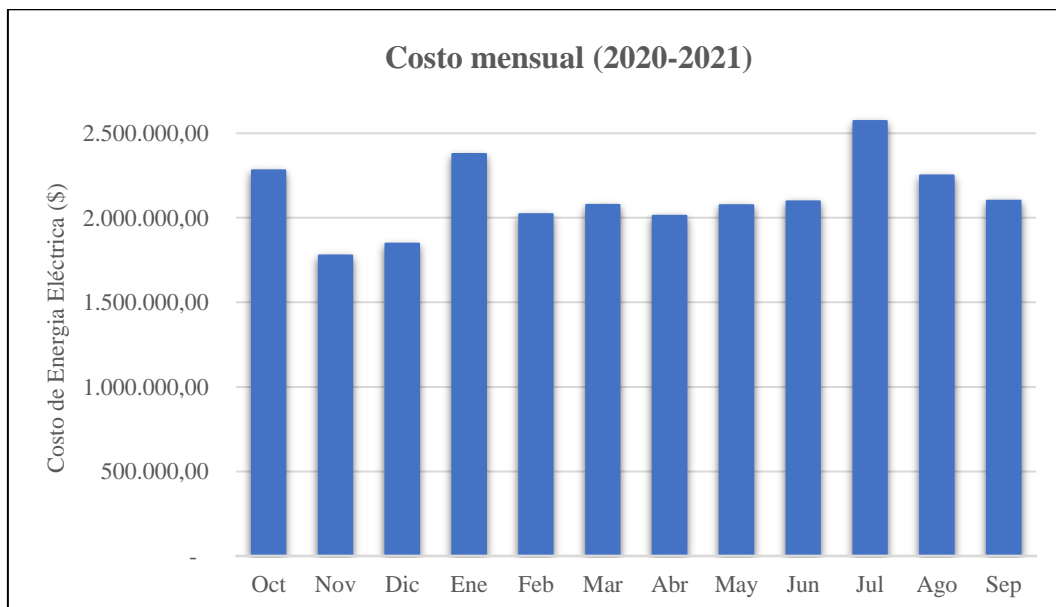


Figura 56. - Costo de la energía eléctrica anual por mes

La Figura 56 muestra el costo esperado de la energía eléctrica correspondiente a un año, donde se observa que los meses con mayor costo obviamente pertenecen a los meses de octubre, enero, julio y agosto respectivamente, mientras que los menores costos se ubican en los meses de noviembre, diciembre, abril y septiembre, en tanto que el resto de meses tienen valores más o menos intermedios. De esta manera se tiene una perspectiva del comportamiento de los costos en el período anual para una mejor planificación a la hora de ejecutar la compra de la energía eléctrica en una ED.

3.3 Escenarios alternativos considerados para el corto plazo

En esta sección se realizan pronósticos de los costos de la energía eléctrica considerando diferentes escenarios que se pueden presentar al momento de planificar la compra de energía eléctrica, los cuales son:

Primer escenario: Denominado escenario base porque es el escenario sobre el cual se realizaron los otros puntos.

Segundo escenario: Considera que la central hidroeléctrica Coca Codo Sinclair se encuentra fuera de operación y su producción es reemplazada con generación térmica. La central hidroeléctrica Coca Codo Sinclair se considera para el análisis por ser la de mayor producción de energía hidráulica.

Tercer escenario: Considera la salida de operación de la misma central hidroeléctrica y su producción se sustituye por generación fotovoltaica.

3.3.1 Pronósticos horarios con diferentes escenarios

- **Primer escenario**

Para este análisis se toma como ejemplo la información de las 24 horas correspondiente al 01 de octubre del 2020. Sin embargo, este procedimiento y análisis se puede desarrollar para cualquier otro período que se requiera.

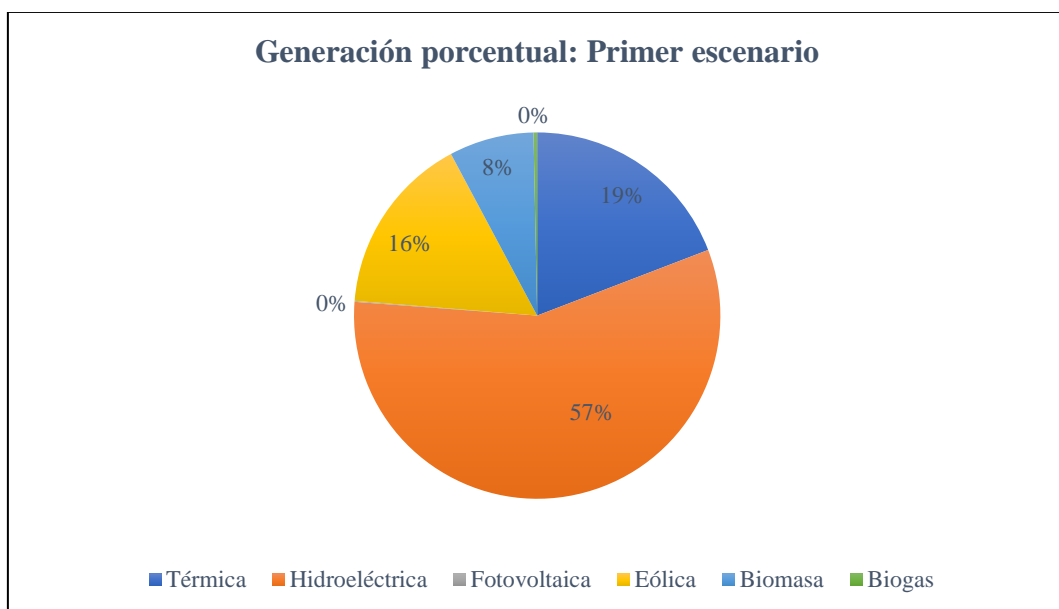


Figura 57. - Aportación porcentual de las unidades de generación

Para el día de prueba planteado, en este escenario se consideran seis unidades de generación eléctrica las mismas que se obtuvieron de la recopilación de datos y que fueron utilizadas para realizar los puntos anteriores, así, se observa la figura 57 la generación hidráulica representa el 57% de la energía requerida para abastecer la demanda en el período determinado, sin embargo, la producción con biogás y fotovoltaica representan un porcentaje inferior al 1% son consideradas para abastecer la demanda.

- Segundo escenario

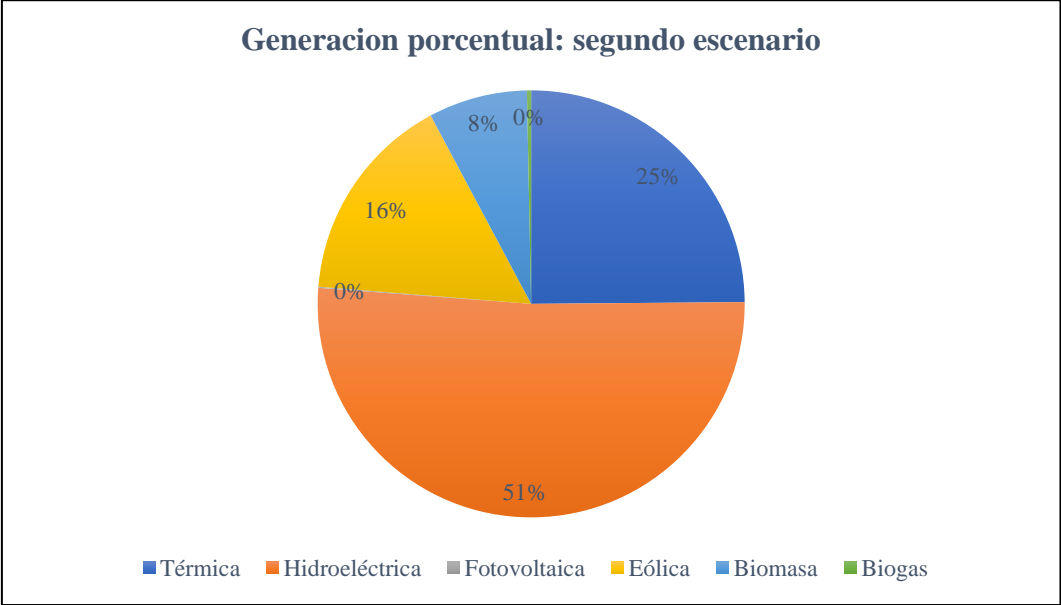


Figura 58. - Aportación porcentual sin la central Coca Codo Sinclair.

La central Coca Codo Sinclair representa el 10,17% de la generación hidráulica del país, por lo que, ante una salida ocasional de esta central la generación hidráulica disminuye al 51% por lo cual para mantener el abastecimiento a la demanda, la generación térmica debe suplir este porcentaje aumentando al 25% su producción como se muestra en la figura 58, sin embargo, e la producción con biogás y fotovoltaica representan un porcentaje inferior al 1% son tomados en cuenta para abastecer dicha demanda.

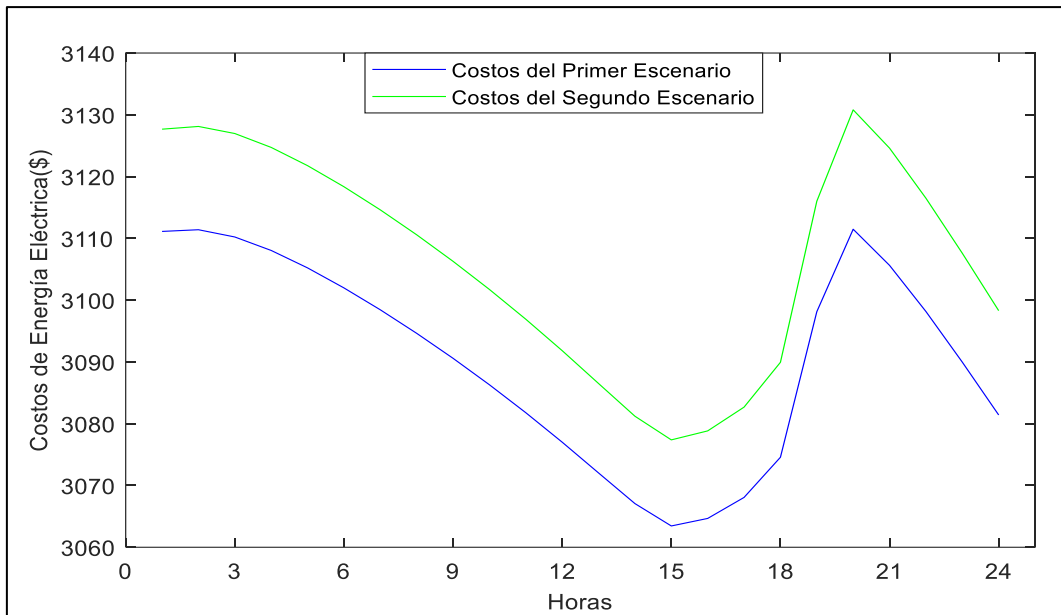


Figura 59. - Diferencia de costos

En la figura 59 se aprecia las curvas de los costos pronosticados para las 24 horas del período de tiempo antes mencionado, teniendo en el segundo escenario costos más elevados que en el primero.

- **Tercer escenario**

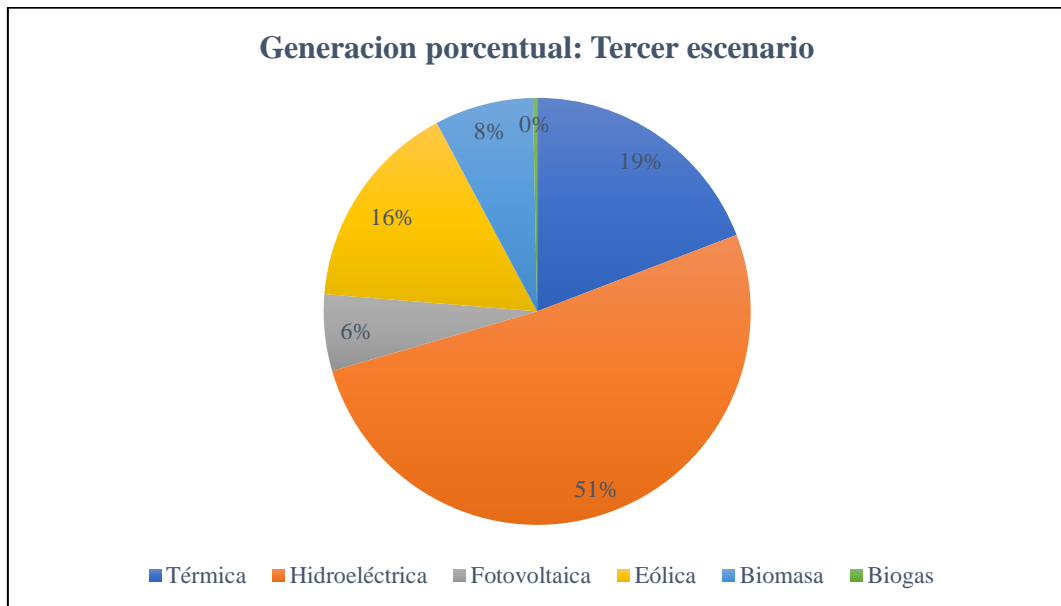


Figura 60. - Aportación porcentual supliendo la generación fotovoltaica.

En este escenario de manera similar, ante una salida ocasional de la central Coca Codo Sinclair que representa el 10,17% de la generación hidráulica del país y de modo de abastecer la demanda, este porcentaje de salida ahora es reemplazado por la generación fotovoltaica, aumentando al 6% como se muestra en la figura 60, sin embargo, la producción con biogás y

fotovoltaica representan un porcentaje inferior al 1% son tomados en cuenta para abastecer dicha demanda.

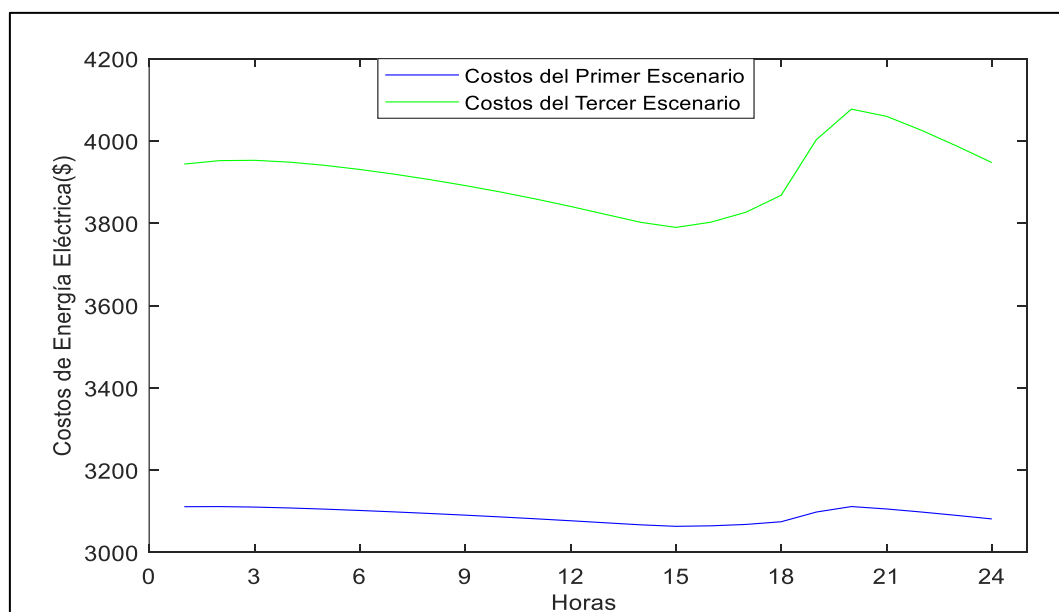


Figura 61. - Diferencia de costos

Por otro lado, la figura 61 muestra que el tercer escenario es el más caro con respecto al primer escenario.

3.3.2 Análisis de variación de costos horarios en los diferentes escenarios

Tabla 30. - Costos de la energía eléctrica en los diferentes escenarios

DESCRIPCIÓN	Primer escenario	Segundo escenario	Tercer escenario
Costo de generación de energía térmica	\$ 14.190,15	\$ 18.514,86	\$ 17.988,88
Costo de generación de energía hidráulica	\$ 42.279,68	\$ 38.251,21	\$ 48.217,52
Costo de generación de energía fotovoltaica	\$ 66,03	\$ 66,36	\$ 5.440,42
Costo de generación de energía eólica	\$ 11.836,28	\$ 11.898,02	\$ 14.983,60
Costo de generación de energía biomasa	\$ 5.560,98	\$ 5.589,98	\$ 7.039,82
Costo de generación de energía biogás	\$ 238,24	\$ 239,48	\$ 301,49
COSTO TOTAL	\$ 74.171,36	\$ 74.559,91	\$ 93.971,74

En la Tabla 30 se muestran los costos de la energía eléctrica por unidad de generación en el corto plazo (24 horas), donde se puede apreciar que el tercer escenario es el más costoso y esto ocurre cuando la central hidroeléctrica Coca Codo Sinclair deja de operar y es reemplazada por la generación fotovoltaica que tiene los costos de generación más elevados, debido a esto, los costos aumentan considerablemente en comparación con el primer escenario donde se utilizan todas las unidades de generación. Sin embargo, en el segundo escenario, cuando la generación

térmica abastece a la central que deja de operar, los costos no aumentan de manera significativa, por lo que los costos de esta generación son más económicos que la fotovoltaica.

3.4 Escenarios alternativos considerados para el mediano plazo

3.4.1 Pronósticos mensuales con diferentes escenarios

Para el análisis del pronóstico de los costos de la energía eléctrica en el mediano plazo utilizando el algoritmo desarrollado, se simulan de la misma manera los tres escenarios mencionados anteriormente, donde se toma la información correspondiente al mes de octubre de 2020 para el análisis respectivo.

- **Primer escenario**

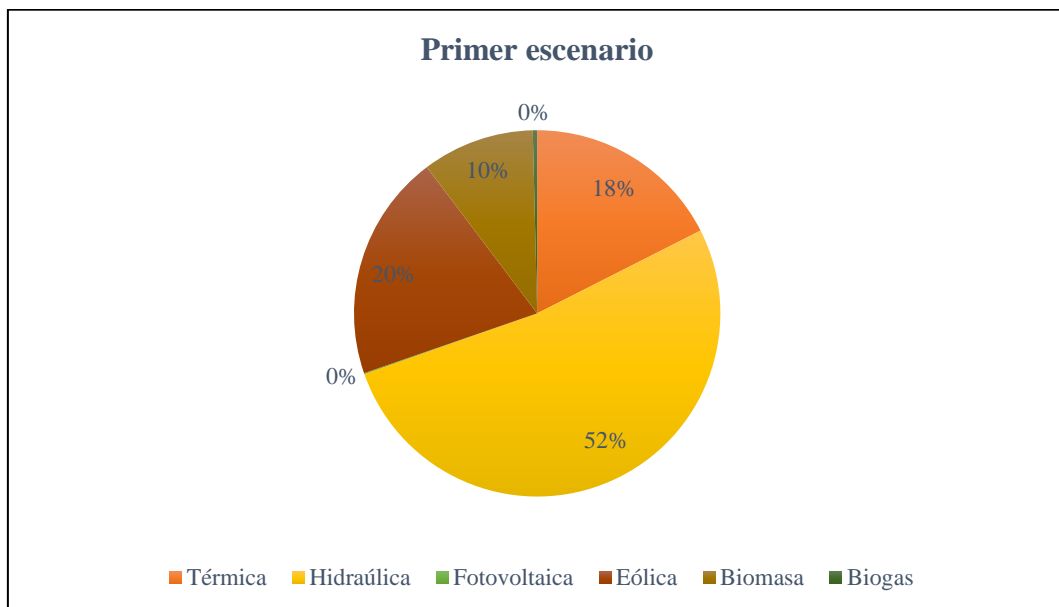


Figura 62. - Aportación porcentual por unidad de generación

En este escenario, al igual que en el análisis realizado en el pronóstico de corto plazo, se consideran seis unidades de generación eléctrica, las cuales se obtuvieron de la recolección de datos, sin embargo, se puede observar que la participación de generación hidráulica representa el 52% con respecto al corto plazo, que fue del 57% y esto se debe a que el porcentaje de participación pronosticado con respecto al período de análisis involucra más información y los resultados son aleatorios. De la misma forma, la generación biogás y fotovoltaica representan un porcentaje inferior al 1% pero se consideran para abastecer la demanda.

- Segundo escenario

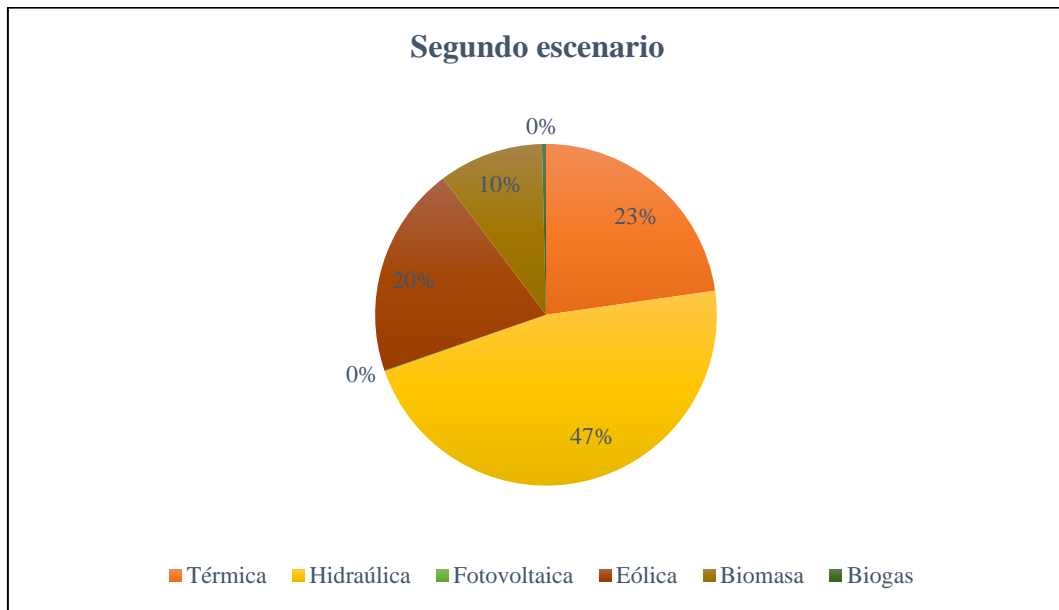


Figura 63. - Aportación porcentual por unidad de generación

En este escenario, ante una salida ocasional de la central Coca Codo Sinclair la generación hidráulica disminuye al 47% donde, para que la demanda se abastezca de manera continua, la generación térmica reemplaza este porcentaje aumentando al 23% como se muestra en la figura 63, sin embargo, aunque la producción biogás y fotovoltaica representan un porcentaje inferior al 1% son tomados en cuenta para abastecer dicha demanda.

