



**ANÁLISIS DE LA CAPACIDAD ÓPTIMA DE OFERTA EN EL MERCADO DE LA
ELECTRICIDAD**

OSCAR MAURICIO CAGUAZANGO ALEGRIA

**UNIVERSIDAD DEL VALLE
ESCUELA DE INGENIERIA ELÉCTRICA Y ELÉCTRONICA
INGENIERIA ELÉCTRICA
SANTIAGO DE CALI
2023**

**ANÁLISIS DE LA CAPACIDAD ÓPTIMA DE OFERTA EN EL MERCADO DE LA
ELECTRICIDAD**

OSCAR MAURICIO CAGUAZANGO ALEGRIA

**Trabajo de grado presentado como requisito para optar por el título de:
Ingeniero electricista**

Directores: Carlos Arturo Lozano Moncada, PhD

**UNIVERSIDAD DEL VALLE
ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
INGENIERÍA ELÉCTRICA
SANTIAGO DE CALI**

TABLA DE CONTENIDO

NOMENCLATURA.....	9
AGRADECIMIENTOS.....	11
RESUMEN.....	12
ABSTRACT.....	13
INTRODUCCIÓN.....	14
OBJETIVO GENERAL.....	15
OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	15
CAPITULO I. GENERALIDADES DEL MERCADO ELÉCTRICO COLOMBIANO.....	16
1.1 MERCADO ELÉCTRICO COLOMBIANO.	16
1.2 AGENTES DEL MERCADO ELÉCTRICO EN COLOMBIA.....	16
1.2.1. Generadores.....	16
1.2.2. Transmisores.....	17
1.2.3. Distribuidores.....	17
1.2.4. Comercializadores.....	17
1.3 USUARIOS DEL MERCADO ELÉCTRICO COLOMBIANO.....	17
1.3.1. Usuarios no regulados.....	17
1.3.2. Usuarios regulados.....	17
1.4 ORGANISMOS QUE RIGEN EL MERCADO ELÉCTRICO COLOMBIANO.	17
1.4.1. Órganos regulatorios, de control y de planeación.....	17
1.4.1.1. Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG).....	17
1.4.1.2. Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios (SSPD).....	18
1.4.1.3. Unidad de Planeación Minero-Energética (UPME)	18
1.4.2. Órganos consultores y asesores.	18
1.4.2.1. Concejo Nacional de Operación (CNO).	18
1.4.2.2. Comité Asesor de Comercialización (CAC).....	18
1.4.2.3. Comité Asesor de Planteamiento de la Transmisión (CAPT).....	18
1.4.3. Órganos de operación y administración - XM: eXpertos en Mercados.....	18
1.4.3.1. Centro Nacional de Despacho (CND).	18
1.4.3.2. Administrador del Sistema de Intercambios Comerciales (ASIC).	19
1.4.3.3. Liquidador y Administrador de Cuentas (LAC).....	19
1.5 CARGO POR CONFIABILIDAD.....	19
1.6 OBLIGACIONES DE ENERGÍA FIRME.....	19
1.7 SUBMERCADOS DEL MERCADO ELÉCTRICO COLOMBIANO.	20