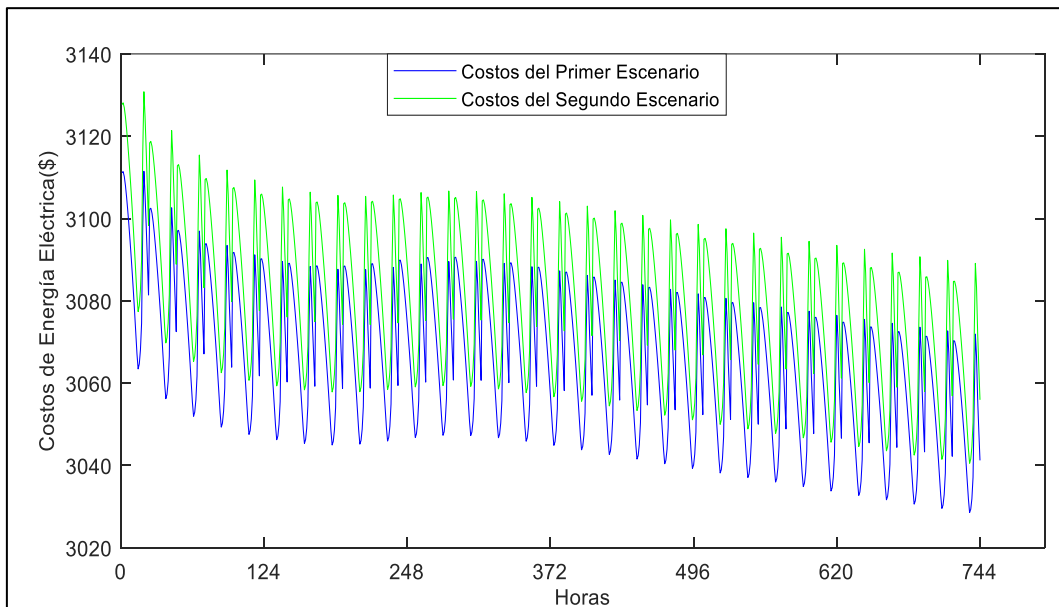


Figura 64. - Diferencia de costos

Para este análisis, se puede observar en la figura 64 que los costos del segundo escenario con respecto al primero son más costosos, por lo que sus costos seguirán esa tendencia de precios.

- **Tercer escenario**

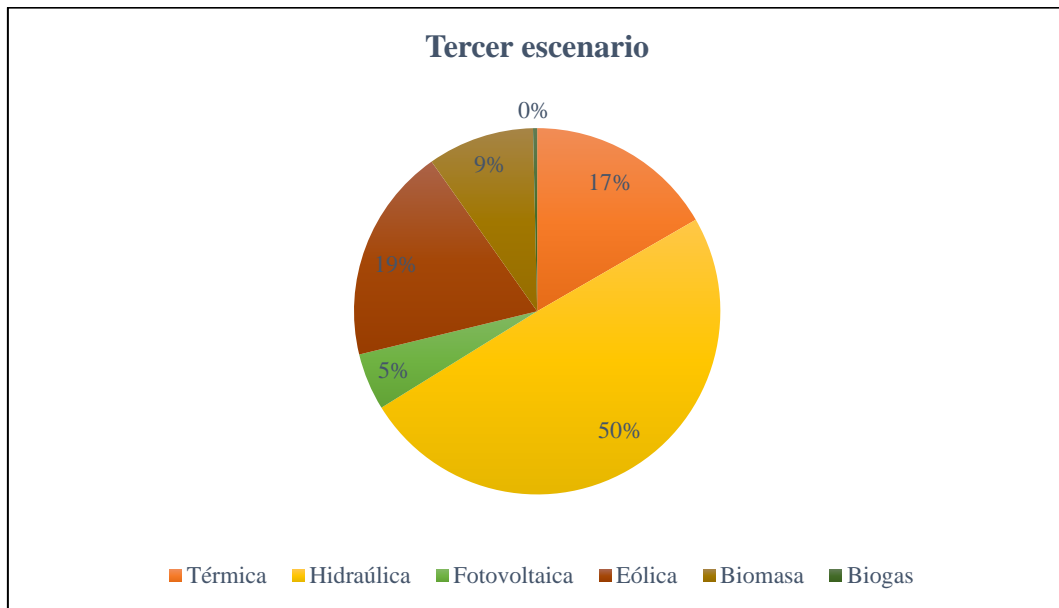


Figura 65. - Aportación porcentual por unidad de generación

En este escenario de manera similar, ante una salida ocasional de la central Coca Codo Sinclair este porcentaje de salida ahora es reemplazado por la generación fotovoltaica, aumentando al 5% como se muestra en la figura 65, sin embargo, aunque la producción biogás y fotovoltaica representan un porcentaje inferior al 1% son tomados en cuenta para abastecer dicha demanda.

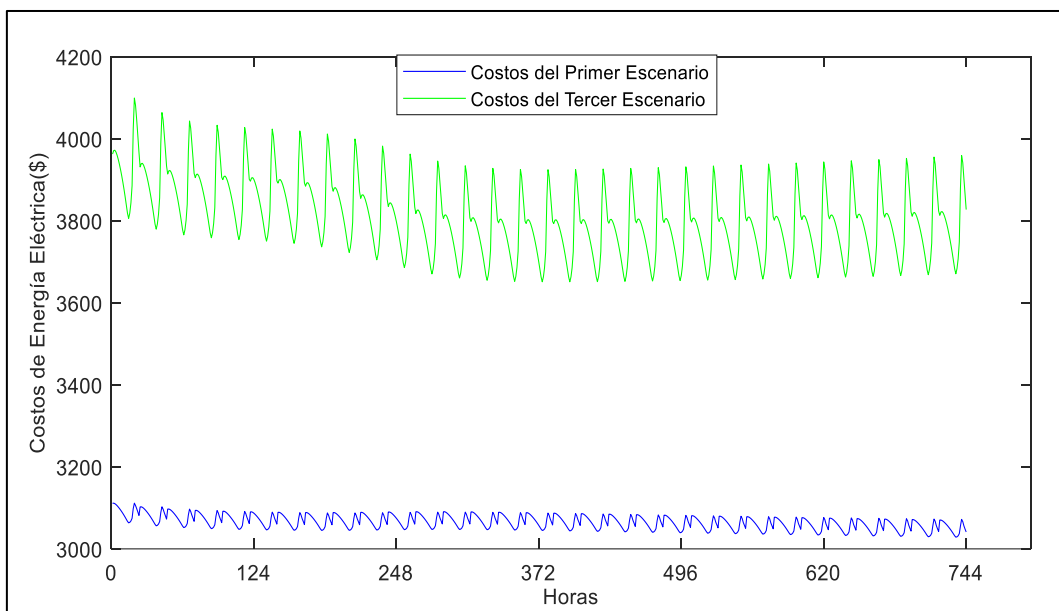


Figura 66. - Diferencia de costos

En este escenario, se aprecia en la Figura 66 que las franjas horarias son incluso más caras que en el primer y segundo escenario, por lo tanto, siguiendo esta tendencia de precios habría una mayor pérdida de producción, siendo un escenario poco factible de presentarse.

3.4.2 Análisis de variación de costos mensuales en los diferentes escenarios

Tabla 31. - Costos de la energía eléctrica mensual en los diferentes escenarios

DESCRIPCIÓN	Primer escenario	Segundo escenario	Tercer escenario
Costo de generación de energía térmica	\$399.263,39	\$520.457,72	\$471.815,73
Costo de generación de energía hidráulica	\$1.187.524,69	\$1.073.805,84	\$1.403.186,43
Costo de generación de energía fotovoltaica	\$1.838,79	\$1.846,98	\$142.471,22
Costo de generación de energía eólica	\$457.587,76	\$459.716,52	\$539.453,89
Costo de generación de energía biomasa	\$226.284,11	\$227.341,75	\$267.004,94
Costo de generación de energía biogás	\$8.772,22	\$8.812,99	\$10.340,14
COSTO TOTAL	\$2.281.270,96	\$2.291.981,80	\$2.834.272,35

Al igual que en la planificación a corto plazo, la tabla 31 tiene los costos de la energía pronosticados por unidad de generación mensual de los tres escenarios analizados anteriormente, de los cuales, el escenario más costoso es el tercero ya que lo único que varía es el período de análisis, pero las consideraciones y el criterio para pronosticar son los mismos.

3.4.3 Pronósticos anuales con los diferentes escenarios

- **Primer escenario**

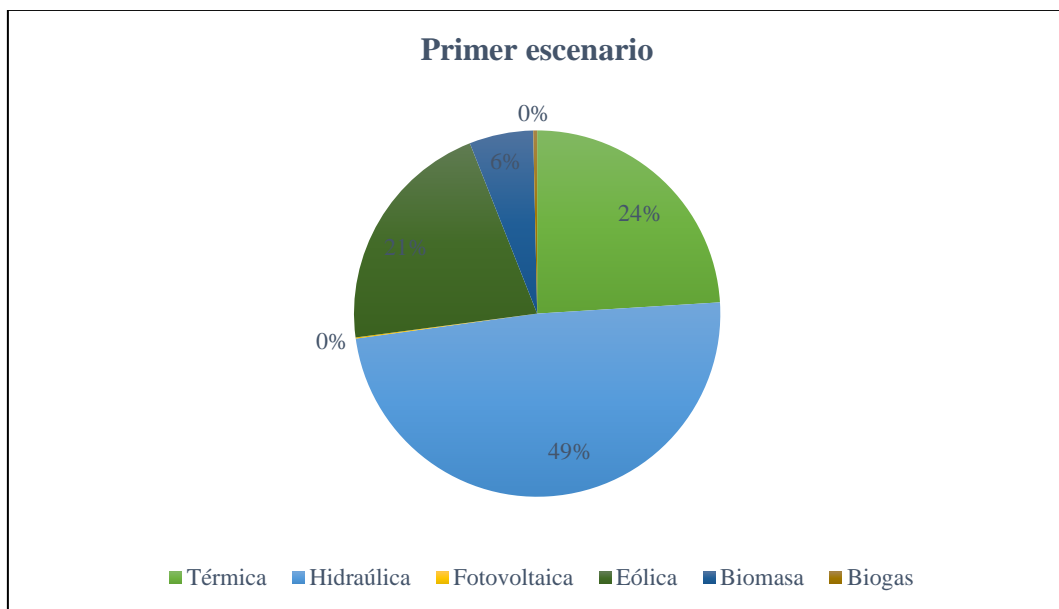


Figura 67. - Aportación porcentual por unidad de generación

De igual manera, se consideran seis unidades de generación de energía eléctrica, las cuales se obtuvieron a partir de la recolección de datos, sin embargo, se puede observar en la figura 67 que la participación de generación hidráulica en un año representa el 49%, además, la

generación térmica y la eólica tienen un gran porcentaje de participación para abastecer la demanda anual.

- Segundo escenario

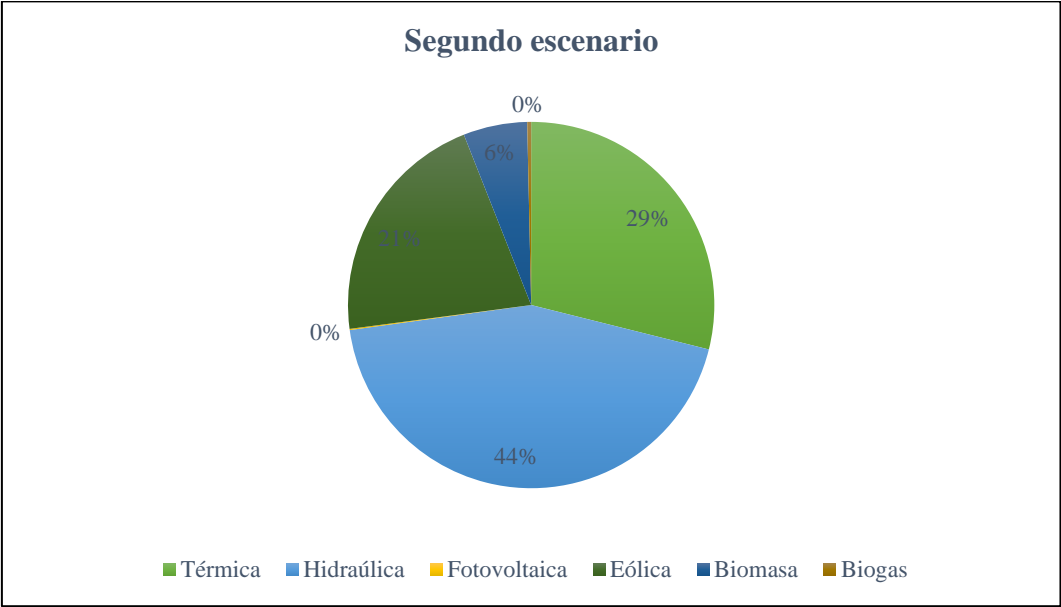


Figura 68. - Aportación porcentual por unidad de generación

Para este escenario, al igual que los pronósticos anteriores, en caso de una salida ocasional de la central Coca Codo Sinclair, la generación hidráulica disminuye al 44% donde, para que la demanda se abastezca de manera continua, la generación térmica reemplaza este porcentaje y aumenta al 29% de participación anual, como se muestra en la figura 68.

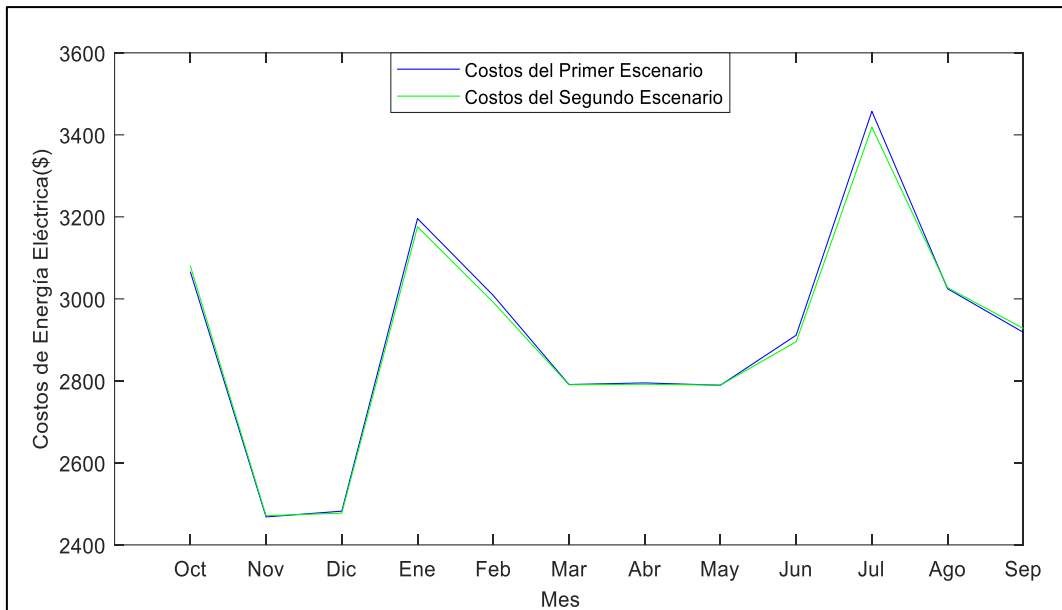


Figura 69. - Diferencia de costos

En los pronósticos realizados para un año con este escenario, se observa en la figura 69 que los costos de la energía eléctrica tienen poca diferencia entre el primer escenario con el segundo.

- **Tercer escenario**

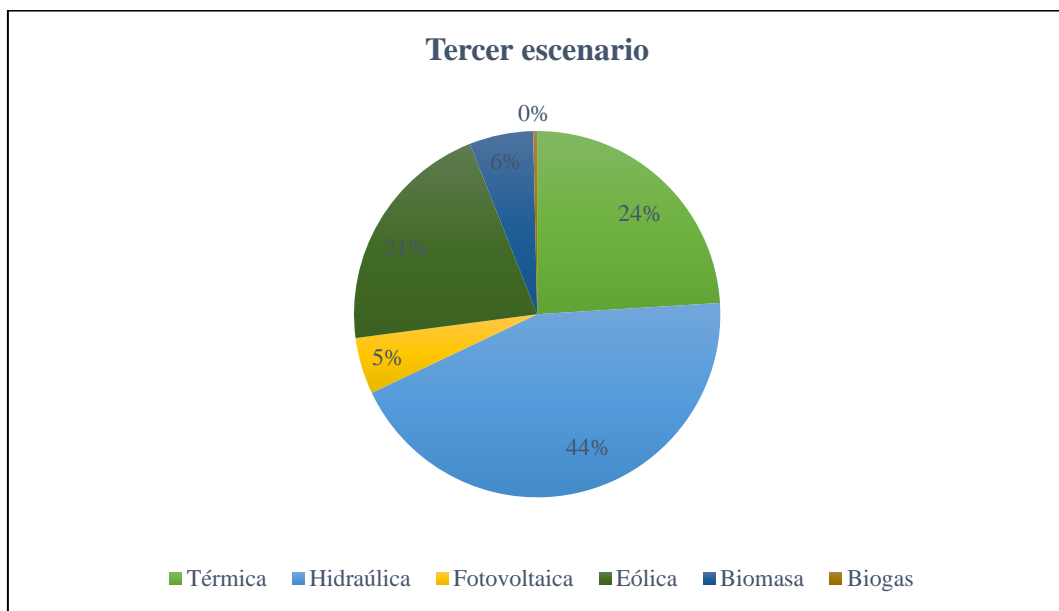


Figura 70. - Aportación porcentual por unidad de generación

Para este último escenario, de manera similar, en el caso de una salida ocasional de la planta Coca Codo Sinclair, este porcentaje de salida ahora es reemplazado por generación fotovoltaica, aumentando al 5% como se muestra en la figura 70, sin embargo, la generación térmica y eólica tienen una gran participación para cubrir la demanda anual.

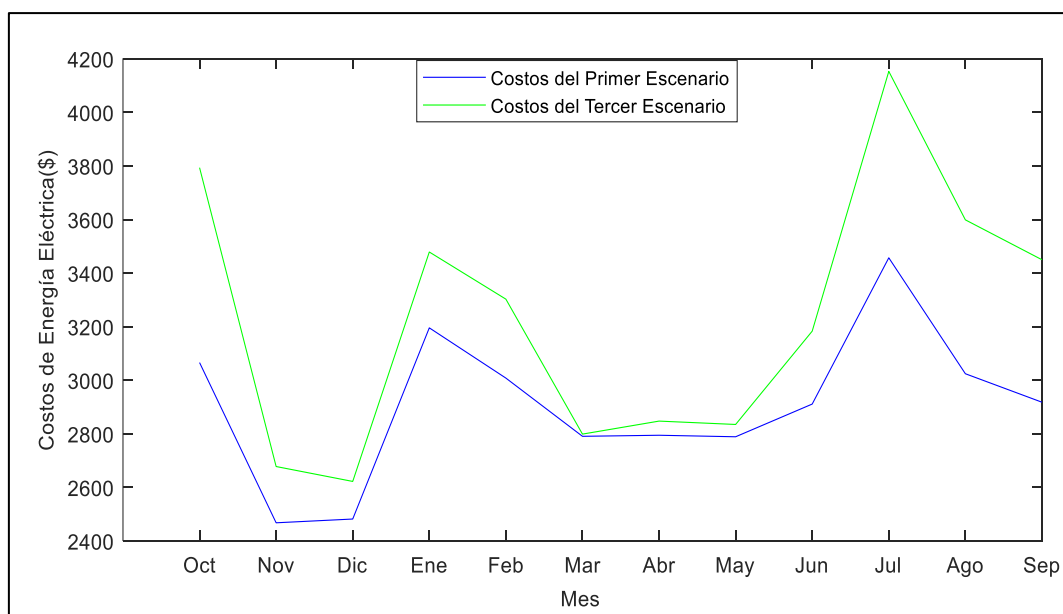


Figura 71. - Diferencia de costos

En la figura 71 se observa que este escenario es el más costoso de implementar, ya que como se mencionó anteriormente, al aumentar los costos de producción se tendrían mayores pérdidas.

3.4.4 Análisis de variación de costos anuales en los diferentes escenarios

Tabla 32. - Costos de la energía eléctrica anual en los diferentes escenarios

DESCRIPCIÓN	Primer escenario	Segundo escenario	Tercer escenario
Costo de generación de energía térmica	\$6.115.110,00	\$7.352.082,73	\$6.685.234,92
Costo de generación de energía hidráulica	\$12.369.727,27	\$11.132.754,54	\$12.372.051,48
Costo de generación de energía fotovoltaica	\$27.106,82	\$27.106,82	\$1.404.541,59
Costo de generación de energía eólica	\$5.427.980,30	\$5.427.980,30	\$6.036.698,87
Costo de generación de energía biomasa	\$1.460.383,86	\$1.579.865,73	\$1.699.347,61
Costo de generación de energía biogás	\$88.414,36	\$93.569,91	\$98.725,47
COSTO TOTAL	\$25.488.722,61	\$25.613.360,03	\$28.296.599,95

En la tabla 32 se tienen los costos de la energía eléctrica por unidad de generación anual, donde el escenario más costoso sigue siendo el tercero ya que lo único que varía es el período de análisis, pero las consideraciones para pronosticar son las mismas.

3.5 Análisis técnico y económico del modelo de compra de energía

En este estudio se implementó un modelo para planificar la compra de energía eléctrica, utilizando la herramienta computacional MATLAB® en el que se desarrollaron los procesos

para evaluar las diferentes técnicas de analíticas de datos y que fue posible identificar, cuantificar y evaluar sus resultados, a fin de un obtener modelo para la ejecución del objetivo de esta investigación y así determinar la conveniencia de utilizar ANN para pronosticar el costo de la energía eléctrica.

En el análisis económico, el uso de este modelo contribuirá a nuevos modelos de planificación en diferentes empresas distribuidoras que requieran la proyección de costos para comprar energía eléctrica, donde los beneficios constituyan una nueva herramienta de trabajo dependiendo de la perspectiva de la empresa. De esta manera se realiza una evaluación económica de los escenarios considerados en los puntos anteriores.

Tabla 33. - Análisis económico del modelo de planificación

Descripción	Primer escenario	Segundo escenario	Tercer escenario
A. Ejecución			
✓ Generación de energía eléctrica	100%	100%	100%
✓ Demanda de energía eléctrica	99,13%	99,13%	94,22%
B. Unidades de generación			
✓ Generación de energía eléctrica térmica	17,50%	22,71%	16,65%
✓ Generación de energía eléctrica hidráulica	52,06%	46,85%	49,51%
✓ Generación de energía eléctrica fotovoltaica	0,08%	0,08%	5,03%
✓ Generación de energía eléctrica eólica	20,06%	20,06%	19,03%
✓ Generación de energía eléctrica biomasa	9,92%	9,92%	9,42%
✓ Generación de energía eléctrica biogás	0,38%	0,38%	0,36%
C. Análisis producción vs demanda			
✓ Pérdidas de producción de energía eléctrica	0,87%	0,87%	5,78%
✓ Ganancia	0,99	0,99	0,94

En la Tabla 33 se describe el porcentaje de costos para una planificación en el mediano plazo tomando como ejemplo la información del mes de octubre del 2020, donde se realiza un análisis de factibilidad de los escenarios implementados, de los cuales la generación ofertada representa el cien por ciento del costo de la electricidad con respecto del porcentaje de consumo, obteniendo un margen de pérdidas en la producción. Por tanto, en cada escenario hay un beneficio económico o ganancia en función de si efectivamente este escenario entre en vigor con respecto al escenario base, siendo los resultados de estos análisis más favorables para el primer y segundo escenario, donde el margen de beneficio casi es ideal.

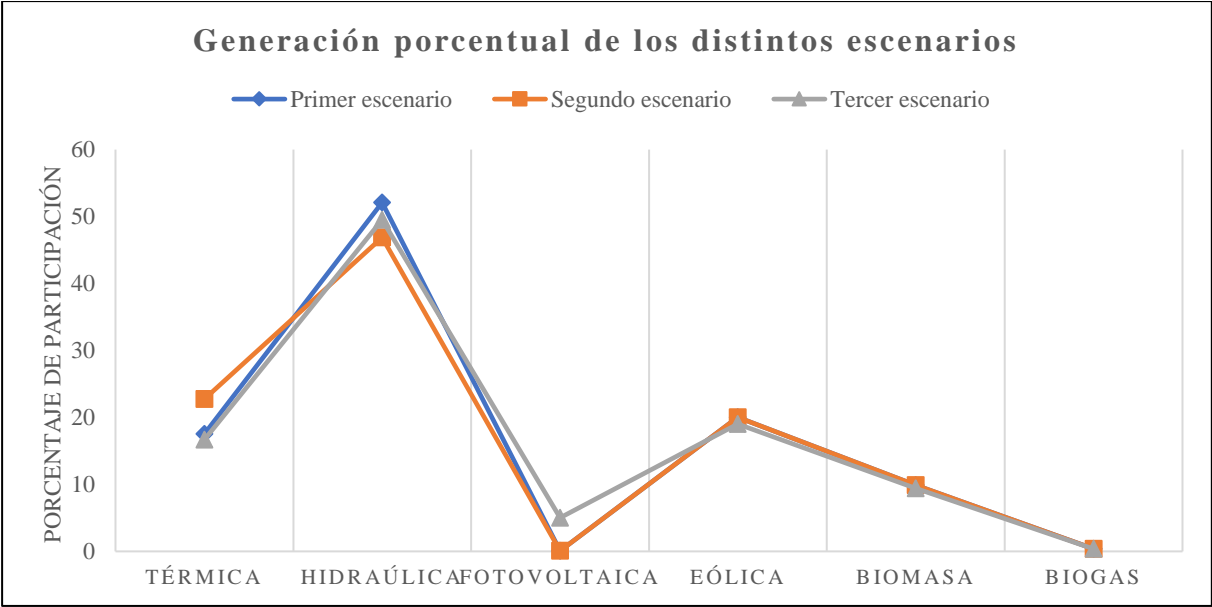


Figura 72. - Porcentaje de participación de las unidades de generación

La Figura 72 muestra el porcentaje de participación de las distintas unidades de generación de los escenarios implementados, donde considerando que entra en operación el tercer escenario, este sería uno de los más costosos a la hora de planificar la compra de energía eléctrica. De esta forma, el modelo desarrollado permite la evaluación técnica y económica de los pronósticos realizados, así como se desarrollaron los demás puntos.

CONCLUSIONES

Pronosticar los costos de la energía eléctrica es un desafío que requiere el desarrollo y el uso de diferentes métodos, es por ello que en esta investigación se abordaron diferentes técnicas de analíticas de datos debido a su entorno dinámico para ajustarse a las observaciones de la planificación de precios en una empresa distribuidora.

Específicamente, esta investigación se centró en el uso de redes neuronales artificiales para mejorar la precisión de los pronósticos para comprar la energía eléctrica en una empresa distribuidora. De esta forma, se presentó un modelo de planificación eficiente en base a los conceptos teóricos revisados, que incluye los procesos para llevar a cabo esta gestión, que van desde la recolección de datos hasta la evaluación de la técnica utilizada, desarrollando un código que puede ser utilizado por los participantes del mercado energético para obtener pronósticos precisos de los precios de la energía eléctrica.

Al no existir una metodología determinada que mencione cómo seleccionar el porcentaje de datos de entrenamiento, prueba y validación de las redes neuronales artificiales, se realizó una serie de pruebas durante el proceso de entrenamiento de la red.

Los criterios utilizados fueron los siguientes:

- Para realizar el entrenamiento de la red neuronal, el 70% de los datos se utilizó como entrada a la red, se seleccionó este porcentaje debido a que la red ajusta la iteración en función del error de entrenamiento.
- Para realizar la validación de la red neuronal se utilizó el 15% de los datos de entrada a la red, este porcentaje se seleccionó porque la validación mide la generalidad de la red en función del entrenamiento cuando encuentra la mejor generalización.
- Se seleccionó el 15% de los datos de entrada a la red neuronal para realizar las pruebas de red, ya que es una medida independiente que no tiene efecto durante o después del entrenamiento.

Para pronosticar los costos de la energía eléctrica en el corto y mediano plazo, es necesario contar con información confiable y suficiente para desarrollar un análisis detallado de toda la información disponible como son: consumo de la energía eléctrica, unidades de generación, fechas, estaciones climáticas, entre otras variables. La eficiencia de este pronóstico depende mucho del tiempo dedicado a entrenar la red neuronal, debido a su naturaleza de aprendizaje, es necesario realizar varios entrenamientos y pruebas antes de seleccionar la red con la que se va a realizar dicho pronóstico. Lo principal es contar con una base de datos histórica confiable y veraz que contenga información de al menos 2 años para un mejor análisis.

Además, los modelos y algoritmos desarrollados consideran las incertidumbres asociadas principalmente variables climáticas como la estacionalidad debido a sus diferentes formas de clasificación a la hora de pronosticar.

RECOMENDACIONES

- Para obtener mejores resultados del pronóstico del costo de la energía eléctrica, es necesario utilizar variables que brinden información relevante como la demanda y la generación eléctrica, esto permitirá a las empresas distribuidoras tener una mejor estimación del costo de la energía.
- Dentro del modelo desarrollado, es fundamental ejecutar el algoritmo con la herramienta computacional Matlab, ya que toda la interfaz se realiza en la AppGuide, además permite tener clasificadas todas las variables en la matriz base para la correcta ejecución del programa.
- Se deben comparar los valores de compra de energía eléctrica realizadas por la empresa distribuidora con las previstas en este proyecto para saber si cumple con los estándares de calidad, esto con el fin de hacer ajustes al modelo desarrollado y así obtener mejores resultados en futuros proyectos de investigación.
- Sin embargo, es necesario realizar investigaciones de otros modelos para la previsión de la compra de energía eléctrica y realizar un análisis comparativo de los métodos tradicionales de proyección de costos utilizados por las empresas distribuidoras con los propuestos en el presente trabajo para tener mejores modelos y más ajustados a la realidad.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] L. Zhang, B. Hu, T. Cheng, Y. Zhou, Y. Zhang y S. Lai, "Price of electric futures forecasting based on error correction model", *IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering*, pp. 1699-1703, 2009.
- [2] Y. G. Sergio Díaz, "Electrical market models comparative study in Latinamerica", *Espacios*, vol. 38, n° 58, p. 22, 2017.
- [3] A. Brusaferrri, M. Matteucci, P. Portolani y A. Vitali, "Bayesian deep learning based method for probabilistic forecast of day-ahead electricity prices", *Applied Energy*, vol. 250, pp. 1158-1175, 15 Septiembre 2019.
- [4] M. Castelli, A. Groznik y A. Popovic, "Forecasting Electricity Prices: A machine learning approach", *algorithms*, vol. 13, n° 119, pp. 1-16, 8 Mayo 2020.
- [5] G. Dudek, "Probabilistic Forecasting of Electricity Prices Using Kernel Regression", *International Conference on the European Energy Market (EEM)*, pp. 1-5, 2018.
- [6] M. S. T. Olarte, "Nuevos modelos de prediccion a corto plazo de la generacion electrica en plantas basadas en energía solar fotovoltaica (Tesis doctoral)", Universidad de la Rioja, Logroño, 2017.
- [7] J. Lozano, J. Luyo, y Y. Molina, "El Mercado Eléctrico Mayorista: Agentes y Modelos de Organización", *tecnia*, vol. 28, n.º 1, jun. 2018. <https://doi.org/10.21754/tecnia.v28i1.188>.
- [8] LÓPEZ, Julio César Montenegro; URDANETA, Alberto Joanes Urdaneta. "Evolución histórica del marco regulatorio del sector eléctrico latinoamericano". *Interciencia*, 2014, vol. 39, no 3, p. 164-171.
- [9] M. F. Ramírez Cabrera. "Esquema de remuneración de los sistemas de distribución, una propuesta para el caso ecuatoriano", M.S. Thesis. Cuenca, 2012. [Online]. Available: <http://dspace.ucuenca.edu.ec/handle/123456789/2557>.
- [10] Shah, D, Chatterjee, S., "A comprehensive review on day-ahead electricity market and important features of world's major electric power exchanges", *Int Trans Electr Energ Syst*. 2020; 30:e12360. <https://doi.org/10.1002/2050-7038.12360>.
- [11] A. Cerrato Rivero, "Integración de Mercados Eléctricos Europeos. El mercado continuo de Electricidad. Proyecto XBID", Proyecto fin de master, Dep. Ingeniería Eléctrica, US, Sevilla, 2016.
- [12] PCR Project. Main features. [Consulta: 9 de noviembre de 2020] Disponible en: <https://www.epexspot.com/sites/default/files/2019-03/PCR%20Standard%20Presentation%20-%20August%202016.pdf>.
- [13] 4th User Group Meeting [Consulta: 9 de noviembre de 2020] Disponible en: https://www.epexspot.com/sites/default/files/2019-03/160629%204th%20UG%20meeting%20slide%20deck_FINAL.pdf.
- [14] B. Alonso Bá, "Mercado de la Energía Eléctrica en España", tesis de grado, facultad de economía y empresa, UPV, Bilbao, 2019.

- [15] COMISIÓN EUROPEA, EUROSTAT. Electricity Price statistics. https://ec.europa.eu/eurostat/statisticsexplained/index.php/Electricity_price_statistics
- [16] GÓMEZ SAN ROMÁN, Tomás; LINARES LLAMAS, Pedro; RODILLA RODRÍGUEZ, Pablo. Propuestas para la reforma del sector eléctrico en España. 2020.
- [17] MORENO RODRIGO, Juan Miguel. Participación de un agregador en el mercado diario de electricidad. 2016. Tesis de Licenciatura.
- [18] Federal Energy Regulatory Commission (FERC), Electricity Power Markets, <https://www.ferc.gov/industries-data/market-assessments/overview/electric-power-markets>
- [19] D. Patiño Echeverri, M. Correa Giraldo, J. García Rendon, “Integración de fuentes de energías renovables no convencionales y redes inteligentes en Estados Unidos: evidencia para PJM”, EAFIT, cie, n° 20-03, 2020.
- [20] Independent Statistics and Analysis, U.S. Energy Information Administration (eia), 19 Marzo 2020. [En línea]. Available: <https://www.eia.gov/energyexplained/electricity/prices-and-factors-affecting-prices.php>
- [21] L. Fernandez, «statista,» 05 agosto 2020. [En línea]. Available: <https://es.statista.com/estadisticas/634027/precio-medio-al-por-menor-de-la-electricidad-estados-unidos-por-sector/#statisticContainer>
- [22] Chahin, K., 2020. "Estudio Para La Elaboración De Una Propuesta De Modificación Regulatoria De La Distribución De Energía Eléctrica – Energía Abierta", Comisión Nacional De Energía. [online] [Energiaabierta.cl](http://energiaabierta.cl). Available at: de <<http://energiaabierta.cl/estudios/estudio-para-la-elaboracion-de-una-propuesta-de-modificacion-regulatoria-de-la-distribucion-de-energia-electrica/>> [Accessed 10 December 2020].
- [23] Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), "Estadísticas de producción de electricidad de los países del Sistema de la Integración Centroamericana (SICA). Datos preliminares a 2018" (LC/MEX/TS.2019/7), Ciudad de México, 2019.
- [24] Banco Interamericano de Desarrollo (BID). "Integración eléctrica centroamericana: Génesis, beneficios y prospectiva del Proyecto SIEPAC", de : *Sistema de Interconexión Eléctrica de los Países de América Central. / Carlos Echevarría, Nancy Jesurun-Clements, Jorge Mercado, Carlos Trujillanco Central de Costa Rica. 2017.*
- [25] Huerta Socorro, Carlos. (2016). "Despacho económico de energía en mercados eléctricos centralizados y descentralizados", 10.13140/RG.2.2.32136.01280.
- [26] Peragón Montoro, Carmen. "TIPOS DE MERCADO: LA COMPETENCIA IMPERFECTA." (2019).
- [27] D. Carballido Torres, “El sector energético español 2000-2018: evolución y tendencias”, tesis fin de grado, finanzas y contabilidad, US, Sevilla, 2019.
- [28] H. Aguirre Corredor, “Efecto de la entrada de las energías renovables en el precio de los mercados eléctricos”, Proyecto fin de master, Facultad de minas, Dep. de la computación y la decisión, UNAL, Medellín, 2019.
- [29] E. Alvarado, A. Fernández, L. Gutiérrez, R. Hernández & O. Ochoa, "Tendencias y escenarios: El contexto global del sector energético", Prospectus, n° 3, pp. 60-63, 2019.

- [30] RODRÍGUEZ SALAZAR, Joffre Raúl. "Ubicación óptima de generación distribuida en redes de distribución", 2020. Tesis de Licenciatura. Quevedo: UTEQ.
- [31] VALENCIA, Luis Humberto Berrío; TORO, Carlos Alejandro Zuluaga, "Smart Grid and solar energy as renewable energy source for the distributed generation in the global energy context. Ingeniería y Desarrollo", 2014, vol. 32, no 2.
- [32] Canals Casals, Lluc & Barbero, Mattia & Corchero, Cristina & Igualada, Lucia. (2018), "Estudio de mercados de flexibilidad de la demanda y algoritmos de agregadores"
- [33] FLORES MOYÓN, Ronald Alex. "Planeación de despacho óptimo de plantas virtuales de generación en sistemas eléctricos de potencia mediante flujos óptimos de potencia AC", 2020. Tesis de Licenciatura.
- [34] M. Mekkanen, E. Antila, R. Virrankoski and K. Kauhaniemi, "IEC 61850-7-420 data object modeling for Smart control islanding detection," 2016 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET), Chennai, 2016, de pp. 1853-1858, doi: 10.1109/WiSPNET.2016.7566463.
- [35] D. Fernández, «danifernandez.org,» 09 marzo 2018. [En línea]. Available: <http://danifernandez.org/articulo/los-4-modelos-mercado-electrico/>.
- [36] CEPAL (Comisión Económica para América Latina y el Caribe), "Estadísticas del subsector eléctrico de los países del Sistema de la Integración Centroamericana (SICA)", 2018, LC/MEX/TS.2020/5, Ciudad de México, 2020, de *Disponible a través de: <https://repositorio.cepal.org/handle/11362/45299>*.
- [37] R. Y. Vera Loo, F. M. Cortez Bailon, y O. S. Ibarra Carrera, "La integración vertical como estrategia empresarial", Ed, vol. 1, n.º 2, pp. 35-42, jul. 2019.
- [38] Díaz-Pérez, S., Gómez-Charris, Y., Silva-Ortega, J., & Noriega-Angarita, E., "Electrical market models comparative study in latinamerica. [Estudio comparativo de modelos de mercados eléctricos en países de America Latina]", Espacios, 38(58), 2017, de *Retrieved from www.scopus.com*.
- [39] Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (2014). "Los Mercados de la Electricidad en América Latina", de *Integración Regional y Cuestiones Relativas a la Competencia. Análisis de Mercados Eléctricos a Largo Plazo en Contexto de Integración Regional, OECD, 2014*.
- [40] D. Gómez Areiza, "Mercados Minoristas Alternativos en el Mercado Eléctrico Colombiano", Proyecto fin de master, Facultad de minas, Dep. de la computación y la decisión, UNAL, Medellín, 2020.
- [41] Organización Latinoamérica de Energía (OLADE), "Precios de la Energía en América Latina y el Caribe", Quito, 2020.
- [42] Consejo Mundial de Energía. (2017). "Escenarios Energéticos Mundiales 2017 (report)", Londres: CAF; Consejo Mundial de Energía; UPME; Eletrobras. Retrieved from <http://scioteca.caf.com/handle/123456789/1056>
- [43] GERS, Juan Manuel. "América Latina y el Caribe: estado del arte de las redes eléctricas inteligentes". ENERLAC. Revista de energía de Latinoamérica y el Caribe, [S.l.], v. 1, n. 1, p. 24-41, oct. 2017. ISSN 2631-2522.,» de *Disponible en: <<http://enerlac.olade.org/index.php/ENERLAC/article/view/13>>*.

- [44] Looney, B. "Statistical Review of World Energy, 2020|." (2020).
- [45] VILLARROEL-GUTIÉRREZ, Héctor Alejandro; MOLINA, Marcelo. "Analysis of Dynamic Voltage Support Schemes for PV Generators Implemented in Latin America". IEEE Latin America Transactions, 2020, vol. 18, no 04, p. 641-651.
- [46] DONATO, P.; CARUGATI, Ignacio; STRACK, J. "Medidores inteligentes en Argentina: consideraciones para una implementación adecuada". Revista Ingeniería Eléctrica, agosto, 2017, p. 56-62.
- [47] J. B. Bejerano y E. J. Llopis, "Mercados eléctricos ante la transición energética: diseño y retos de futuro", Dialnet, nº 97, pp. 177-192, 2019.
- [48] CEPAL, N. U., et al. "La economía del cambio climático en América Latina y el Caribe: paradojas y desafíos del desarrollo sostenible". 2015.
- [49] SAMANIEGO, Joseluis; CEPAL, N. U. "Cambio climático y desarrollo en América Latina y el Caribe: una reseña". 2008.
- [50] A. d. R. y. C. d. Electricidad, "REGULACIÓN PLANIFICACIÓN OPERATIVA, DESPACHO Y OPERACIÓN DEL SISTEMA ELÉCTRICO DE POTENCIA", Quito, Febrero, 2020.
- [51] C. A. T. PACHECO, "ANÁLISIS DEL MERCADO DE GENERACIÓN ELÉCTRICA: SPOT, CONTRATOS Y", Santiago de Chile, 2018.
- [52] ARCONEL, "ESTADÍSTICAS DEL SECTOR ELÉCTRICO ECUATORIANO", Quito, 2018.
- [53] A. d. R. y. C. d. Electricidad, "Atlas del Sector Eléctrico Ecuatoriano", Quito, 2019.
- [54] ARCONEL, "Estadística Anual y Multianual del Sector Eléctrico Ecuatorino", Guayaquil, 2019.
- [55] H. d. P. Barrezueta, "Ley Orgánica del Servicio Público de Energía del Ecuador", Quito, 2015.
- [56] P. & V. J. Benalcázar, "Análisis de riesgo en modalidades de contratación a largo plazo del Mercado Eléctrico Ecuatoriano", Quito, 2007.
- [57] M. M. y. J. G. G. Calderon, "EL MERCADO ELÉCTRICO ECUATORIANO Y SU INCIDENCIA EN LOS ALTOS COSTOS DE LAS TARIFAS DE ENERGÍA ELÉCTRICA A LOS CONSUMIDORES RESIDENCIALES Y COMERCIALES EN LA PROVINCIA DE MANABÍ COMPRENDIDOS EN EL PERIODO DE ENERO A DICIEMBRE DEL 2018", Riemat, Manabí, 2018.
- [58] R. Barría Arriagada, "Diseño de una planificación estratégica y su implantación a través de un cuadro de mando integral para la empresa de asesoría y servicio eléctrico-forestal RB transmisión," de tesis de grado, Universidad Austral de Chile, Puerto Monnt, Chile, 2018..
- [59] ABADIE, F., et al. "Manual de Planificación Energética OLADE". 2017.
- [60] Roque, Eder Jesús Falcón, and Eder Jesús. "Desarrollo de un modelo de planificación energética sostenible usando técnicas de optimización multicriterio: una aplicación a la provincia de cajamarca", Perú, de Diss. ETSI Montes, Forestal y del Medio Natural (UPM), 2018..

- [61] Martínez, Pilar Vázquez. "Interacción entre los mercados eléctricos a plazo y los mercados eléctricos al contado. Estudio del comportamiento estratégico de los generadores", de *Diss. Tesis del máster en gestión técnica y económica en el sector eléctrico, Madrid, 2008.*
- [62] IRENA. "Adapting market design to high shares of variable renewable energy". 2017.
- [63] D. Grifol, "Planificación de mediano plazo," Edit, Palmares, 2018.
- [64] R. F. y V. Miranda, "Energía; Una visión sobre los retos y oportunidades en América Latina y el Caribe," CAF, 2018.
- [65] NARVÁEZ, Mariela González; BARZOLA, Omar Ruiz; LIBRERO, Ana Nieto. "Análisis multivariante: Un recorrido por las técnicas de reducción de dimensiones", *Matemática*, 2020, vol. 18, no 2.