1.7.1. Mercado de contratos bilaterales.....	20
1.7.1.1. Contrato pague lo contratado.....	20
1.7.1.2. Contrato pague lo demandado.....	21
1.7.1.3. Contrato pague lo generado.....	21
1.7.2. Mercado spot o bolsa de energía.	21
1.8 CONCEPTOS TEÓRICOS CLAVES EN UN MERCADO ELÉCTRICO.....	21
1.8.1. Competencia de mercado.....	21
1.8.1.1. Competencia perfecta.	21
1.8.1.2. Competencia imperfecta. La competencia imperfecta se presenta en dos principales tipos de mercado.	22
1.8.2. Herramientas para modelar un mercado competitivo.	22
1.8.2.1 Teoría de juegos.	23
1.8.2.2. Modelo de Cournot.....	23
1.8.2.3. Modelo de Bertrand.....	23
1.8.3. Sistema de multiagentes.	24
1.8.3.1. Simulador de multiagentes para Mercados eléctricos competitivos (MASCEM).	24
1.8.3.2. Plataforma de simulación ALBids.....	24
CÁPITULO II. ANÁLISIS Y EVOLUCIÓN DE LOS PRECIOS DE CONTRATOS BILATERALES Y MERCADO SPOT.....	25
2.1 CONFORMACIÓN DEL PRECIO DE LA ENERGÍA EN BOLSA.....	25
2.1.1. Formación del precio de oferta a partir de los costos fijos y variables de la producción de la energía eléctrica.	26
2.2 FACTORES QUE INCIDEN EN EL PRECIO DE LA ENERGÍA EN COLOMBIA.	29
2.2.1. Producto interno bruto.	30
2.2.2. Demanda de energía del SIN.	31
2.2.3. Hidrología.	32
2.2.4. Condiciones climáticas.	33
2.2.4.1. Periodo del niño 2018 - 2019.	34
2.2.4.2. Periodo de la Niña 2020.....	34
2.2.5. Precio de los combustibles y la Tasa Representativa del Mercado (TRM).....	34
2.2.6. Disponibilidad de generación.....	35
2.2.7. Exportaciones e importaciones al Ecuador.....	36
2.2.8. Nivel de embalses.	37
2.2.9. Precio de escasez	37

2.2.10. Pandemia COVID 19.	38
2.3 CORRELACIONES DE LOS FACTORES QUE INCIDEN EN EL PRECIO DE LA ENERGÍA EN COLOMBIA	39
2.4 ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE LA EVOLUCIÓN DEL PRECIO DE LA ENERGÍA EN BOLSA Y CONTRATOS.	40
CAPÍTULO III. METODOLOGÍAS PARA EL PRONÓSTICO DE LOS PRECIOS DE LA ENERGÍA EN BOLSA.....	46
3.1 CLASIFICACIÓN DE LOS MODELOS DE PREDICCIÓN DEL PRECIO DE LA ENERGÍA EN BOLSA.	46
3.1.1. Modelos de multi-agente.	48
3.1.1.1. Modelos de teoría de juegos.	49
3.1.1.2. Modelos de simulación basados en agentes.....	49
3.1.2. Modelos de fundamentales.....	50
3.1.3. Modelos de forma reducida.	51
3.1.3.1. Modelo de salto y difusión.....	51
3.1.3.2. Modelos de cambio de régimen de Márkov.....	52
3.1.4. Modelos estadísticos.	52
3.1.4.1. Modelos de regresión.....	52
3.1.4.2. Modelos de series de tiempo del tipo AR.....	53
3.1.4.3. Modelos de series de tiempo del tipo ARX.....	56
3.1.4.4. Modelos autorregresivos con umbral (TAR).....	56
3.1.4.5. Modelos autorregresivos ARCH y GARCH.	57
3.1.5. Modelos de inteligencia artificial.	57
3.1.5.1. Redes neuronales unidireccionales o feed-forward.....	58
3.1.5.2. Redes neuronales recurrentes.	59
3.1.5.3. Redes neuronales difusas.....	60
3.2 IMPLEMENTACIÓN DE UNA RED NEURONAL PARA PREDECIR EL PRECIO DE LA ENERGÍA EN COLOMBIA.	60
CAPÍTULO IV. MODELO UTILIZADO PARA LA DEFINICIÓN DE UN PORTAFOLIO DE OFERTA DE GENERACIÓN.	62
4.1 OPTIMIZACIÓN DEL PORTAFOLIO DE GENERACIÓN.	62
4.1.1. Modelo de Markowitz.....	63
4.2 APLICACIÓN DE LA OPTIMIZACIÓN DE PORTAFOLIO EN EL MERCADO DE ENERGÍA DE COLOMBIA.....	66
4.3 APLICACIÓN DE LA OPTIMIZACIÓN DE PORTAFOLIOS EN EL MERCADO INTERNACIONAL.	71