ANEXOS

ANEXO 1 – LIMPIEZA DE DATOS ATÍPICOS

```
%% -----++LIMPIEZA DE DATOS ATÍPICOS-----++
%% --Importar datos--
clc
datos=readtable('ecsud.xlsx'); %Lectura de datos

%% --lectura de variables del archivo ecsud.xlsx--
clc
nombrevariables=datos.Properties.VariableNames;
Ano=datos.A_o;
Mes=datos.Mes;
Dia=datos.Dia;
Hora=datos.Hora;
PDCAHA=datos.PDCAHA_;%porcentaje demanda comercial horaria por agente
GpT=datos.Termica_; %generacion termica porcentual
GpH=datos.H_; %generacion Hidraulica porcentual
GpF=datos.Fvol_;% generacion fotovoltaica porcentual
GpE=datos.Elca_; %generacion eolica porcentual
GpBm=datos.Bmas_;%generacion biomas porcentual
GpBg=datos.Bgas_;%generacion biogas porcentual
PMPDKW=datos.PMPDKW;% potencia media puesta a disposicion
TKwh=datos.termicaKwh; %energia termia kwh
HKwh=datos.HKwh;%energia hidraulica kwh
FKwh=datos.FKwh;%energia fotovoltaica kwh
EKwh=datos.ElcaKwh;%energia eolica kwh
BmKwh=datos.BmasKwh;%energia biomas kwh
BgKwh=datos.BgasKwh;%energia biogas kwh
VHMOA=datos.VHMOAUSD;%valor horario mercado ocasional por agente
VMCO=datos.VMCOUSD;% valor mercado contratos
Cvg=datos.CvgUSD;% costo variable por generacion
ValorAgua=datos.ValorAguaUSD;% valor del agua
Estacionalidad=datos.EstacionalidadHm3;%estacionalidad
C_Total=datos.C_Total;% costo real de energia
C_Unitario=datos.C_UnitarioPro_;% costo real de energia unitario
Gporc=datos.TotalGeneracion_;% total generacion porcentual
PerGenpor=datos.PerdidasGeneracion_;% perdidas de generacion porcentual
VaT=datos.ValorTermica_;% costo de energia termica
VaH=datos.ValorHidraulica_; % costo de energia hidraulica
VaF=datos.ValorFoto_;% costo de energia fotovoltaica
VaE=datos.ValorEolica_;% costo de energia eolica
VaBm=datos.ValorBiomass_;% costo de energia biomas
VaBg=datos.ValorBiogas_;% costo de energia biogas
VaDemanda=datos.ValorDemanda_; %costo de demanda
VaPerdGen=datos.PerdidaDeGeneracion_;% costo de perdidas de generacion

%% --Diagrama de cajas para análisis con comando boxplot--
clc
figure(1), boxplot(PerGenpor, Mes);
% figure(2), scatter(Mes, PMPDKW);
% figure(3), scatter(Mes, VMCOUSD);
% figure(4), scatter(Mes, VHMOAUSD);
% figure(5), scatter(Mes, CvgUSD);
% figure(6), scatter(Mes, Termica);
%% --Análisis de datos atípicos--
clc
F1=find(Ano>2020&Ano<2015);
F2=find(Mes<0);
```

```

F3=find(Dia<0);
F4=find(Hora<0);
F6=find(PDCAHA>6.5&PDCAHA<3);
F7=find(GpT<0.7&GpT>3.3);
F8=find(GpH<1&GpH>7.3);
F9=find(GpF<0&GpF>0.03);
F10=find(GpE<0.1&GpE>2.7);
F11=find(GpBm<0.1&GpBm>1.5);
F12=find(GpBg>0.045);
F13=find(PMPDKW<0);
F14=find(TKwh<1&TKwh>11000);
F15=find(HKwh<3500&HKwh>22500);
F16=find(FKwh<0&FKwh>850);
F17=find(EKwh<0&EKwh>50000);
F18=find(BmKwh<0&BmKwh>25000);
F19=find(BgKwh<0&BgKwh>900);
F20=find(VHMOA<1&VHMOA>750);
F21=find(VMCO<2&VMCO>1360);
F22=find(Cvg<0.1);
F23=find(ValorAgua<0&ValorAgua>90);
F24=find(Estacionalidad<0&Estacionalidad>160);
F25=find(C_Total<2000000&C_Total>6000000);
F26=find(C_Unitario<2&C_Unitario>6);
F27=find(Gporc>12);
F28=find(PerGenpor<-4);
F29=find(VaT<50000);
F30=find(VaH<0);
F31=find(VaF>60000);
F32=find(VaE<0);
F33=find(VaBm<0);
F34=find(VaBg<0);
F35=find(VaDemanda>8500000);
F36=find(VaPerdGen<-3000000);
%% --Unión de filas donde se encontraron valores atípicos--
clc
unionAtipicos = vertcat(F1,F2,F3,F4, F6, F7, F8,...
    F9, F10, F11, F12, F13, F14, F15, F16, F17, F18,...
    F19, F20, F21, F22, F23, F24, F25, F26, F27, F28, F29, F30,...
    F31, F32, F33, F34, F35, F36);
InfoCli= unique(sort(unionAtipicos));
%% --Filtrado de datos atípicos--
clc
datos(InfoCli,:)=[]; %elimina datos atípicos
%% -- Creación de archivo excel sin valores atípicos--
writetable(datos, 'SinAtipicos.xlsx', 'Sheet', 1 );

```

ANEXO 2 – MATRIZ DE CORRELACIONES

	<i>Variable</i>	No. 6	No. 7	No. 8	No. 9	No. 10	No. 11	No. 12	No. 13	No. 20	No. 21	No. 22	No. 23	No. 24	No. 25	No. 26	No. 27	No. 29	No. 30	No. 31	No. 32	No. 33	No. 34	No. 35	No. 36	
DCAHA %	No. 6	1,0																								
Térmica %	No. 7	0,2	1,0																							
Hidroeléctrica %	No. 8	0,2	0,2	1,0																						
Fotovoltaica %	No. 9	-0,4	0,0	0,0	1,0																					
Eólica %	No. 10	-0,3	-0,3	-0,2	0,0	1,0																				
Biomasa %	No. 11	0,3	0,2	0,4	0,0	0,0	1,0																			
Biogás %	No. 12	-0,1	-0,1	0,1	-0,1	0,2	0,2	1,0																		
PMPD kW	No. 13	-0,2	-0,4	0,1	0,0	0,2	-0,2	0,4	1,0																	
VHMOA USD	No. 20	0,1	0,4	-0,2	0,1	-0,3	0,0	-0,3	-0,4	1,0																
VHC USD	No. 21	0,2	0,5	-0,3	0,0	-0,3	0,0	-0,3	-0,5	0,7	1,0															
Cvg USD	No. 22	0,2	0,4	-0,1	0,0	-0,4	0,0	-0,5	-0,8	0,5	0,5	1,0														
Costo del agua USD	No. 23	0,0	0,3	-0,3	0,0	0,0	0,0	-0,3	-0,5	0,5	0,4	0,6	1,0													
Estacionalidad Hm³	No. 24	-0,1	-0,3	0,0	0,0	0,0	-0,2	0,2	0,3	-0,3	-0,3	-0,3	-0,6	1,0												
Costo total \$	No. 25	0,3	0,5	0,2	0,1	-0,5	0,2	-0,4	-0,6	0,5	0,5	0,8	0,4	-0,3	1,0											
Costo unitario \$	No. 26	0,3	0,5	0,1	0,1	-0,5	0,1	-0,4	-0,7	0,6	0,5	0,8	0,4	-0,3	1,0	1,0										
Total, de generación %	No. 27	0,2	0,4	0,7	0,0	0,3	0,7	0,2	0,0	-0,1	-0,1	-0,1	-0,1	-0,2	0,1	0,1	1,0									
Térmica \$	No. 29	0,1	0,7	-0,4	0,0	-0,5	-0,3	-0,3	-0,4	0,5	0,7	0,5	0,4	-0,2	0,5	0,5	-0,3	1,0								
Hidroeléctrica \$	No. 30	0,1	-0,2	0,5	0,0	-0,6	-0,3	-0,1	0,2	-0,2	-0,2	0,0	-0,3	0,3	0,1	0,1	-0,2	0,0	1,0							
Fotovoltaica \$	No. 31	-0,5	-0,1	-0,1	1,0	-0,1	-0,1	-0,1	0,0	0,1	0,1	0,1	0,0	0,0	0,1	0,1	-0,2	0,1	0,1	1,0						
Eólica \$	No. 32	-0,3	-0,4	-0,3	0,0	1,0	-0,1	0,2	0,3	-0,3	-0,3	-0,4	0,0	0,0	-0,6	-0,6	0,2	-0,5	-0,6	-0,1	1,0					
Biomasa \$	No. 33	0,3	0,2	0,3	0,0	0,0	1,0	0,2	-0,2	0,1	0,0	0,0	0,0	-0,2	0,2	0,1	0,6	-0,3	-0,3	-0,1	-0,1	1,0				
Biogás \$	No. 34	-0,1	-0,2	0,1	-0,1	0,1	0,1	1,0	0,4	-0,3	-0,3	-0,5	-0,3	0,2	-0,4	-0,4	0,1	-0,3	0,0	-0,1	0,1	0,1	1,0			
Demanda consumida \$	No. 35	0,4	0,3	-0,2	0,0	-0,6	-0,1	-0,4	-0,5	0,6	0,6	0,8	0,4	-0,2	0,9	0,9	-0,3	0,7	0,2	0,0	-0,6	-0,1	-0,4	1,0		
Pérdida de generación \$	No. 36	-0,1	0,4	0,7	0,1	0,2	0,6	0,1	0,0	-0,1	-0,2	-0,1	0,0	-0,1	0,1	0,1	0,9	-0,3	-0,2	0,0	0,1	0,5	0,1	-0,4	1,0	

ANEXO 3 – ALGORITMO K-MEANS

```
%% -----++ ALGORITMO DE AGRUPACIÓN K-MEANS-----++
%% lectura de datos
clear; clc;
datos=readtable('ecsud.xlsx','sheet', 2); %importar datos

%% --lectura y guardado de variables del archivo ecsud.xlsx--
clc
%nombrevARIABLES=datos.Properties.VariableNames;
Ano=datos.A_o;
Mes=datos.Mes;
Dia=datos.Dia;
Hora=datos.Hora;
PDCAHA=datos.PDCAHA_;%porcentaje demanda comercial horaria por agente
GpT=datos.Termica_;%generacion termica porcentual
GpH=datos.H_;%generacion Hidraulica porcentual
GpF=datos.Fvol_;% generacion fotovoltaica porcentual
GpE=datos.Elca_;%generacion eolica porcentual
GpBm=datos.Bmas_;%generacion biomas porcentual
GpBg=datos.Bgas_;%generacion biogas porcentual
PMPDKW=datos.PMPDKW;% potencia media puesta a disposicion
TKwh=datos.termicaKwh;%energia termia kwh
HKwh=datos.HKwh;%energia hidraulica kwh
FKwh=datos.FKwh;%energia fotovoltaica kwh
EKwh=datos.ElcaKwh;%energia eolica kwh
BmKwh=datos.BmasKwh;%energia biomas kwh
BgKwh=datos.BgasKwh;%energia biogas kwh
VHMOA=datos.VHMOAUSD;%valor horario mercado ocasional por agente
VMCO=datos.VMCOUSD;% valor mercado contratos
Cvg=datos.CvgUSD;% costo variable por generacion
ValorAgua=datos.ValorAguaUSD;% valor del agua
Estacionalidad=datos.EstacionalidadHm3;%estacionalidad
C_Total=datos.C_Total;% costo real de energia
C_Unitario=datos.C_UnitarioPro_;% costo real de energia unitario
Gporc=datos.TotalGeneracion_;% total generacion porcentual
PerGenpor=datos.PerdidasGeneracion_;% perdidas de generacion porcentual
VaT=datos.ValorTermica_;% costo de energia termica
VaH=datos.ValorHidraulica_;% costo de energia hidraulica
VaF=datos.ValorFoto_;% costo de energia fotovoltaica
VaE=datos.ValorEolica_;% costo de energia eolica
VaBm=datos.ValorBiomass_;% costo de energia biomas
VaBg=datos.ValorBiogas_;% costo de energia biogas
VaDemanda=datos.ValorDemanda_;% costo de demanda
VaPerdGen=datos.PerdidaDeGeneracion_;% costo de perdidas de generacion

%% --Matriz de variables seleccionadas--
clc
matrizcalculos=[C_Total, C_Unitario];
%% -- Estadísticos descriptivos--
clc
promedio= mean(matrizcalculos,2);
a=round(promedio);
maxCalculo=max(matrizcalculos, [],2);
b=round(maxCalculo);
minCalculo=min(matrizcalculos, [],2);
c=round(minCalculo);
rango=maxCalculo-minCalculo;
d=round(rango);
desvEst=std(matrizcalculos,0,2);
```

```

e=round(desvEst);
cofVari=desvEst./promedio;
f=round(cofVari);
%% --Elimina NaN--
[NaNCoefVar]=find(isnan(f));
f(NaNCoefVar,:)=0;
%% --Matriz de evaluación--
clc
Atributos=[a, b, c, d, e, f ];
%% --Division por grupos de evaluación--
clc
fil=find(Estacionalidad);
filSeco=find(Estacionalidad<21);
filSemi=find(Estacionalidad<77&Estacionalidad>21);
fillluvioso=find(Estacionalidad>77);

AtributosTot=Atributos(fil,:);
AtributosSec=Atributos(filSeco,:);
AtributosSem=Atributos(filSemi,:);
AtributosLLu=Atributos(fillluvioso,:);

%% -- Normalización de matrices--
Xnor=zscore(AtributosTot);
XnorSec=zscore(AtributosSec);
XnorSem=zscore(AtributosSem);
XnorLL=zscore(AtributosLLu);
%% -- Técnica K-means--
clc
dist_K='sqeuclidean';
G=2; GSec=2; GSem=2; Gll=2;
[idX, C, sumA, D]=kmeans(Xnor,G,'Distance',dist_K);
[idXsec, CSec, sumSec, DSec]=kmeans(XnorSec,GSec,'Distance',dist_K);
[idXsem, CSem, sumSem, DSem]=kmeans(XnorSem,GSem,'Distance',dist_K);
[idXll, Cll, sumll, Dll]=kmeans(XnorLL,Gll,'Distance',dist_K);
% sum(sumA)
% sum(sumSec)
% sum(sumSem)
% sum(sumll)

clc
idX=kmeans(Xnor, 2);
figure(1)
hold on
gscatter(Xnor(:,1), Xnor(:,5), idX)
plot(C(:,1),C(:,5),'kx','MarkerSize',10,'LineWidth',2)
hold off
title ('Temporada Anual')
xlabel('Promedio')
ylabel('Desv. estándar')

% idXsec=kmeans(XnorSec, 2);
% figure(2)
% hold on
% gscatter(XnorSec(:,1), XnorSec(:,5), idXsec)
% plot(CSec(:,1),CSec(:,5),'kx','MarkerSize',10,'LineWidth',2)
% hold off
% title ('Temporada Seca')
% xlabel('Promedio')
% ylabel('Desv. estándar')
%
% idXsem=kmeans(XnorSem, 2);

```

```

% figure(3)
% hold on
% gscatter(XnorSem(:,1), XnorSem(:,5), idXsem);
% plot(CSem(:,1),CSem(:,5), 'kx', 'MarkerSize',10, 'LineWidth',2)
% hold off
% title ('Temporada Semilluviosa')
% xlabel('Promedio')
% ylabel('Desv. estándar')
%
% idXll=kmeans(XnorLL, 2);
% figure(4)
% hold on
% gscatter(XnorLL(:,1), XnorLL(:,5), idXll);
% plot(Cll(:,1),Cll(:,5), 'kx', 'MarkerSize',10, 'LineWidth',2)
% hold off
% title ('Temporada Lluviosa')
% xlabel('Promedio')
% ylabel('Desv. estándar')

% clc
% figure(5)
% a=XnorSec(:,1);
% b=XnorSec(:,5);
% c=XnorSec(:,6);
% scatter3(a,b,c, '+');
% title ('Estacionalidad Seca')
% xlabel('Promedio')
% ylabel('Desv. Estandar')
% zlabel('Coef. Variación')
% figure(6)
% scatter3(XnorSem(:,1), XnorSem(:,5),XnorSem(:,6), '*');
% title ('Estacionalidad Semilluviosa')
% xlabel('Promedio')
% ylabel('Desv. Estandar')
% zlabel('Coef. Variación')
% figure(7)
% scatter3(XnorLL(:,1), XnorLL(:,5),XnorLL(:,6), '*');
% title ('Estacionalidad Lluviosa')
% xlabel('Promedio')
% ylabel('Desv. Estandar')
% zlabel('Coef. Variación')
%% -- Resultados guardados en archivos excel--
clc
%Seco
writetable(datos(filSeco,:), 'means.xlsx', 'sheet',1);
writetable(table(idXsec), 'means.xlsx', 'sheet',1, 'range', 'AM1');
%Semi-lluvioso
writetable(datos(filSemi,:), 'means.xlsx', 'sheet',2);
writetable(table(idXsem), 'means.xlsx', 'sheet',2, 'range', 'AM1');
%lluvioso
writetable(datos(fillluvioso,:), 'means.xlsx', 'sheet',3);
writetable(table(idXll), 'means.xlsx', 'sheet',3, 'range', 'AM1');

```

ANEXO 4 – INTERFAZ CLASIFICATION LEARNER APP

Primero: Se importa el conjunto de datos y se seleccionan las principales variables características que se utilizarán como predictores.

Segundo: Una vez seleccionadas las variables se elige la opción *Holdout Validation*, la cual se recomienda cuando se trabaja con grandes cantidades de datos, además, permite elegir el porcentaje de entrenamiento del conjunto de datos importados como se muestra en la Figura 73.

The screenshot displays the Matlab Classification Learner App interface, divided into two main panels: **Data set** and **Validation**.

Data set panel:

- Workspace Variable:** A dropdown menu showing 'eclsud' with a '55776x39 table' description.
- Response:** A dropdown menu showing 'Epoca' with 'categorical' type and '3 unique' values.
- Predictors:** A table with columns for Name, Type, and Range. The 'Bmas' predictor is selected with a checkmark.

	Name	Type	Range
<input type="checkbox"/>	Ao	double	2015 .. 2020
<input type="checkbox"/>	Mes	double	1 .. 12
<input type="checkbox"/>	Dia	double	1 .. 31
<input type="checkbox"/>	Hora	double	1 .. 24
<input type="checkbox"/>	PDCAHA	double	1.83161 .. 9.77039
<input type="checkbox"/>	Totalgeneracion	double	0 .. 13.2732
<input type="checkbox"/>	Perdidasgeneracion	double	-5.01783 .. 8.29231
<input type="checkbox"/>	Termica	double	0 .. 3.53888
<input type="checkbox"/>	H	double	0 .. 9.7831
<input type="checkbox"/>	Fvol	double	0 .. 0.0854215
<input type="checkbox"/>	Elca	double	0 .. 3.22747
<input checked="" type="checkbox"/>	Bmas	double	0 .. 2.03283
<input type="checkbox"/>	Bgas	double	0 .. 0.048809

Buttons: Add All, Remove All, [How to prepare data](#)

Validation panel:

- Cross-Validation:** Unselected radio button. Description: 'Protects against overfitting by partitioning the data set into folds and estimating accuracy on each fold.' Cross-validation folds: 5 folds.
- Holdout Validation:** Selected radio button. Description: 'Recommended for large data sets.' Percent held out: 25%.
- No Validation:** Unselected radio button. Description: 'No protection against overfitting.'

Buttons: [Read about validation](#), Start Session, Cancel

Figura 73. - Interfaz de Matlab Classification Learner App.

Tercero: Se elige el tipo de método requerido y se lleva a cabo el entrenamiento con el método seleccionado como se observa en la Figura 74.

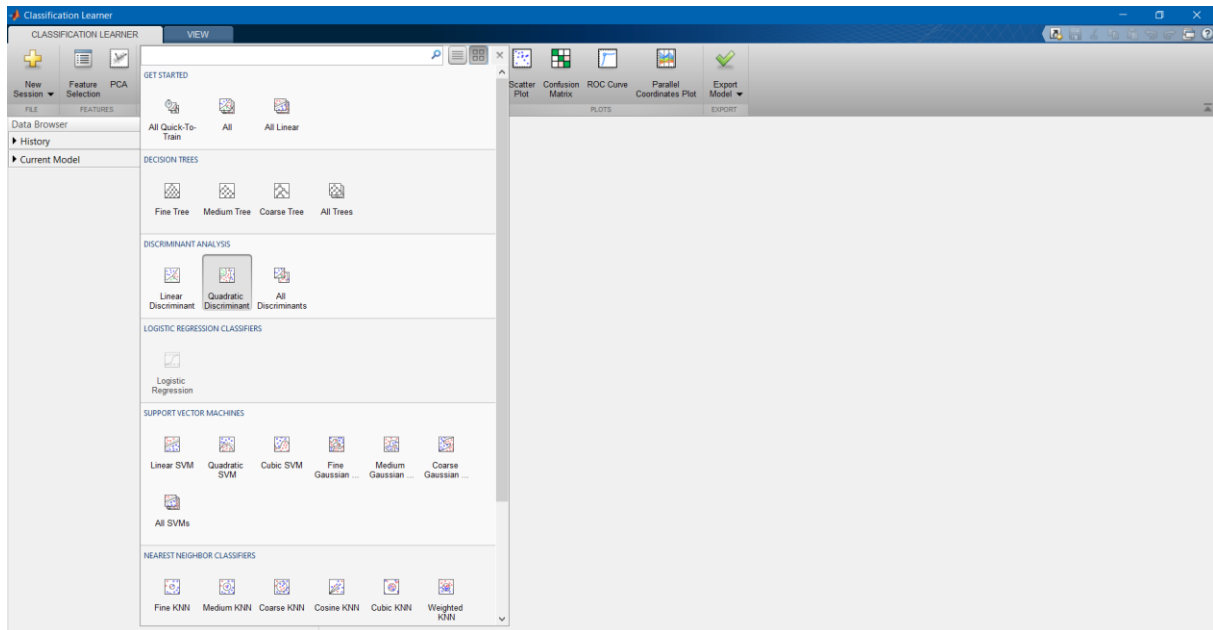


Figura 74. - Interfaz de entrenamiento Classification Learner App

Finalmente, la aplicación tiene la opción de generar el código usando las funciones de *Toolbox* de MATLAB®, por lo que resulta muy educativo a la hora de interactuar con esta aplicación.