CAPÍTULO V. CONCLUSIONES.....	75
CAPÍTULO VI. RECOMENDACIONES FUTURAS.....	76
BIBLIOGRAFÍA.....	77
ANEXOS.....	83

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Esquema institucional del sector eléctrico.	16
Figura 2. Determinación del precio en bolsa.....	26
Figura 3. PPP en bolsa vs contratos del mercado regulado y no regulado.....	29
Figura 4. Demanda de energía (GWh) vs PIB.	30
Figura 5. PPP en bolsa vs demanda de energía.	31
Figura 6. PPP en bolsa y mercados vs Aportes hídricos.	32
Figura 7. Índice del Niño Oceánico del 2017 al 2021 en Colombia.	33
Figura 8. TRM vs PPP en la bolsa de energía.....	35
Figura 9. PPP en bolsa de energía vs Importaciones al Ecuador.....	36
Figura 10. Aportes hídricos vs Importaciones al Ecuador.....	36
Figura 11. PPP en bolsa de energía y contratos vs Precio de escasez.....	37
Figura 12. Demanda de la energía durante el periodo de la pandemia.	38
Figura 13. Demanda del mercado no regulado durante la pandemia.	39
Figura 14. Comportamiento del precio de la energía en el periodo entre 2012-2022.	41
Figura 15. Distribución de los datos del precio de la energía en bolsa.....	42
Figura 16. Distribución de los datos del precio promedio de los contratos.	44
Figura 17. Clasificación de los modelos para la predicción del precio en bolsa.	47
Figura 18. Capacidades del MAS.	48
Figura 19. interacción de agentes en un sistema ABM.....	50
Figura 20. Metodología Box-Jenkins para la estimación de un modelo ARIMA.....	55
Figura 21. Estructura de una red neuronal.	58
Figura 22. Estructura de una red neuronal unidireccional de una capa.....	58
Figura 23. Estructura de una red neuronal unidireccional multicapa.	59
Figura 24. Estructura de una red neuronal recurrente.	59
Figura 25. Resultados de la red neuronal recurrente LSTM.	61
Figura 26. Problema de optimización del administrador de portafolios: definición de opciones comerciales eficientes para maximizar las ganancias.	63
Figura 27. Ubicación de portafolios según rendimiento y riesgos.....	64
Figura 28. Frontera eficiente.....	65
Figura 29. Representación gráfica del VaR y CVaR.....	66
Figura 30. Comportamiento de la serie de precios spot mensuales agregada por mes.	67
Figura 31. Resultado del valor presente de la utilidad operacional en el escenario 1.	70
Figura 32. Resultado del valor presente de la utilidad operacional en el escenario 2.	70
Figura 33. Resultado del valor presente de la utilidad operacional en el escenario 3.	71
Figura 34. Distribuciones de frecuencia de la rentabilidad del mercado spot de energía.	72
Figura 35. Frontera eficiente del modelo de media varianza.	73
Figura 36. Frontera eficiente para el modelo de media varianza y sesgo.....	73

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Clasificación del ONI.....	33
Tabla 2. Correlaciones de los factores que afectan al precio de la energía en bolsa.	40
Tabla 3. Estadística descriptiva del precio en bolsa de energía	41
Tabla 4. Método de Shapiro-Wilk para el precio en bolsa de energía	43
Tabla 5. Estadística descriptiva del precio promedio de contratos.	43
Tabla 6. Método de Shapiro-Wilk para el precio promedio de contratos.....	44
Tabla 7. Resultados de los modelos más precisos y citados por los autores para la predicción del precio de la energía.	47
Tabla 8. Indicadores estadísticos serie diaria y mensual de precios.	67
Tabla 9. Franjas de precios spot por mes.....	67
Tabla 10. Estadística descriptiva de la serie mensual de la generación real por planta (KWh).	68
Tabla 11. Indicadores estadísticos series de precios diarios y mensuales de contratos y serie mensual de CERE.	68
Tabla 12. Escenarios simulados.	69
Tabla 13. Soluciones de optimización de portafolio.....	74

NOMENCLATURA

ABM: Simulación Basado en Agentes

AIC: Criterio de Información de Akaike

AR: Modelo Autorregresivo

ARCH: Modelo Autorregresivo con Heterocedasticidad Condicional

ARIMA: Modelo Autorregresivo Integrado de Media Móvil

ARMA: Modelo Autorregresivo con Media Móvil

ARX: Modelo Autorregresivo con Variables Exógenas

ASIC: Administrador del Sistema de Intercambios Comerciales

CAC: Comité Asesor de Comercialización

CAPT: Comité Asesor de Planteamiento de la Transmisión

CEE: Costo Equivalente de Energía

CND: Centro Nacional de Despacho

CNO: Concejo Nacional de Operación

CREG: Comisión de Regulación de Energía y Gas

CVaR: Valor Condicional de Riesgo

EPF: Pronóstico de Precios de Energía Eléctrica

FAZNI: Fondo de Apoyo Financiero para la Energización de las Zonas No Interconectadas.

GARCH: Modelo Generalizado Autorregresivo con Heterocedasticidad Condicional

LAC: Liquidador y Administrador de Cuentas

LCOE: Costo Nivelado de Energía

LSTAR: Función Logística del Modelo Autorregresivo con Umbral y Transición Gradual

MA: Media Móvil

MAS: Sistemas Multiagentes

MASCEM: Simulador de Multiagentes para Mercados Eléctricos Competitivos

MJRD: Modelo de Salto-Difusión con Reversión a la Media

MLRM: Modelo de Regresión Múltiple

MLP: Perceptrón Multicapa no Lineal

OEF: Obligaciones de Energía Firme

ONI: Índice del Niño Oceánico

PECO: Compañía de Suministro de Energía Eléctrica de Filadelfia

PENELEC: Compañía de Suministro de Energía Eléctrica de Pennsylvania

PEPCO: Compañía de Servicios Públicos de Potomac

PIB: Producto Interno Bruto

PJM: Mercado eléctrico de Pensilvania, Jersey y Maryland

PPP: Precio Promedio Ponderado

RMSE: Desviación Estándar de los Valores Residuales

SARIMA: Modelo autorregresivo integrado de media móvil con diferenciación estacional

SEF: Función de Oferta y Demanda de Equilibrio

SETAR: Modelo Autorregresivo con Umbral y Variables de Rezago

SIN: Sistema Interconectado Nacional

SSE: Error por Suma de cuadrados

SSPD: Superintendencia Servicios Públicos Domiciliarios

STAR: Modelo autorregresivo con Umbral y Transición Gradual

TAR: Modelo Autorregresivo con Umbral

TRM: Tasa Representativa del Mercado

UPME: Unidad de Planeación Minero-Energética

VaR: Valor de Riesgo

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, quiero agradecer a Dios por haberme otorgado la sabiduría necesaria para llevar a cabo este trabajo. También, quiero expresar mi gratitud a mi familia por su constante apoyo a lo largo de mi proceso formativo. Asimismo, agradecer a mis compañeros de estudio la legión por brindarme su apoyo en cada una de las actividades académicas realizadas. También a Nathalia quintero por brindarme su apoyo en los últimos semestres de mi carrera profesional. Por último, quiero hacer un agradecimiento especial a mi director de trabajo de grado, Carlos Arturo Lozano Moncada, por brindarme su acompañamiento durante todo el desarrollo de mi trabajo de grado.

RESUMEN

Para las empresas generadoras que participan en el mercado eléctrico colombiano, definir una estrategia de participación en bolsa es de suma importancia, ya que les permitirá obtener una buena rentabilidad en sus estados financieros y mantener una posición sólida en el mercado en diferentes situaciones.

En este sentido, se realizó una revisión de la literatura sobre las estrategias utilizadas para definir una oferta óptima de capacidad por parte de los generadores. Se presentan las características del mercado eléctrico colombiano, se analiza la evolución de los precios en la bolsa de energía de Colombia y en el mercado de contratos bilaterales. Una vez realizado un reconocimiento del mercado eléctrico colombiano, se lleva a cabo un análisis de los modelos de predicción del precio de la energía y construir un portafolio que permita diversificar los activos de generación de la empresa en los submercados presentes en el mercado eléctrico colombiano.