ANEXO 5 – CÓDIGOS Y MATRIZ DE CONFUSIÓN GENERADOS

- Código obtenido para la técnica de árbol de decisión

```
function [trainedClassifier, validationAccuracy] =
trainClassifier(trainingData)
% [trainedClassifier, validationAccuracy] = trainClassifier(trainingData)
% returns a trained classifier and its accuracy. This code recreates the
% classification model trained in Classification Learner app. Use the
% generated code to automate training the same model with new data, or to
% learn how to programmatically train models.
%
% Input:
%   trainingData: a table containing the same predictor and response
%   columns as imported into the app.
%
% Output:
%   trainedClassifier: a struct containing the trained classifier. The
%   struct contains various fields with information about the trained
%   classifier.
%
%   trainedClassifier.predictFcn: a function to make predictions on new
%   data.
%
%   validationAccuracy: a double containing the accuracy in percent. In
%   the app, the History list displays this overall accuracy score for
%   each model.
%
% Use the code to train the model with new data. To retrain your
% classifier, call the function from the command line with your original
% data or new data as the input argument trainingData.
%
% For example, to retrain a classifier trained with the original data set
% T, enter:
% [trainedClassifier, validationAccuracy] = trainClassifier(T)
%
% To make predictions with the returned 'trainedClassifier' on new data T2,
% use
% yfit = trainedClassifier.predictFcn(T2)
%
% T2 must be a table containing at least the same predictor columns as used
% during training. For details, enter:
%   trainedClassifier.HowToPredict

% Auto-generated by MATLAB on 16-Apr-2021 13:09:22

% Extract predictors and response
% This code processes the data into the right shape for training the
% model.
inputTable = trainingData;
predictorNames = {'PDCAHA', 'Termica', 'H', 'Fvol', 'Elca', 'Bmas', 'Bgas',
'Valortermica', 'ValorHidraulica', 'Valordemanda', 'CvgUSD',
'ValoraguaUSD', 'EstacionalidadHm3', 'Ctotal'};
predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.Epoca;
isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false, false, false,
false, false, false, false, false, false];

% Train a classifier
```

```

% This code specifies all the classifier options and trains the classifier.
classificationTree = fitctree(...
    predictors, ...
    response, ...
    'SplitCriterion', 'gdi', ...
    'MaxNumSplits', 100, ...
    'Surrogate', 'off', ...
    'ClassNames', categorical({'Luvioso'; 'Semilluvioso'; 'seco'}));

% Create the result struct with predict function
predictorExtractionFcn = @(t) t(:, predictorNames);
treePredictFcn = @(x) predict(classificationTree, x);
trainedClassifier.predictFcn = @(x)
treePredictFcn(predictorExtractionFcn(x));

% Add additional fields to the result struct
trainedClassifier.RequiredVariables = {'PDCAHA', 'Termica', 'H', 'Fvol',
'Elca', 'Bmas', 'Bgas', 'Valortermica', 'ValorHidraulica', 'Valordemanda',
'CvgUSD', 'ValoraguaUSD', 'EstacionalidadHm3', 'Ctotal'};
trainedClassifier.ClassificationTree = classificationTree;
trainedClassifier.About = 'This struct is a trained model exported from
Classification Learner R2017b.';
trainedClassifier.HowToPredict = sprintf('To make predictions on a new
table, T, use: \n yfit = c.predictFcn(T) \nreplacing 'c' with the name
of the variable that is this struct, e.g. ''trainedModel''. \n \nThe table,
T, must contain the variables returned by: \n c.RequiredVariables
\nVariable formats (e.g. matrix/vector, datatype) must match the original
training data. \nAdditional variables are ignored. \n \nFor more
information, see <a href="matlab:helpview(fullfile(docroot, ''stats'',
''stats.map''), ''appclassification_exportmodeltoworkspace'')">How to
predict using an exported model</a>.'');

% Extract predictors and response
% This code processes the data into the right shape for training the
% model.
inputTable = trainingData;
predictorNames = {'PDCAHA', 'Termica', 'H', 'Fvol', 'Elca', 'Bmas', 'Bgas',
'Valortermica', 'ValorHidraulica', 'Valordemanda', 'CvgUSD',
'ValoraguaUSD', 'EstacionalidadHm3', 'Ctotal'};
predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.Epoca;
isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false, false, false,
false, false, false, false, false, false, false];

% Set up holdout validation
cvp = cvpartition(response, 'Holdout', 0.25);
trainingPredictors = predictors(cvp.training, :);
trainingResponse = response(cvp.training, :);
trainingIsCategoricalPredictor = isCategoricalPredictor;

% Train a classifier
% This code specifies all the classifier options and trains the classifier.
classificationTree = fitctree(...
    trainingPredictors, ...
    trainingResponse, ...
    'SplitCriterion', 'gdi', ...
    'MaxNumSplits', 100, ...
    'Surrogate', 'off', ...
    'ClassNames', categorical({'Luvioso'; 'Semilluvioso'; 'seco'}));

% Create the result struct with predict function

```

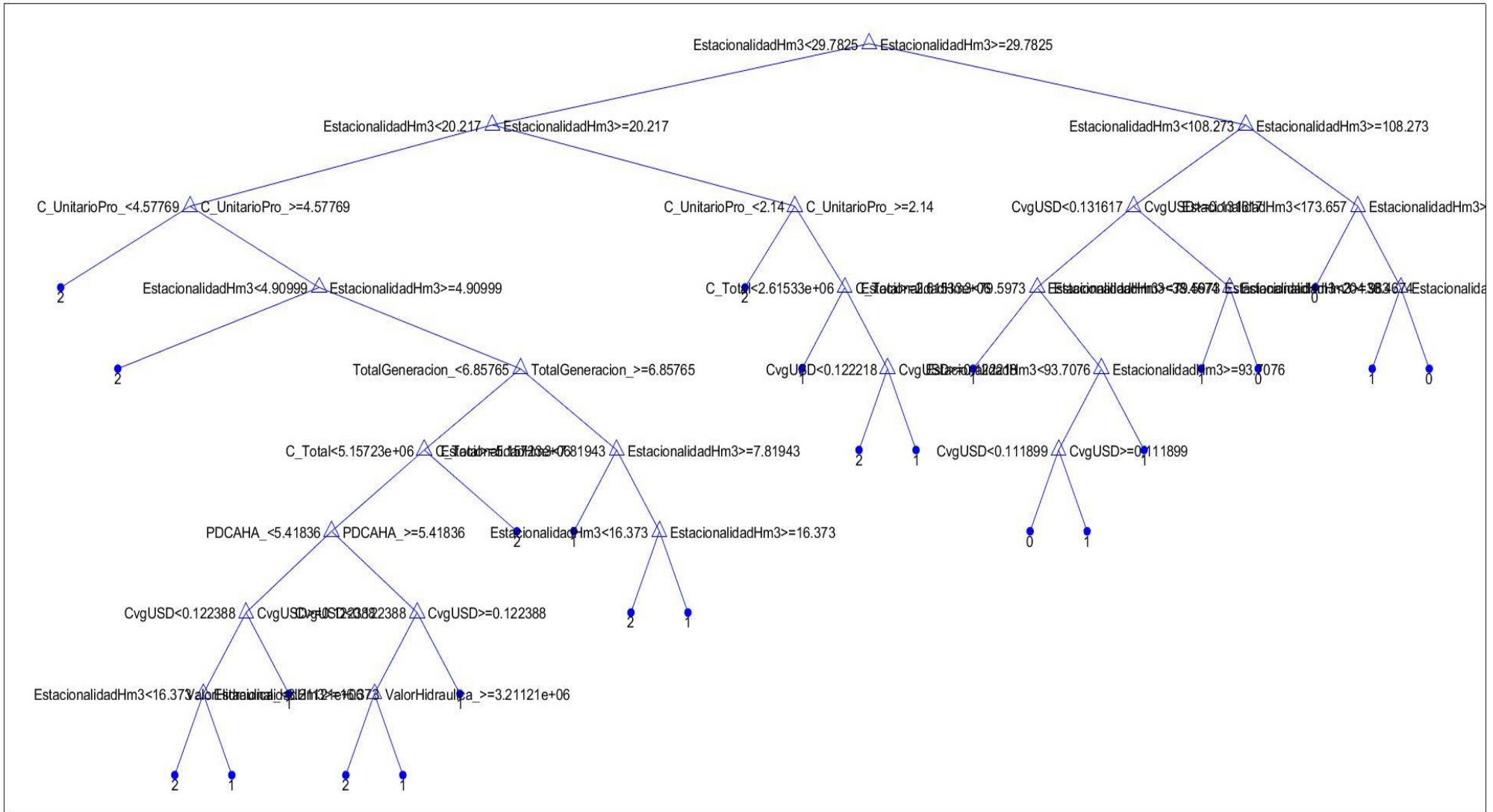
```
treePredictFcn = @(x) predict(classificationTree, x);
validationPredictFcn = @(x) treePredictFcn(x);

% Add additional fields to the result struct

% Compute validation predictions
validationPredictors = predictors(cvp.test, :);
validationResponse = response(cvp.test, :);
[validationPredictions, validationScores] =
validationPredictFcn(validationPredictors);

% Compute validation accuracy
correctPredictions = (validationPredictions == validationResponse);
isMissing = ismissing(validationResponse);
correctPredictions = correctPredictions(~isMissing);
validationAccuracy = sum(correctPredictions)/length(correctPredictions);
```


- **Árbol de decisión obtenido**



- **Código obtenido para la técnica de vector de máquina de soporte (SVM)**

```

function [trainedClassifier, validationAccuracy] =
trainClassifier(trainingData)
% [trainedClassifier, validationAccuracy] = trainClassifier(trainingData)
% returns a trained classifier and its accuracy. This code recreates the
% classification model trained in Classification Learner app. Use the
% generated code to automate training the same model with new data, or to
% learn how to programmatically train models.
%
% Input:
%   trainingData: a table containing the same predictor and response
%   columns as imported into the app.
%
% Output:
%   trainedClassifier: a struct containing the trained classifier. The
%   struct contains various fields with information about the trained
%   classifier.
%
%   trainedClassifier.predictFcn: a function to make predictions on new
%   data.
%
%   validationAccuracy: a double containing the accuracy in percent. In
%   the app, the History list displays this overall accuracy score for
%   each model.
%
% Use the code to train the model with new data. To retrain your
% classifier, call the function from the command line with your original
% data or new data as the input argument trainingData.
%
% For example, to retrain a classifier trained with the original data set
% T, enter:
%   [trainedClassifier, validationAccuracy] = trainClassifier(T)
%
% To make predictions with the returned 'trainedClassifier' on new data T2,
% use
%   yfit = trainedClassifier.predictFcn(T2)
%
% T2 must be a table containing at least the same predictor columns as used
% during training. For details, enter:
%   trainedClassifier.HowToPredict

% Auto-generated by MATLAB on 16-Apr-2021 13:58:09

% Extract predictors and response
% This code processes the data into the right shape for training the
% model.
inputTable = trainingData;
predictorNames = {'PDCAHA', 'Termica', 'H', 'Fvol', 'Elca', 'Bmas', 'Bgas',
'Valortermica', 'ValorHidraulica', 'Valordemanda', 'CvgUSD',
'ValoraguaUSD', 'EstacionalidadHm3', 'Ctotal'};
predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.Epoca;
isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false, false, false,
false, false, false, false, false, false];

% Train a classifier
% This code specifies all the classifier options and trains the classifier.

```

```

template = templateSVM(...
    'KernelFunction', 'linear', ...
    'PolynomialOrder', [], ...
    'KernelScale', 'auto', ...
    'BoxConstraint', 1, ...
    'Standardize', true);
classificationSVM = fitcecoc(...
    predictors, ...
    response, ...
    'Learners', template, ...
    'Coding', 'onevsone', ...
    'ClassNames', categorical({'Luvioso'; 'Semilluvioso'; 'seco'}));

% Create the result struct with predict function
predictorExtractionFcn = @(t) t(:, predictorNames);
svmPredictFcn = @(x) predict(classificationSVM, x);
trainedClassifier.predictFcn = @(x)
svmPredictFcn(predictorExtractionFcn(x));

% Add additional fields to the result struct
trainedClassifier.RequiredVariables = {'PDCAHA', 'Termica', 'H', 'Fvol',
'Elca', 'Bmas', 'Bgas', 'Valortermica', 'ValorHidraulica', 'Valordemanda',
'CvgUSD', 'ValoraguaUSD', 'EstacionalidadHm3', 'Ctotal'};
trainedClassifier.ClassificationSVM = classificationSVM;
trainedClassifier.About = 'This struct is a trained model exported from
Classification Learner R2017b.';
trainedClassifier.HowToPredict = sprintf('To make predictions on a new
table, T, use: \n yfit = c.predictFcn(T) \nreplacing ''c'' with the name
of the variable that is this struct, e.g. ''trainedModel''. \n \nThe table,
T, must contain the variables returned by: \n c.RequiredVariables
\nVariable formats (e.g. matrix/vector, datatype) must match the original
training data. \nAdditional variables are ignored. \n \nFor more
information, see <a href="matlab:helpview(fullfile(docroot, ''stats'',
''stats.map''), ''appclassification_exportmodeltoworkspace'')">How to
predict using an exported model</a>');

% Extract predictors and response
% This code processes the data into the right shape for training the
% model.
inputTable = trainingData;
predictorNames = {'PDCAHA', 'Termica', 'H', 'Fvol', 'Elca', 'Bmas', 'Bgas',
'Valortermica', 'ValorHidraulica', 'Valordemanda', 'CvgUSD',
'ValoraguaUSD', 'EstacionalidadHm3', 'Ctotal'};
predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.Epoca;
isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false, false, false,
false, false, false, false, false, false];

% Set up holdout validation
cvp = cvpartition(response, 'Holdout', 0.25);
trainingPredictors = predictors(cvp.training, :);
trainingResponse = response(cvp.training, :);
trainingIsCategoricalPredictor = isCategoricalPredictor;

% Train a classifier
% This code specifies all the classifier options and trains the classifier.
template = templateSVM(...
    'KernelFunction', 'linear', ...
    'PolynomialOrder', [], ...
    'KernelScale', 'auto', ...
    'BoxConstraint', 1, ...

```

```

    'Standardize', true);
classificationSVM = fitcecoc(...
    trainingPredictors, ...
    trainingResponse, ...
    'Learners', template, ...
    'Coding', 'onevsone', ...
    'ClassNames', categorical({'Luvioso'; 'Semilluvioso'; 'seco'}));

% Create the result struct with predict function
svmPredictFcn = @(x) predict(classificationSVM, x);
validationPredictFcn = @(x) svmPredictFcn(x);

% Add additional fields to the result struct

% Compute validation predictions
validationPredictors = predictors(cvp.test, :);
validationResponse = response(cvp.test, :);
[validationPredictions, validationScores] =
validationPredictFcn(validationPredictors);

% Compute validation accuracy
correctPredictions = (validationPredictions == validationResponse);
isMissing = ismissing(validationResponse);
correctPredictions = correctPredictions(~isMissing);
validationAccuracy = sum(correctPredictions)/length(correctPredictions);

```

- **Código obtenido para la técnica del K-vecino más cercano (K-NN)**

```

function [trainedClassifier, validationAccuracy] =
trainClassifier(trainingData)
% [trainedClassifier, validationAccuracy] = trainClassifier(trainingData)
% returns a trained classifier and its accuracy. This code recreates the
% classification model trained in Classification Learner app. Use the
% generated code to automate training the same model with new data, or to
% learn how to programmatically train models.
%
% Input:
%   trainingData: a table containing the same predictor and response
%   columns as imported into the app.
%
% Output:
%   trainedClassifier: a struct containing the trained classifier. The
%   struct contains various fields with information about the trained
%   classifier.
%
%   trainedClassifier.predictFcn: a function to make predictions on new
%   data.
%
%   validationAccuracy: a double containing the accuracy in percent. In
%   the app, the History list displays this overall accuracy score for
%   each model.
%
% Use the code to train the model with new data. To retrain your
% classifier, call the function from the command line with your original
% data or new data as the input argument trainingData.
%
% For example, to retrain a classifier trained with the original data set
% T, enter:
%   [trainedClassifier, validationAccuracy] = trainClassifier(T)
%
% To make predictions with the returned 'trainedClassifier' on new data T2,
% use
%   yfit = trainedClassifier.predictFcn(T2)
%
% T2 must be a table containing at least the same predictor columns as used
% during training. For details, enter:
%   trainedClassifier.HowToPredict

% Auto-generated by MATLAB on 16-Apr-2021 14:00:24

% Extract predictors and response
% This code processes the data into the right shape for training the
% model.
inputTable = trainingData;
predictorNames = {'PDCAHA', 'Termica', 'H', 'Fvol', 'Elca', 'Bmas', 'Bgas',
'Valortermica', 'ValorHidraulica', 'Valordemanda', 'CvgUSD',
'ValoraguaUSD', 'EstacionalidadHm3', 'Ctotal'};
predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.Epoca;
isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false, false, false,
false, false, false, false, false, false];

% Train a classifier
% This code specifies all the classifier options and trains the classifier.
classificationKNN = fitcknn(...
    predictors, ...

```

```

response, ...
'Distance', 'Euclidean', ...
'Exponent', [], ...
'NumNeighbors', 1, ...
'DistanceWeight', 'Equal', ...
'Standardize', true, ...
'ClassNames', categorical({'Luvioso'; 'Semilluvioso'; 'seco'}));

% Create the result struct with predict function
predictorExtractionFcn = @(t) t(:, predictorNames);
knnPredictFcn = @(x) predict(classificationKNN, x);
trainedClassifier.predictFcn = @(x)
knnPredictFcn(predictorExtractionFcn(x));

% Add additional fields to the result struct
trainedClassifier.RequiredVariables = {'PDCAHA', 'Termica', 'H', 'Fvol',
'Elca', 'Bmas', 'Bgas', 'Valortermica', 'ValorHidraulica', 'Valordemanda',
'CvgUSD', 'ValoraguaUSD', 'EstacionalidadHm3', 'Ctotal'};
trainedClassifier.ClassificationKNN = classificationKNN;
trainedClassifier.About = 'This struct is a trained model exported from
Classification Learner R2017b.';
trainedClassifier.HowToPredict = sprintf('To make predictions on a new
table, T, use: \n yfit = c.predictFcn(T) \nreplacing ''c'' with the name
of the variable that is this struct, e.g. ''trainedModel''. \n \nThe table,
T, must contain the variables returned by: \n c.RequiredVariables
\nVariable formats (e.g. matrix/vector, datatype) must match the original
training data. \nAdditional variables are ignored. \n \nFor more
information, see <a href=""matlab:helpview(fullfile(docroot, ''stats'',
''stats.map''), ''appclassification_exportmodeltoworkspace'')">How to
predict using an exported model</a>');

% Extract predictors and response
% This code processes the data into the right shape for training the
% model.
inputTable = trainingData;
predictorNames = {'PDCAHA', 'Termica', 'H', 'Fvol', 'Elca', 'Bmas', 'Bgas',
'Valortermica', 'ValorHidraulica', 'Valordemanda', 'CvgUSD',
'ValoraguaUSD', 'EstacionalidadHm3', 'Ctotal'};
predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.Epoca;
isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false, false, false,
false, false, false, false, false, false];

% Set up holdout validation
cvp = cvpartition(response, 'Holdout', 0.25);
trainingPredictors = predictors(cvp.training, :);
trainingResponse = response(cvp.training, :);
trainingIsCategoricalPredictor = isCategoricalPredictor;

% Train a classifier
% This code specifies all the classifier options and trains the classifier.
classificationKNN = fitcknn(...
trainingPredictors, ...
trainingResponse, ...
'Distance', 'Euclidean', ...
'Exponent', [], ...
'NumNeighbors', 1, ...
'DistanceWeight', 'Equal', ...
'Standardize', true, ...
'ClassNames', categorical({'Luvioso'; 'Semilluvioso'; 'seco'}));

```

```

% Create the result struct with predict function
knnPredictFcn = @(x) predict(classificationKNN, x);
validationPredictFcn = @(x) knnPredictFcn(x);

% Add additional fields to the result struct

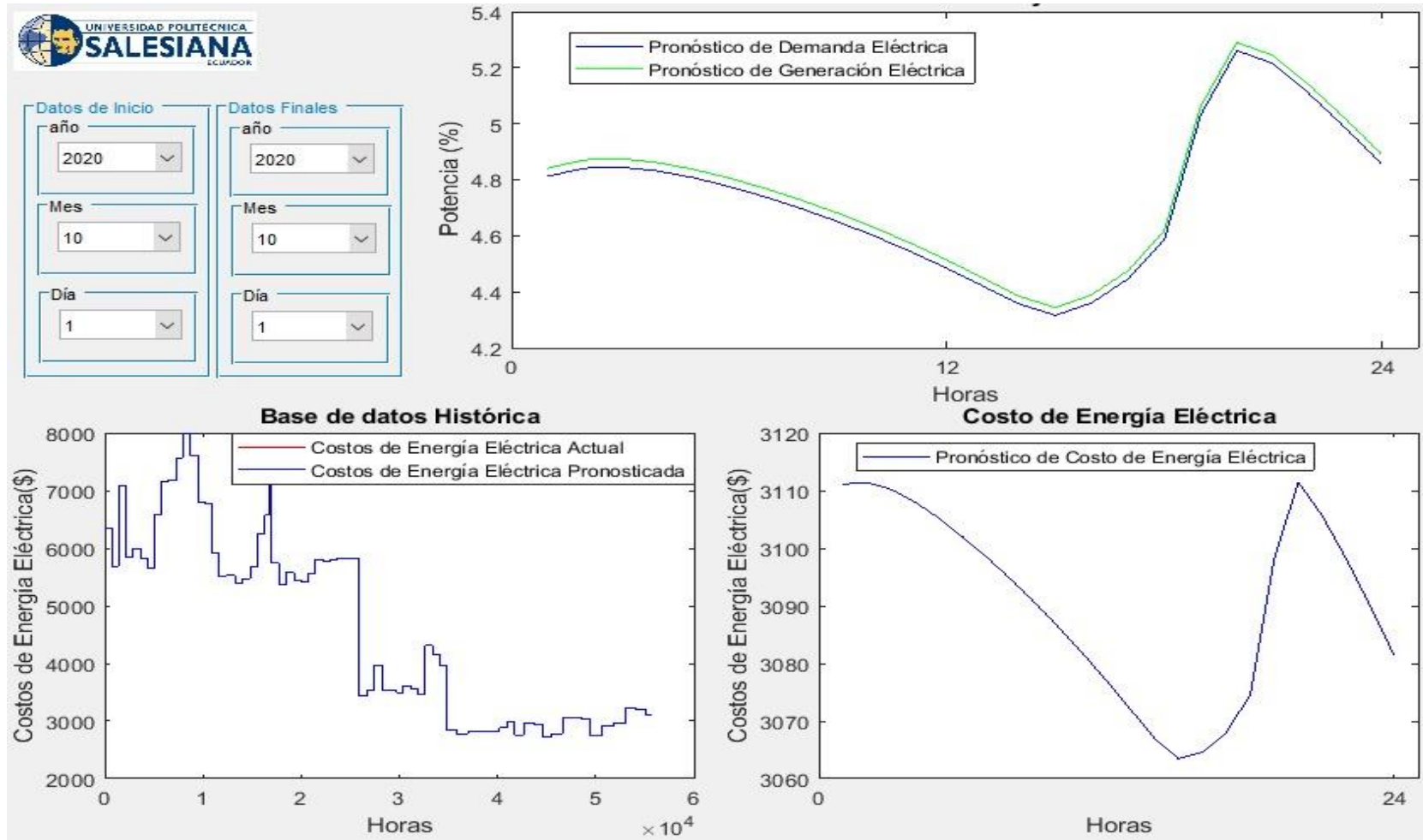
% Compute validation predictions
validationPredictors = predictors(cvp.test, :);
validationResponse = response(cvp.test, :);
[validationPredictions, validationScores] =
validationPredictFcn(validationPredictors);

% Compute validation accuracy
correctPredictions = (validationPredictions == validationResponse);
isMissing = ismissing(validationResponse);
correctPredictions = correctPredictions(~isMissing);
validationAccuracy = sum(correctPredictions)/length(correctPredictions);