Al finalizar la investigación, se pudo identificar que el mercado eléctrico colombiano presenta características fundamentales relacionadas con la demanda eléctrica y los aportes hídricos, las cuales deben ser consideradas al implementar modelos de predicción para mejorar su precisión. Además, estos aspectos deben ser tomados en cuenta por las empresas generadoras al definir su portafolio de inversión en los submercados presentes en el mercado nacional.

Palabras clave: Bolsa de energía, Contratos bilaterales, Mercado eléctrico colombiano, Modelos de predicción, portafolio.

ABSTRACT

For power generation companies participating in the Colombian electricity market, defining a stock market participation strategy is of utmost importance, as it will allow them to achieve good profitability in their financial statements and maintain a strong position in the market under different circumstances.

In this regard, a literature review was conducted on the strategies used to define an optimal capacity offered by generators. The characteristics of the Colombian electricity market are presented, and the evolution of prices in the Colombian energy exchange and bilateral contract market is analyzed. Once a recognition of the Colombian electricity market is carried out, an analysis of energy price prediction models is conducted to construct a portfolio that allows for diversification of the company's generation assets in the submarkets present in the Colombian electricity market.

At the end of the research, it was possible to identify that the Colombian electricity market presents fundamental characteristics related to electricity demand and hydrological contributions, which must be considered when implementing prediction models to improve their accuracy. Furthermore, these aspects must be taken into account by power generation companies when defining their investment portfolio in the submarkets present in the domestic market.

Keywords: Energy exchange, Bilateral contracts, Colombian electricity market, Prediction models, portfolio.

INTRODUCCIÓN

El mercado de electricidad en Colombia lo componen los agentes generadores, transmisores, distribuidores, comercializadores y consumidores o suscriptores o clientes (residenciales, comerciales, industriales, alumbrado público y transacciones internacionales); entre los agentes generadores y los comercializadores se realizan transacciones para la compraventa de energía a través del sistema interconectado nacional, a un precio favorable para ambas partes.

El mercado está compuesto por dos submercados: el primero es el de contratos a largo plazo (contratos bilaterales), que son acuerdos entre vendedores y consumidores donde se acuerdan las condiciones de suministro y precio de manera independiente; el segundo, es la bolsa de energía. En este último es donde se establecen los precios de la energía de manera diaria con resolución horaria a través de una subasta de precio uniforme que realiza un Pareto entre la oferta y la demanda para cada período de tiempo (cada hora).

La definición de la estrategia de participación en la bolsa de energía determinará la rentabilidad de una empresa de generación. Esta estrategia depende de factores como: los costos propios de generación, los costos estimados de los costos de la competencia, las restricciones del sistema de transmisión, la capacidad de negociación de los clientes, las reglas de mercado, entre otras cosas.

Si una empresa de generación diseña una mala estrategia de participación en el mercado, esto puede incidir de manera negativa en sus estados financieros. Por la razón anterior, los generadores deben realizar constantemente evaluaciones de su capacidad de generación y su nivel de participación en el despacho para determinar sus ingresos mínimos para garantizar su permanencia en el sistema. Esto puede conducir al cálculo de los costos nivelados de energía.

Por las razones antes mencionadas se va a realizar primeramente una descripción de los componentes del mercado eléctrico colombiano y a su vez un análisis de la evolución de los precios en bolsa tanto el mercado spot como en el mercado de contratos bilaterales. También se presentan las diferentes metodologías empleadas para la pronosticación del precio en bolsa y las metodologías empleadas para la definición de un portafolio de oferta de generación para el mercado de contratos bilaterales y la bolsa de energía.

OBJETIVO GENERAL

Realizar una revisión de literatura en relación con estrategias empleadas en el análisis de la oferta óptima (portafolio de generación) en mercados de la electricidad que puedan ser aplicables en Colombia.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Definir las componentes y generalidades del mercado eléctrico colombiano.
- Realizar una revisión y análisis estadístico de la evolución de los precios de contratos bilaterales y mercado spot.
- Describir los principales componentes de la formación del precio de la oferta de los generadores a partir de los costos fijos y variables de la producción de la energía eléctrica.
- Identificar las principales metodologías o técnicas empleadas en la literatura científica para el pronóstico de los precios de la energía en bolsa.
- Analizar los modelos utilizados para la definición de un portafolio de oferta de generación que permita determinar qué capacidad de generación va a ser destinada al mercado de contratos bilaterales, spot, cargo por confiabilidad u otros.