```

ANEXO 6 - PLANIFICACIÓN AL CORTO PLAZO

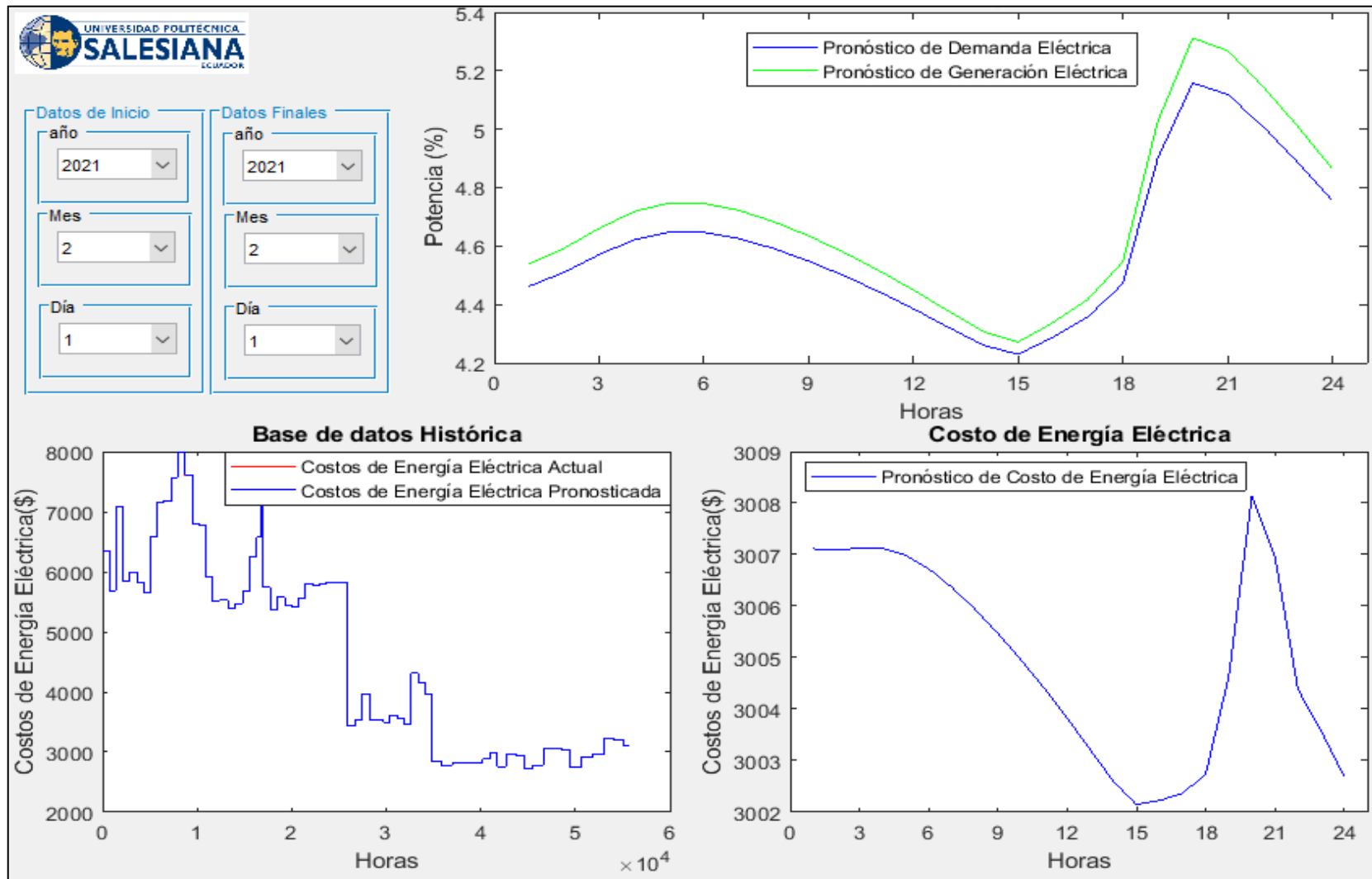
- ANEXO 6_1 Pronóstico horario para el período 01 de octubre del 2020



Costos de la energía eléctrica para el período del 01 de octubre del 2020													
DESCRIPCIÓN	UNIDAD	Hora 1	Hora 2	Hora 3	Hora 4	Hora 5	Hora 6	Hora 7	Hora 8	Hora 9	Hora 10	Hora 11	Hora 12
Porcentaje de demanda comercial activa horaria	(%)	4,812	4,841	4,845	4,832	4,808	4,776	4,738	4,696	4,650	4,599	4,544	4,484
Costo total de la demanda	(USD)	3092,38	3092,68	3091,41	3089,04	3085,98	3082,49	3078,71	3074,70	3070,49	3066,12	3061,59	3056,93
Costo de generación de energía térmica	(USD)	610,60	612,55	612,05	609,86	606,58	602,55	597,93	592,79	587,12	580,91	574,10	566,66
Costo de generación de energía hidráulica	(USD)	1742,01	1746,29	1748,70	1749,81	1750,09	1749,85	1749,26	1748,38	1747,26	1745,92	1744,37	1742,63
Costo de generación de energía fotovoltaica	(USD)	2,25	2,08	2,05	2,12	2,25	2,43	2,64	2,89	3,16	3,47	3,82	4,20
Costo de generación de energía eólica	(USD)	508,96	505,05	502,91	502,01	501,91	502,34	503,16	504,32	505,80	507,61	509,77	512,28
Costo de generación de energía biomasa	(USD)	237,16	235,39	234,51	234,25	234,38	234,77	235,36	236,11	237,02	238,09	239,32	240,73
Costo de generación de energía biogás	(USD)	10,14	10,04	10,00	9,99	10,01	10,04	10,09	10,15	10,22	10,31	10,40	10,51
Costo Total de Energía Eléctrica	(USD)	3111,13	3111,40	3110,23	3108,04	3105,22	3101,98	3098,44	3094,63	3090,59	3086,30	3081,78	3077,01

Costos de la energía eléctrica para el período del 01 de octubre del 2020													
DESCRIPCIÓN	UNIDAD	Hora 13	Hora 14	Hora 15	Hora 16	Hora 17	Hora 18	Hora 19	Hora 20	Hora 21	Hora 22	Hora 23	Hora 24
Porcentaje de demanda comercial activa horaria	(%)	4,420	4,356	4,316	4,361	4,446	4,585	5,030	5,261	5,214	5,106	4,984	4,856
Costo total de la demanda	(USD)	3052,18	3047,59	3044,21	3044,89	3047,57	3053,41	3078,75	3094,55	3088,27	3079,22	3069,61	3059,99
Costo de generación de energía térmica	(USD)	558,60	550,36	544,73	549,31	558,23	572,78	615,38	634,70	629,69	619,60	607,94	595,14
Costo de generación de energía hidráulica	(USD)	1740,76	1739,05	1738,88	1743,85	1751,31	1762,61	1797,05	1818,66	1816,16	1809,59	1802,29	1794,88
Costo de generación de energía fotovoltaica	(USD)	4,62	5,05	5,33	5,00	4,42	3,50	0,95	0,21	0,01	0,54	1,16	1,86
Costo de generación de energía eólica	(USD)	515,12	517,98	519,10	513,70	505,40	493,08	459,12	441,02	442,10	447,72	454,34	461,49
Costo de generación de energía biomasa	(USD)	242,30	243,87	244,59	242,13	238,30	232,55	216,61	208,38	209,11	211,95	215,26	218,84
Costo de generación de energía biogás	(USD)	10,63	10,75	10,82	10,66	10,42	10,04	9,02	8,51	8,56	8,75	8,97	9,21
Costo Total de Energía Eléctrica	(USD)	3072,03	3067,07	3063,45	3064,67	3068,07	3074,57	3098,13	3111,48	3105,63	3098,16	3089,96	3081,41

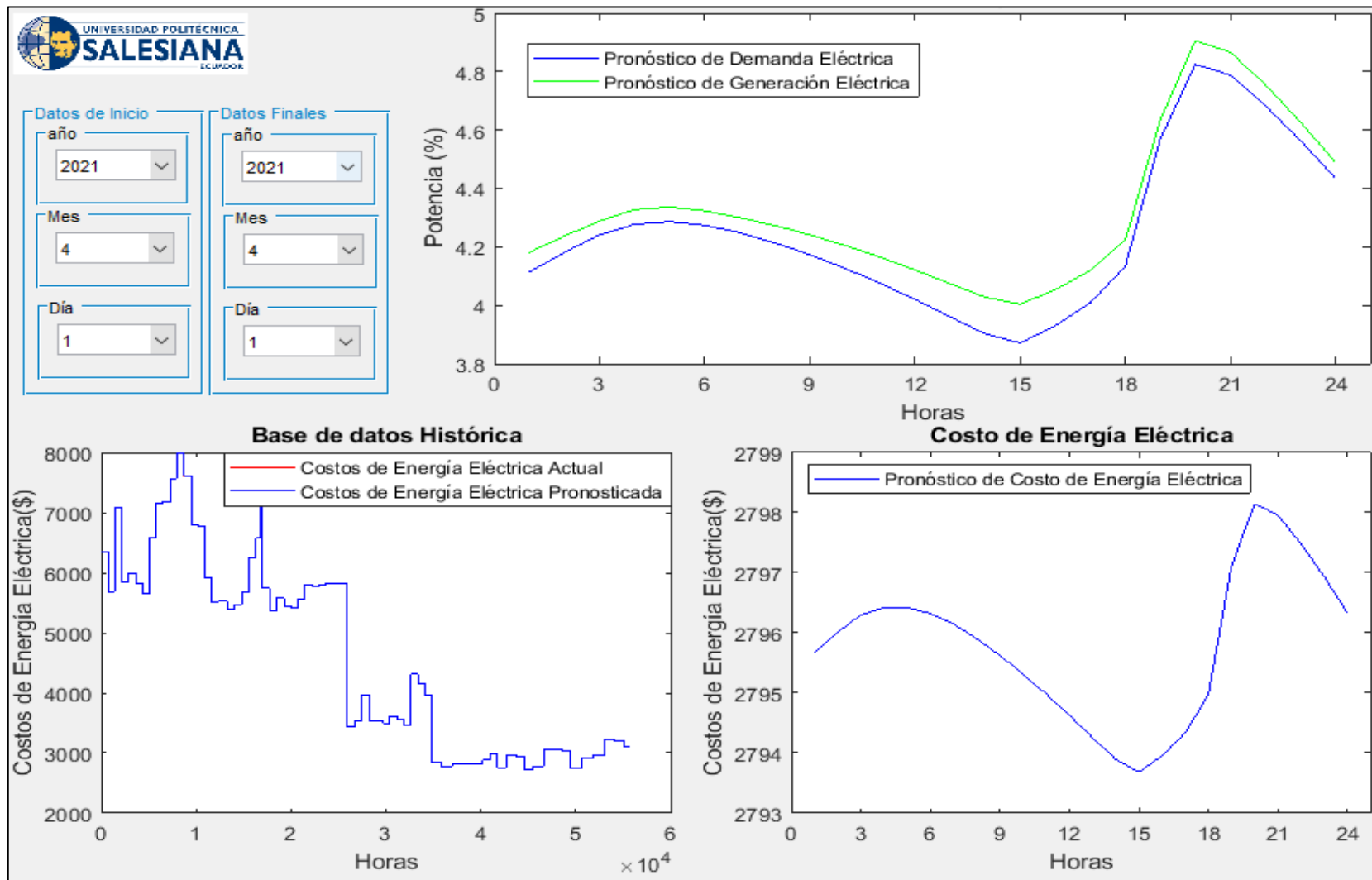
- ANEXO 6_2 Pronóstico horario para el período 01 de febrero del 2021



Costos de la energía eléctrica para el período del 01 de febrero del 2021													
DESCRIPCIÓN	UNIDAD	Hora 1	Hora 2	Hora 3	Hora 4	Hora 5	Hora 6	Hora 7	Hora 8	Hora 9	Hora 10	Hora 11	Hora 12
Porcentaje de demanda comercial activa horaria	(%)	4,463	4,510	4,570	4,622	4,648	4,647	4,626	4,591	4,549	4,499	4,445	4,385
Costo total de la demanda	(USD)	2987,73	2986,13	2984,40	2982,94	2981,97	2981,42	2981,18	2981,17	2981,35	2981,71	2982,26	2983,01
Costo de generación de energía térmica	(USD)	835,09	834,70	834,16	833,78	833,72	833,99	834,50	835,18	835,99	836,91	837,93	839,06
Costo de generación de energía hidráulica	(USD)	1443,22	1450,82	1459,46	1467,11	1472,43	1475,41	1476,70	1476,88	1476,32	1475,20	1473,60	1471,56
Costo de generación de energía fotovoltaica	(USD)	3,54	3,21	2,80	2,46	2,29	2,29	2,41	2,62	2,90	3,22	3,58	3,99
Costo de generación de energía eólica	(USD)	682,01	673,46	663,64	655,00	649,18	646,22	645,33	645,80	647,21	649,32	652,04	655,35
Costo de generación de energía biomasa	(USD)	37,51	39,27	41,57	43,40	44,07	43,57	42,18	40,19	37,76	34,97	31,85	28,41
Costo de generación de energía biogás	(USD)	5,75	5,63	5,49	5,36	5,29	5,25	5,25	5,27	5,30	5,34	5,40	5,46
Costo Total de Energía Eléctrica	(USD)	3007,11	3007,09	3007,13	3007,12	3006,99	3006,73	3006,37	3005,94	3005,47	3004,96	3004,41	3003,83

Costos de energía eléctrica para el período del 01 de febrero del 2021													
DESCRIPCIÓN	UNIDAD	Hora 13	Hora 14	Hora 15	Hora 16	Hora 17	Hora 18	Hora 19	Hora 20	Hora 21	Hora 22	Hora 23	Hora 24
Porcentaje de demanda comercial activa horaria	(%)	4,322	4,261	4,229	4,288	4,358	4,471	4,901	5,158	5,119	5,011	4,887	4,755
Costo total de la demanda	(USD)	2983,99	2985,06	2985,36	2983,10	2980,71	2977,64	2971,81	2972,28	2971,32	2969,89	2969,79	2970,22
Costo de generación de energía térmica	(USD)	840,30	841,57	842,37	841,67	840,82	839,44	834,83	833,51	833,94	834,75	836,08	837,65
Costo de generación de energía hidráulica	(USD)	1469,12	1466,79	1467,22	1475,92	1485,44	1498,17	1532,87	1552,14	1552,33	1548,14	1543,25	1537,52
Costo de generación de energía fotovoltaica	(USD)	4,44	4,89	5,12	4,67	4,14	3,34	0,70	0,64	0,46	0,09	0,75	1,50
Costo de generación de energía eólica	(USD)	659,17	662,90	663,22	653,17	642,08	626,91	583,74	560,72	560,87	566,30	573,43	581,67
Costo de generación de energía biomasa	(USD)	24,65	20,84	18,60	21,32	24,57	29,79	48,07	57,05	55,27	50,92	45,74	39,90
Costo de generación de energía biogás	(USD)	5,54	5,61	5,63	5,48	5,32	5,09	4,42	4,07	4,09	4,18	4,31	4,45
Costo Total de Energía Eléctrica	(USD)	3003,21	3002,60	3002,15	3002,23	3002,37	3002,74	3004,63	3008,14	3006,96	3004,38	3003,57	3002,69

- ANEXO 6_3 Pronóstico horario para el período 01 de abril del 2021

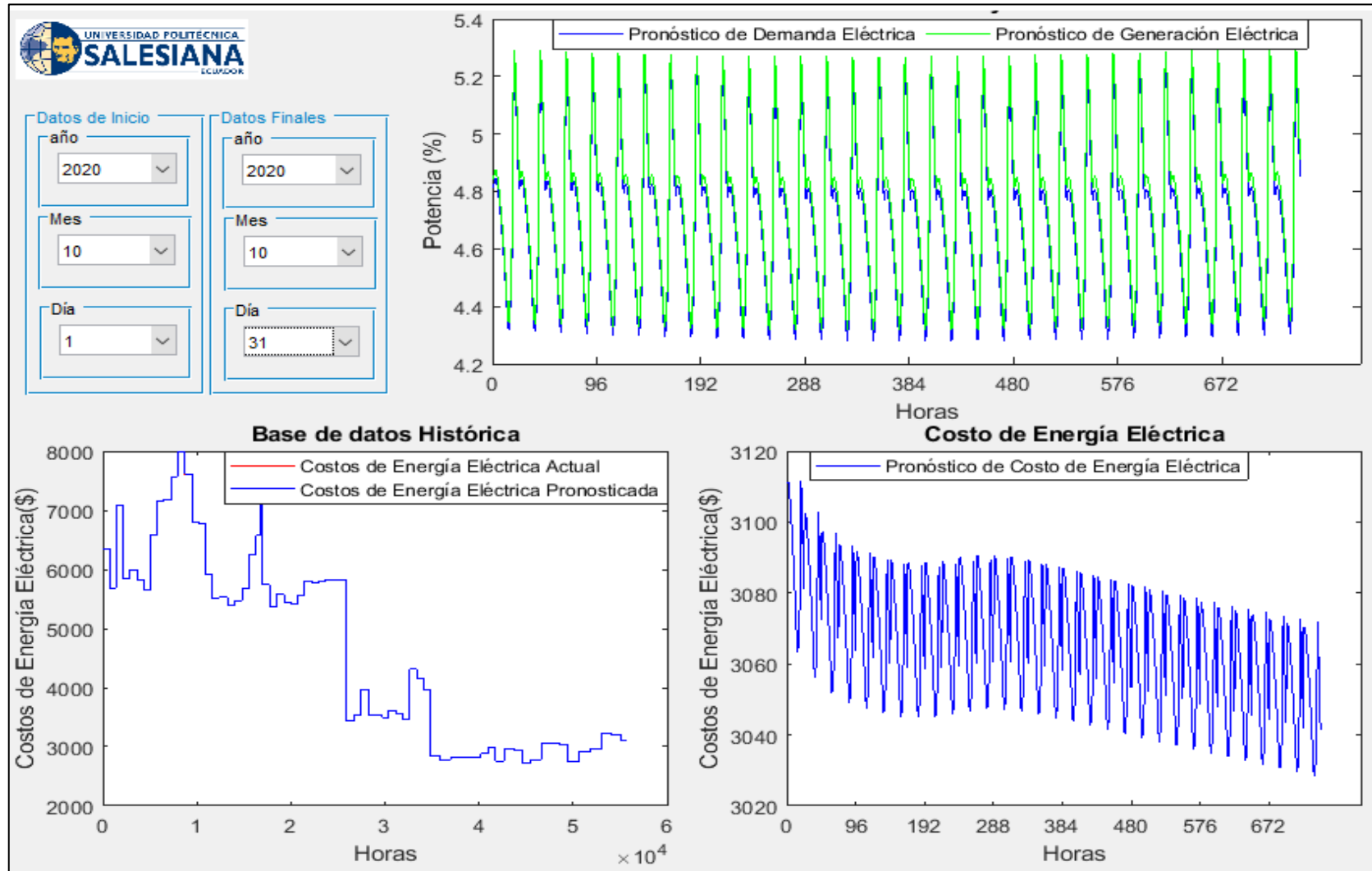


		Costos de la energía eléctrica para el período del 01 de abril del 2021											
DESCRIPCIÓN	UNIDAD	Hora 1	Hora 2	Hora 3	Hora 4	Hora 5	Hora 6	Hora 7	Hora 8	Hora 9	Hora 10	Hora 11	Hora 12
Porcentaje de demanda comercial activa horaria	(%)	4,114	4,181	4,242	4,278	4,286	4,274	4,249	4,214	4,173	4,127	4,076	4,020
Costo total de la demanda	(USD)	2746,36	2751,83	2756,27	2756,26	2756,21	2756,11	2754,39	2750,54	2746,08	2741,10	2735,61	2729,62
Costo de generación de energía térmica	(USD)	900,94	900,23	899,42	897,83	896,93	896,51	895,89	894,80	893,65	892,46	891,22	889,92
Costo de generación de energía hidráulica	(USD)	1374,33	1379,45	1383,99	1386,03	1387,74	1389,21	1389,72	1389,08	1388,07	1386,76	1385,17	1383,29
Costo de generación de energía fotovoltaica	(USD)	4,82	4,36	3,96	3,72	3,65	3,72	3,88	4,10	4,36	4,66	5,00	5,39
Costo de generación de energía eólica	(USD)	500,92	500,21	499,35	498,08	497,30	496,92	496,51	495,88	495,25	494,61	493,94	493,22
Costo de generación de energía biomasa	(USD)	5,06	2,24	0,17	1,43	1,49	0,65	0,80	2,67	4,87	7,35	10,13	13,20
Costo de generación de energía biogás	(USD)	9,62	9,51	9,41	9,33	9,31	9,32	9,34	9,38	9,42	9,47	9,53	9,60
Costo Total de Energía Eléctrica	(USD)	2795,68	2796,01	2796,30	2796,42	2796,42	2796,32	2796,15	2795,90	2795,62	2795,32	2794,98	2794,63

		Costos de la energía eléctrica para el período del 01 de abril del 2021											
DESCRIPCIÓN	UNIDAD	Hora 13	Hora 14	Hora 15	Hora 16	Hora 17	Hora 18	Hora 19	Hora 20	Hora 21	Hora 22	Hora 23	Hora 24
Porcentaje de demanda comercial activa horaria	(%)	3,961	3,903	3,872	3,929	4,009	4,132	4,569	4,825	4,788	4,683	4,564	4,436
Costo total de la demanda	(USD)	2723,18	2716,74	2712,94	2717,93	2724,89	2735,81	2757,01	2760,16	2759,55	2758,08	2756,70	2755,60
Costo de generación de energía térmica	(USD)	888,58	887,21	885,98	885,32	884,83	884,70	881,70	877,35	877,20	877,98	879,08	880,43
Costo de generación de energía hidráulica	(USD)	1381,18	1379,10	1378,63	1383,40	1389,37	1397,76	1414,49	1420,49	1421,48	1421,32	1421,13	1421,07
Costo de generación de energía fotovoltaica	(USD)	5,81	6,23	6,46	6,01	5,43	4,56	1,86	0,50	0,68	1,21	1,86	2,59
Costo de generación de energía eólica	(USD)	492,45	491,63	490,85	490,34	489,75	488,89	482,16	474,95	475,21	477,23	479,55	481,96
Costo de generación de energía biomasa	(USD)	16,56	19,97	21,97	19,19	15,42	9,71	8,22	16,57	15,07	11,27	6,68	1,45
Costo de generación de energía biogás	(USD)	9,68	9,75	9,79	9,68	9,55	9,35	8,68	8,29	8,33	8,47	8,63	8,82
Costo Total de Energía Eléctrica	(USD)	2794,26	2793,90	2793,68	2793,95	2794,34	2794,97	2797,11	2798,15	2797,96	2797,48	2796,93	2796,33

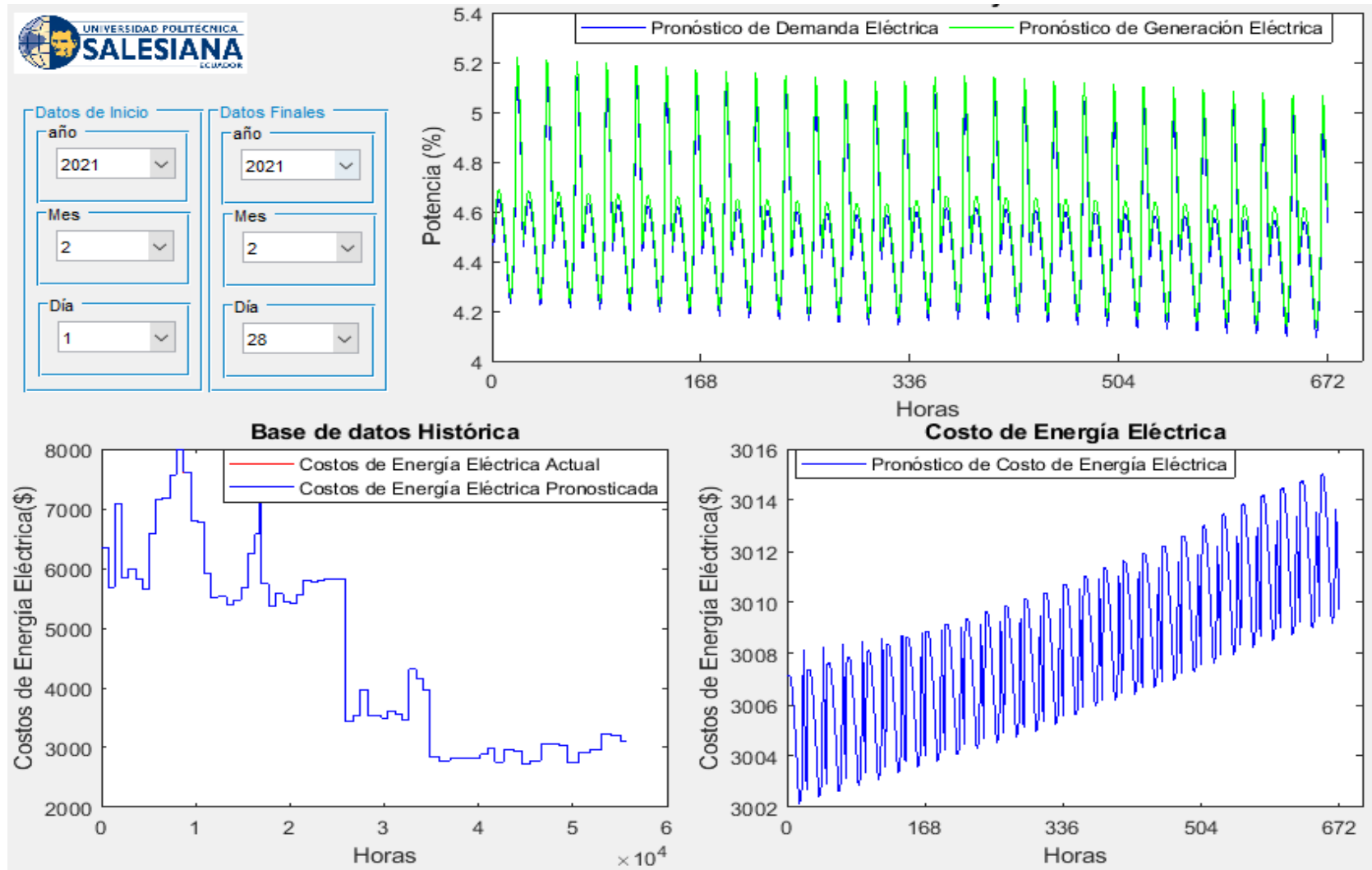
ANEXO 7 - PLANIFICACIÓN AL MEDIANO PLAZO

- ANEXO 7_1 Pronóstico mensual para el período 01 al 31 de octubre del 2020



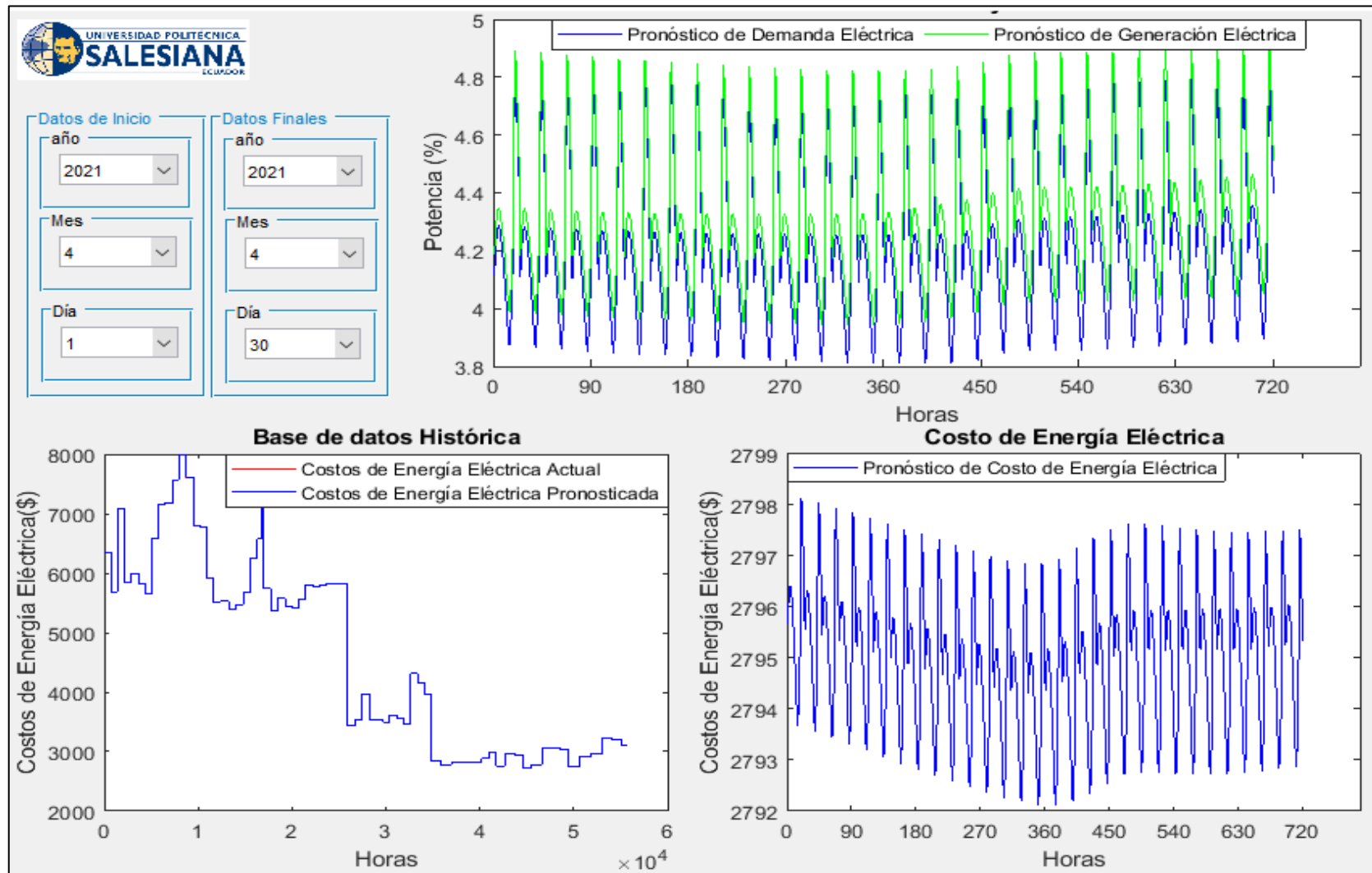
		Costos de la energía eléctrica para el período del 01 al 31 de octubre del 2020				
DESCRIPCIÓN	UNIDAD	Semana 1	Semana 2	Semana 3	Semana 4	Semana 5
Porcentaje de demanda comercial activa horaria	(%)	5,26	5,24	5,23	5,24	5,25
Costo total de la demanda	(USD)	513.262,59	511.600,47	510.440,02	508.638,48	217.452,62
Costo de generación de energía térmica	(USD)	92.936,66	91.324,80	90.744,25	87.626,25	36.631,43
Costo de generación de energía hidráulica	(USD)	287.306,58	267.301,85	256.615,27	262.057,10	114.243,90
Costo de generación de energía fotovoltaica	(USD)	433,51	425,70	418,12	398,81	162,64
Costo de generación de energía eólica	(USD)	86.931,20	102.936,93	112.689,03	109.394,51	45.636,09
Costo de generación de energía biomasa	(USD)	47.517,32	51.789,49	52.512,77	52.213,17	22.251,36
Costo de generación de energía biogás	(USD)	1.714,42	1.981,72	2.143,45	2.071,39	861,25
Costo Total de Energía Eléctrica	(USD)	516.839,68	515.760,49	515.122,89	513.761,23	219.786,68

- ANEXO 7_2 Pronóstico mensual para el período 01 al 28 de febrero del 2021



		Costos de la energía eléctrica para el período del 01 al 28 de febrero del 2021			
DESCRIPCIÓN	UNIDAD	Semana 1	Semana 2	Semana 3	Semana 4
Porcentaje de demanda comercial activa horaria	(%)	5,16	5,10	5,08	5,03
Costo total de la demanda	(USD)	500.565,49	500.448,42	500.215,52	500.036,85
Costo de generación de energía térmica	(USD)	139.440,12	136.783,00	134.566,34	136.455,62
Costo de generación de energía hidráulica	(USD)	253.663,56	261.661,10	266.976,55	246.479,67
Costo de generación de energía fotovoltaica	(USD)	472,86	497,28	482,06	503,15
Costo de generación de energía eólica	(USD)	104.618,50	100.488,60	98.142,41	116.110,83
Costo de generación de energía biomasa	(USD)	5.928,32	5.047,58	4.686,42	5.376,72
Costo de generación de energía biogás	(USD)	824,51	740,19	689,27	998,72
Costo Total de Energía Eléctrica	(USD)	504.947,87	505.217,74	505.543,05	505.924,71

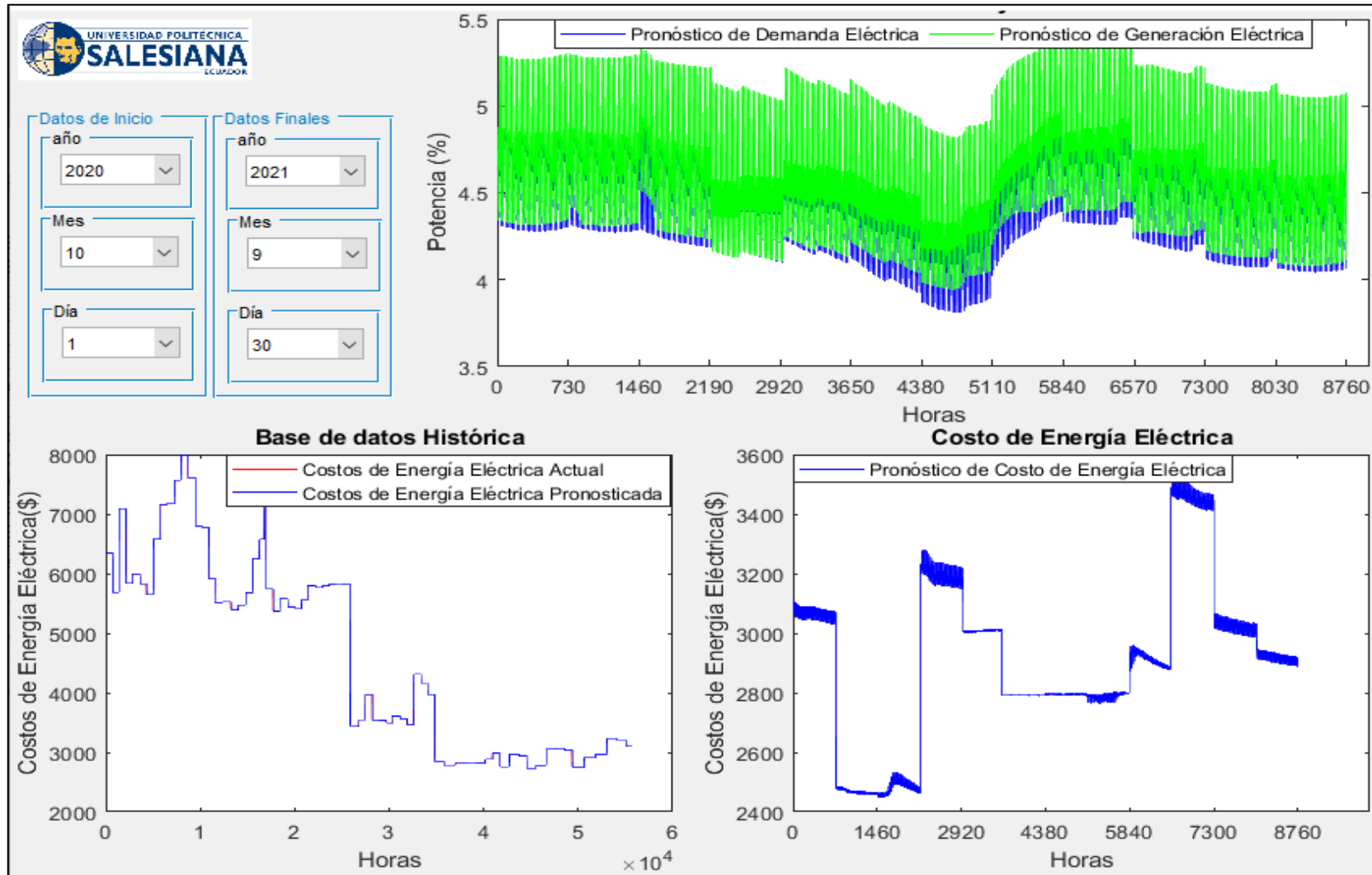
- ANEXO 7_3 Pronóstico mensual para el período 01 al 30 de abril del 2021



		Costos de la energía eléctrica para el período del 01 al 30 de abril del 2021				
DESCRIPCIÓN	UNIDAD	Semana 1	Semana 2	Semana 3	Semana 4	Semana 5
Porcentaje de demanda comercial activa horaria	(%)	4,82	4,78	4,78	4,80	4,81
Costo total de la demanda	(USD)	460.640,07	459.789,81	457.028,65	456.158,50	130.508,54
Costo de generación de energía térmica	(USD)	151.303,13	155.957,68	149.113,48	142.845,57	40.520,67
Costo de generación de energía hidráulica	(USD)	233.808,57	232.857,19	215.465,18	205.352,02	59.115,20
Costo de generación de energía fotovoltaica	(USD)	699,01	771,35	775,23	730,30	203,45
Costo de generación de energía eólica	(USD)	80.730,34	76.695,09	100.579,39	117.269,26	33.434,98
Costo de generación de energía biomasa	(USD)	1.533,49	1.655,17	1.868,37	1.586,93	387,45
Costo de generación de energía biogás	(USD)	1.559,45	1.566,29	1.707,81	1.785,67	505,76
Costo Total de Energía Eléctrica	(USD)	469.634,00	469.502,77	469.509,46	469.569,75	134.167,51

ANEXO 8 - PLANIFICACIÓN AL MEDIANO PLAZO

- ANEXO 8_1 Pronóstico anual para el período 01 de octubre del 2020 al 30 de septiembre del 2021 (1 año)



		Costos de la energía eléctrica 01/10/2020 - 31/09/2021					
DESCRIPCIÓN	UNIDAD	Oct	Nov	Dic	Ene	Feb	Mar
Porcentaje de demanda comercial activa horaria	(%)	5,26	5,27	5,25	5,10	5,16	5,07
Costo total de la demanda	(USD)	2.261.394,19	1.761.410,92	1.819.789,95	2.369.777,93	2.001.266,29	2.037.425,28
Costo de generación de energía térmica	(USD)	399.263,39	312.981,57	330.775,40	576.324,01	547.245,07	677.618,38
Costo de generación de energía hidráulica	(USD)	1.187.524,69	985.564,00	1.060.355,14	1.169.370,20	1.028.780,89	893.130,94
Costo de generación de energía fotovoltaica	(USD)	1.838,79	1.535,18	1.736,52	2.404,07	1.955,36	2.874,64
Costo de generación de energía eólica	(USD)	457.587,76	349.608,79	338.831,43	584.909,81	419.360,32	489.662,64
Costo de generación de energía biomasa	(USD)	226.284,11	120.755,37	108.441,50	40.439,22	21.039,04	7.119,74
Costo de generación de energía biogás	(USD)	8.772,22	6.664,85	6.671,14	4.284,46	3.252,68	6.129,46
Costo Total de Energía Eléctrica	(USD)	2.281.270,96	1.777.109,75	1.846.811,12	2.377.731,77	2.021.633,37	2.076.535,81

		Costos de la energía eléctrica 01/10/2020 - 31/09/2021					
DESCRIPCIÓN	UNIDAD	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep
Porcentaje de demanda comercial activa horaria	(%)	4,82	5,31	5,29	5,20	5,08	5,03
Costo total de la demanda	(USD)	1.964.125,58	2.028.838,27	2.060.963,53	2.530.215,70	2.221.035,69	2.081.453,99
Costo de generación de energía térmica	(USD)	639.740,52	756.997,82	639.465,84	514.278,59	412.725,50	307.693,92
Costo de generación de energía hidráulica	(USD)	946.598,16	928.113,59	931.880,91	1.163.505,82	1.018.094,99	1.056.807,95
Costo de generación de energía fotovoltaica	(USD)	3.179,34	1.769,13	1.574,98	2.485,92	2.974,04	2.778,84
Costo de generación de energía eólica	(USD)	408.709,07	363.601,73	405.387,97	597.894,59	532.898,54	479.527,65
Costo de generación de energía biomasa	(USD)	7.031,41	16.936,72	109.220,49	282.829,32	273.912,35	246.374,59
Costo de generación de energía biogás	(USD)	7.124,98	7.833,93	8.668,77	11.289,35	9.700,24	8.022,28
Costo Total de Energía Eléctrica	(USD)	2.012.383,48	2.075.252,92	2.096.198,96	2.572.283,59	2.250.305,66	2.101.205,23

ANEXO 9 - MANUAL DE USUARIO DE LA INTERFAZ GRÁFICA EN MATLAB

- **Menú Inicial**

En la figura 75 se observa el menú inicial del programa el cual contiene dos botones; el botón de la parte izquierda realiza el proceso de pronóstico de compra de energía eléctrica y el botón de la parte derecha ejecuta los procesos de selección, entrenamiento y almacenamiento de los datos que se analizará en la red neuronal.



Figura 75. - Menú Inicial

- **Importar datos a Matlab**

El proceso de importación de datos se inicia dando clic en “Continuar” en el cuadrante de Entrenamiento de Red, luego se abre la ventana de Archivo como se observa en la figura 76.

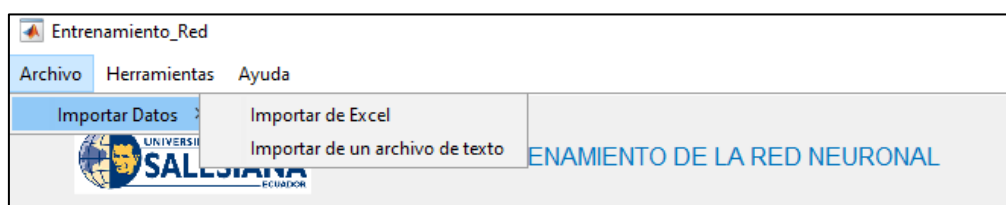


Figura 76. - Importar datos

Para importar el archivo que contiene los datos a analizar, se da clic en “Archivo”, “Importar Datos” y podemos importar datos en archivos Excel o archivo de texto y se abre una pantalla como nos muestra la figura 76, se selecciona el archivo y dar clic en abrir.