1.2.2. Transmisores. Son los encargados de transportar la energía eléctrica a través del Sistema Nacional de Transmisión. Desde las centrales de generación hasta las subestaciones de transformación de energía eléctrica. Estos agentes deben responder sin distinción a la solicitud de cualquier cliente que requiera la conexión a sus redes de transmisión de energía eléctrica, siempre y cuando se respeten los principios de continuidad, calidad y confiabilidad del transporte de la energía eléctrica [2], [3].

1.2.3. Distribuidores. Son los encargados de transportar la energía desde las subestaciones hasta los usuarios finales para su consumo a través de redes de distribución de energía eléctrica [2].

1.2.4. Comercializadores. Son los encargados de la compra de energía eléctrica en el mercado mayorista, para luego venderla en el mercado regulado o no regulado [2], [3].

1.3 USUARIOS DEL MERCADO ELÉCTRICO COLOMBIANO.

El mercado eléctrico en Colombia se divide en el mercado no regulado y regulado, donde según [4] los usuarios se clasifican dependiendo del nivel de demanda de energía mensual en:

1.3.1. Usuarios no regulados. Los usuarios no regulados son aquellos cuya demanda de energía eléctrica es igual o superior a los 55 kWh/mes. Estos usuarios tienen libertad para acordar el precio, las cantidades y el tiempo de duración de la energía que consumen mediante contratos bilaterales con los comercializadores [4].

1.3.2. Usuarios regulados. Los usuarios regulados son aquellos cuya demanda de energía eléctrica es inferior a los 55 kWh/mes. A diferencia de los no regulados, estos usuarios no pueden negociar libremente con los comercializadores debido a que la CREG regula las tarifas y los contratos de energía eléctrica que se realizan con este tipo de usuarios [4].

1.4 ORGANISMOS QUE RIGEN EL MERCADO ELÉCTRICO COLOMBIANO.

En el mercado eléctrico colombiano existen entidades encargadas de la supervisión de las diferentes actividades de generación, transmisión, distribución y comercialización de la energía eléctrica, los cuales permiten que el mercado funcione de manera óptima. Estos organismos se dividen según el tipo de funciones en:

1.4.1. Órganos regulatorios, de control y de planeación.

1.4.1.1. Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG). La CREG es la autoridad encargada de regular el sector energético. Su finalidad es garantizar la calidad, oportunidad y costo del servicio prestado a los usuarios, a través de un buen aprovechamiento de los recursos energéticos [4].

La comisión tiene la autoridad para establecer normas con el objetivo de garantizar una competencia justa en la generación de energía, facilitar el acceso libre de los agentes involucrados, promover el uso adecuado de las redes de transmisión, asegurar el funcionamiento eficiente del mercado mayorista de energía y gas, y supervisar la operación del SIN. Además, tiene como función hacer la regulación de las tarifas para usuarios regulados [4].

1.4.1.2. Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios (SSPD). La Superintendencia de Servicios Públicos es un organismo establecido según lo establecido en el artículo 370 de la Constitución Política de 1991. Su objetivo principal es llevar a cabo labores de supervisión, vigilancia y control sobre las entidades y empresas encargadas de prestar servicios públicos domiciliarios, como el suministro de agua potable, el sistema de alcantarillado, la gestión de residuos, la distribución de energía y el suministro de gas [5].

1.4.1.3. Unidad de Planeación Minero-Energética (UPME). La Unidad de Planeación Minero-Energética es la encargada de realizar y actualizar el Plan de Expansión de Referencia del sector eléctrico. El objetivo de este plan es suplir la demanda energética de los usuarios, teniendo en cuenta los requerimientos propuestos por el Ministerio de Minas y Energía. Para ello, es necesario que los proyectos propuestos para dicha expansión sean bien estructurados y cumplan con garantías técnicas, ambientales y económicas, haciendo un buen uso de los recursos energéticos para satisfacer la demanda [4].