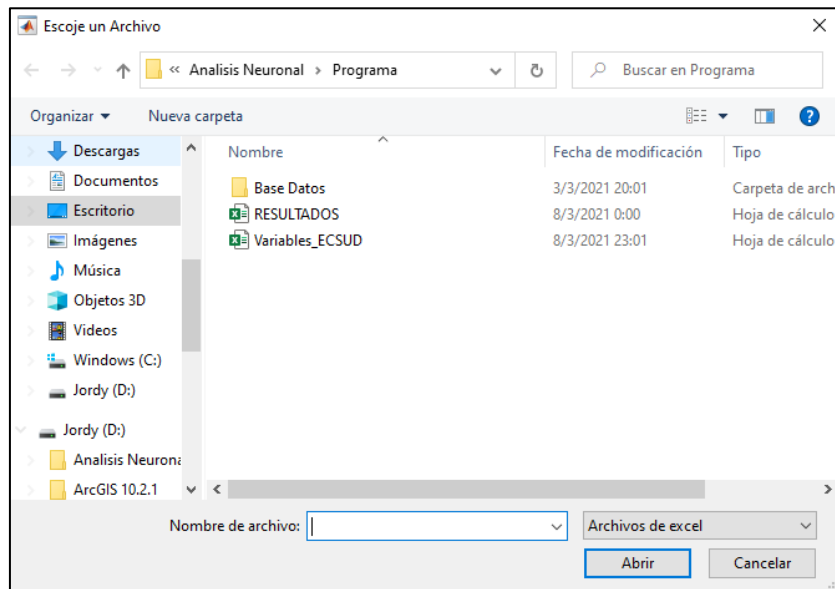


Figura 77. - Abrir datos a importar.

Empezará a cargar el archivo seleccionado y después de unos instantes aparecerá un aviso indicando que los datos están importados completamente, como se muestra en la figura 78.

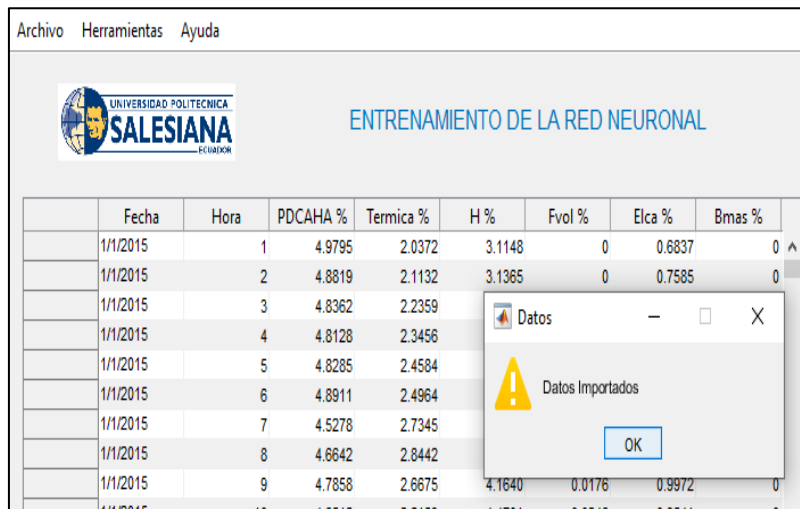


Figura 78. - Carga de datos importados completo.

- **Entrenamiento de la red neuronal artificial**

El entrenamiento de la red neuronal se realiza mediante el Toolbox de MATLAB®, ver figura 79, para este proceso dar clic en “Entrenar Red Neuronal” y comienza el entrenamiento de la red, el tiempo de ejecución dependera del número de variables y datos cargados anteriormente.

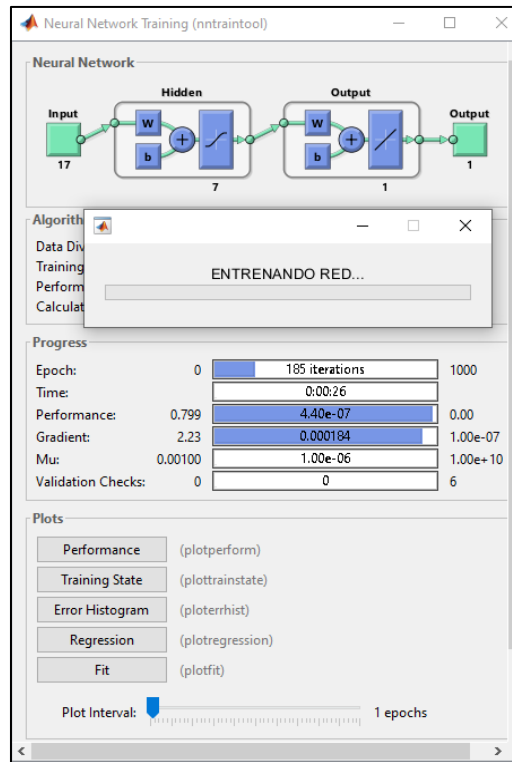


Figura 79. - Entrenamiento de la red neuronal

En la parte derecha de la figura 80 se muestra los resultados de los datos normalizados y la distribución de las variables de entrada para el pronóstico de costos.

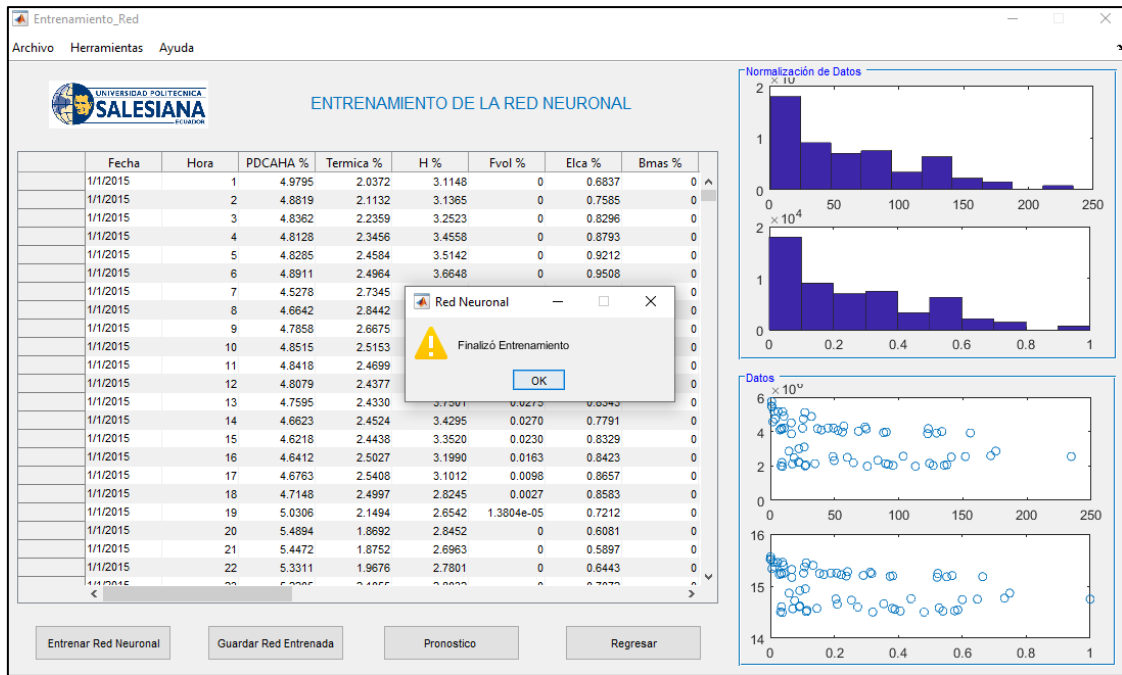


Figura 80. - Entrenamiento de red neuronal.

- **Pronóstico de la demanda, generación y costo de energía eléctrica.**

Para realizar el pronóstico de generación y demanda de energía eléctrica, primero se ingresa la fecha de inicio y final del período de tiempo que se desea analizar, después dar clic en el botón “Pronóstico Demanda”, ver figura 80.

En la figura 81 se muestra los resultados del pronóstico de la generación y la demanda eléctrica, cuando el pronóstico termina aparecerá un aviso el cual nos indica que se puede realizar el pronóstico de costo de energía eléctrica.

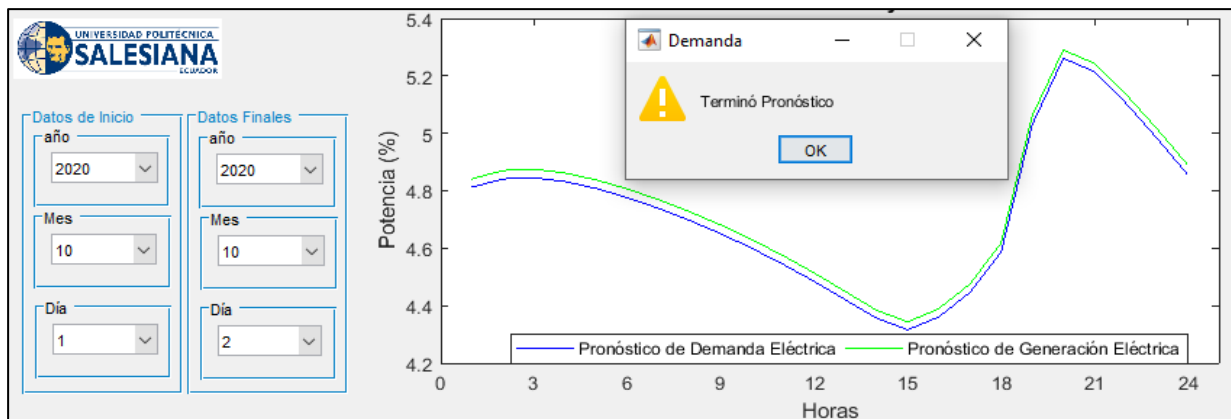


Figura 81. - Pronóstico de Generación y Demanda.

El pronóstico de costo de energía eléctrica se calcula dando clic en el botón “Pronóstico Compra”, después de un tiempo nos mostrará la curva de costos, como se muestra en la parte inferior derecha de la figura 82.

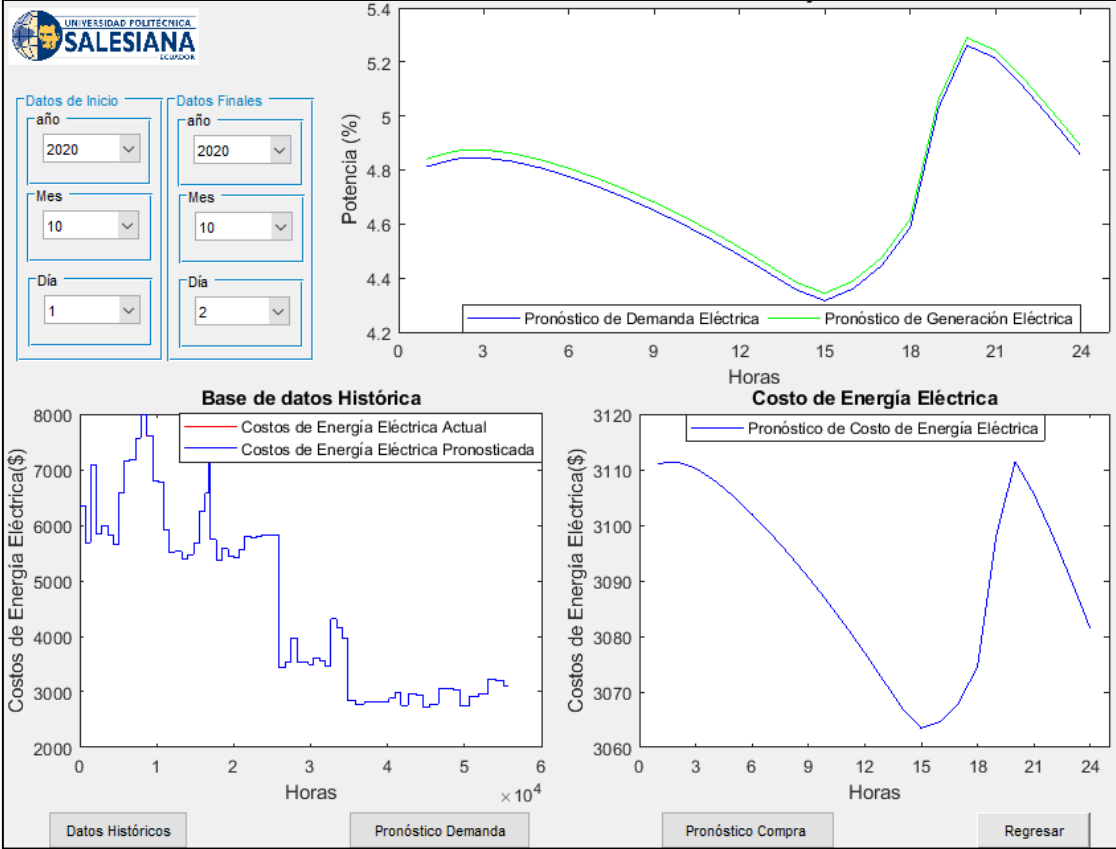


Figura 82. - Pronóstico de Costo de Energía Eléctrica.

Los resultados obtenidos se muestran en una tabla dividida por secciones como se observa en la figura 83, la cual nos permite conocer los valores de costos horarios que se calcularon en el período de tiempo analizado.

AÑO	MES	DÍA	HORA	DEMANDA [%]	GENERACIÓN [%]	COSTO [USD]
2020	10	1	1	4.81	4.84	3111.13
2020	10	1	2	4.84	4.87	3111.40
2020	10	1	3	4.85	4.87	3110.23
2020	10	1	4	4.83	4.86	3108.04
2020	10	1	5	4.81	4.84	3105.22
2020	10	1	6	4.78	4.81	3101.98
2020	10	1	7	4.74	4.77	3098.44
2020	10	1	8	4.70	4.73	3094.63
2020	10	1	9	4.65	4.68	3090.59
2020	10	1	10	4.60	4.63	3086.30
2020	10	1	11	4.54	4.57	3081.78
2020	10	1	12	4.48	4.51	3077.01
2020	10	1	13	4.42	4.45	3072.03
2020	10	1	14	4.36	4.38	3067.07
2020	10	1	15	4.32	4.34	3063.45
2020	10	1	16	4.36	4.39	3064.67
2020	10	1	17	4.45	4.48	3068.07
2020	10	1	18	4.59	4.62	3074.57
2020	10	1	19	5.03	5.06	3098.13
2020	10	1	20	5.26	5.29	3111.48
2020	10	1	21	5.21	5.24	3105.63
2020	10	1	22	5.11	5.14	3098.16
2020	10	1	23	4.98	5.02	3089.96
2020	10	1	24	4.86	4.89	3081.41

Resultados del Pronóstico		
Costo Total De Energía Eléctrica	74171.3619	USD

Figura 83. - Ejemplo de los resultados del pronóstico de costo de energía eléctrica.

ANEXO 10 – ALGORITMO IMPLEMENTADO DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Inicio del programa

```
function varargout = Inicio_OutputFcn(hObject, eventdata, handles)
varargout{1} = handles.output;
%% Lectura Inicial de las Imagenes
im1=imread(fullfile('Programa Completo Pronostico de Costo de Energia\logo-
ups-home.png'));
axes(handles.axes1)
imshow(im1)
im11=imread(fullfile('Programa Completo Pronostico de Costo de
Energia\Red.jpeg'));
axes(handles.axes2)
imshow(im11)
im12=imread(fullfile('Programa Completo Pronostico de Costo de
Energia\Pronostico.jpg'));
axes(handles.axes3)
imshow(im12)
% --- Executes on button press in Pronostico.
function Pronostico_Callback(hObject, eventdata, handles)
close(Inicio);
(Pronostico_Costos);
% --- Executes on button press in Cerrar.
function Cerrar_Callback(hObject, eventdata, handles)
Esc = fullfile(close('Inicio'));
run(Esc)
% --- Executes on button press in Entrenamiento.
function Entrenamiento_Callback(hObject, eventdata, handles)
close(Inicio);
(Entrenamiento_Red);
```

Entrenamiento de la red

```
function ImportarTexto_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to ImportarTexto (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% --- Executes on button press in Entrenamiento.
function Entrenamiento_Callback(hObject, eventdata, handles)
global net;
h=waitbar(0, 'ENTRENANDO RED...');
%%Importar Datos
data=xlsread('Variables_ECSUD.xlsx');
x= data(:,1:17);
y= data(:,18);
m= length(y);

% Normalizar Variables de entrada y Salida
y2= log(1+y);
for i = 1:17
    x2(:,i)=(x(:,i)-min(x(:,i)))/(max(x(:,i))-min(x(:,i)));
end
% Histograma y Gráfica de las variables
hist(handles.axes3,x(:,17),10,'r');
hist(handles.axes2,x2(:,17),10,'r');
```

```

axes(handles.axes4);
plot(x(:,17),y,'o');
axes(handles.axes5);
plot(x2(:,17),y2,'o');

%% Entrenamiento de la red Neuronal (ANN)
xt=x2';
yt=y2';
hiddenLayerSize= 7;
net= fitnet(hiddenLayerSize);
net.divideParam.trainRatio=70/100;
net.divideParam.valRatio=15/100;
net.divideParam.testRatio=15/100;
[net,tr]=train(net, xt, yt);

for ii=1:3
pause(1),waitbar(ii/5,h);
end
close(h)
warndlg('Finalizó Entrenamiento','Red Neuronal')

```

Pronostico del costo de Energía

```

function PD_Callback(hObject, eventdata, handles)
clc;
Barra=waitbar(0,'Pronostico de Demanda y Generación...');

% Limpiar Datos cargados anteriores
Vacía=[];
for d=1:10000
    Vacía=[Vacía,""];
    Vaciar=[Vacía]';
end

xlswrite('Variables_ECSUD.xlsx',Vaciar,'Datos_Pronosticados','A3');
xlswrite('Variables_ECSUD.xlsx',Vaciar,'Datos_Pronosticados','E3');

%% Cargar datos de tiempo
global an_inicio
global Mes_inicio
global Dia_inicio
global an_fin
global Mes_fin
global Dia_fin

%% Crear vector de Fecha y Hora
Fech=[];
Hor=[];
dias=datenum(an_fin,Mes_fin,Dia_fin)-
datenum(an_inicio,Mes_inicio,Dia_inicio)
for d=0:dias
    Date= datetime(an_inicio,Mes_inicio,Dia_inicio)+ caldays (d:d)
    for h=1:24
        Fec= exceltime(Date);
        Fech=[Fech,Fec];
        Fecha=[Fech]';
        Hor=[Hor,h];
        Hora=[Hor]';
    end
end

```

```

end
xlswrite('Variables_ECSUD.xlsx',Fecha,'Datos_Pronosticados','A3');
xlswrite('Variables_ECSUD.xlsx',Hora,'Datos_Pronosticados','E3');
% Exportar Datos Nuevos para el pronóstico de Demanda de Excel a Matlab
Data=xlsread('Variables_ECSUD','Datos_Pronosticados');
x= Data(:,[1 2 3 4]);
m= length(x);

% Normalizar datos de entrada
for i = 1:4
    x2(:,i)=(x(:,i)-min(x(:,i)))/(max(x(:,i))-min(x(:,i)));
end

%Evaluación del entrenamiento de la Red Neuronal Para Pronostico de Demanda
load('EntrenamientoPronosticoDemanda.mat')
Entrenamiento=([x]');
Demanda= abs(net(Entrenamiento)');
xlswrite('Variables_ECSUD.xlsx',Demanda,'Datos_Pronosticados','F3');

%% Evaluación del entrenamiento de la Red Neuronal para Pronóstico de
Generación
Data=xlsread('Variables_ECSUD','Datos_Pronosticados');
x= Data(:,[1 2 3 4 5 12]);
m= length(x);
load('EntrenamientoPronosticoGeneracion.mat')
Entrenamiento=([x]');
Pronostico= abs(net(Entrenamiento)');
Generacion=(Pronostico(:,1)+Pronostico(:,2)+Pronostico(:,3)+Pronostico(:,4)
+Pronostico(:,5)+Pronostico(:,6))

%% Importar Resultados de Excel a Matlab
xlswrite('Variables_ECSUD.xlsx',Pronostico,'Datos_Pronosticados','G3');
axes(handles.axes10);
plot(Demanda,'b');hold on;
plot(Generacion,'g');
xlabel('Horas')
ylabel('Potencia (%)')
title('Pronóstico de Demanda y Generación')
legend({'Pronóstico de Demanda Eléctrica ','Pronóstico de Generación
Eléctrica '})
xticks([0:730:8760]);
%% Barra de estado
for j=1:3
    pause(1),waitbar(j/3,Barra);
end
close(Barra)
warndlg('Terminó Pronóstico','Demanda')

% --- Executes on button press in CE.
function CE_Callback(hObject, eventdata, handles)
Barral=waitbar(0,'Pronóstico de Costos de Energía...');
Data=xlsread('Variables_ECSUD','Datos_Pronosticados');
% x= Data(:,[1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 22]);
x= Data(:,[1 2 3 4 6 7 8 9 10 11 22]);
m= length(x);
%Evaluación del entrenamiento de la Red Neuronal Para PRONOSTICO DE Demanda
load('EntrenamientoPronosticoCosto.mat')
Entrenamiento=([x]');
PronosticoCostos= (0.935*(net(Entrenamiento)))';
format bank

```

```

CostoTotal=num2str(sum(PronosticoCostos));
axes(handles.axes11);
plot(PronosticoCostos,'b');
xlabel('Horas')
ylabel('Costos de Energía Eléctrica($)')
title('Costo de Energía Eléctrica')
legend({'Pronóstico de Costo de Energía Eléctrica'})
xticks([0:1460:8760]);
% Exportar datos a Excel
xlswrite('Variables_ECSUD.xlsx',PronosticoCostos,'Datos_Pronosticados','U3'
);
Ds=xlsread('Variables_ECSUD','Datos_Pronosticados');
DatosSalida=Ds(:, [1 2 3 4 5 21 20]);
set(handles.uitable2,'Data',DatosSalida);
set(handles.CostoTotal,'string',CostoTotal);
for j=1:3
pause(1),waitbar(j/3,Barral);
end
close(Barral)
warndlg('Terminó Pronóstico','Pronóstico de Costos de Energía')

```