Además, la Unidad de Planeación Minero-Energética tiene como función elaborar las proyecciones de demanda y desarrollar y actualizar el Plan Energético Nacional, en coordinación con el proyecto del Plan Nacional de Desarrollo. De esta manera, se busca garantizar un suministro de energía eléctrica seguro, confiable y sostenible para el país, teniendo en cuenta el crecimiento de la demanda y el uso eficiente de los recursos energéticos [4].

1.4.2. Órganos consultores y asesores.

1.4.2.1. Concejo Nacional de Operación (CNO). El CON es una entidad encargada de establecer los aspectos técnicos necesarios para asegurar la seguridad, confiabilidad y eficiencia en la operación del SIN. Además, cumple el rol de implementar y supervisar el cumplimiento del Reglamento de Operación. [6].

1.4.2.2. Comité Asesor de Comercialización (CAC). El comité asesor de comercialización fue creado por la resolución 68 de 1999 por la Comisión de Regulación Energía y Gas – CREG, el cual tiene como función ayudarla en la revisión de los aspectos comerciales del Mercado Eléctrico Mayorista- MEM [7].

1.4.2.3. Comité Asesor de Planteamiento de la Transmisión (CAPT). El comité Asesor de Planteamiento de la Transmisión fue creado mediante las resoluciones CREG 051 de 1998, 004 de 1999 y 085 de 2002, con la finalidad de que la Unidad de Planeación Minero-Energética contara con un asesor para compatibilizar criterios, estrategias, metodología e información para la expansión del Sistema de Transmisión Nacional [8].

1.4.3. Órganos de operación y administración - XM: eXpertos en Mercados.

1.4.3.1. Centro Nacional de Despacho (CND). El Centro Nacional de Despacho cumple con las labores de planeación, supervisión y control de los recursos de generación, interconexión y transmisión del Sistema Interconectado Nacional – SIN. De la misma manera ejecuta la función de coordinar a los agentes que componen la operación del SIN y preparar el despacho de generación [4].

1.4.3.2. Administrador del Sistema de Intercambios Comerciales (ASIC). El ASIC se encarga de registrar las fronteras comerciales y los contratos a largo plazo. También supervisa las transacciones en bolsa realizadas por los agentes comercializadores y generadores, y lleva a cabo las labores correspondientes para el buen funcionamiento del Sistema de Intercambios Comerciales – SIC [4].

1.4.3.3. Liquidador y Administrador de Cuentas (LAC). El liquidador y administrador de cuentas es el departamento responsable de llevar a cabo la liquidación y gestión de las cuentas relacionadas con los cargos por el uso de las redes del SIN. Su tarea incluye calcular los ingresos regulados de los transportistas de acuerdo con las normativas establecidas en la regulación actualmente vigente [9].

1.4.3.4. XM Compañía expertos en mercados S.A. XM es una compañía experta en la gestión de sistemas en tiempo real. Su enfoque principal se centra en la planificación, diseño, optimización, implementación, coordinación y administración de sistemas transaccionales o plataformas tecnológicas. Como resultado, se encarga de la administración del mercado mayorista de energía y se dedica al desarrollo de soluciones y servicios relacionados con la energía y la información. [10].

1.5 CARGO POR CONFIABILIDAD.

En Colombia, la generación de energía eléctrica es predominantemente hidráulica, lo que hace que los cambios climáticos afecten directamente a la capacidad efectiva de generación. Esto, a su vez, trae consigo variaciones en el precio de la energía eléctrica. Este es uno de los problemas que enfrenta el sistema de generación en Colombia, ya que, a diferencia de otros países, estos fenómenos climatológicos, como los del Niño y la Niña, tienden a ser de larga duración [11].

En períodos donde hay escasez del recurso hídrico en Colombia, se afecta directamente la generación de energía eléctrica. Por esta razón, se creó el cargo por capacidad en 1995. Sin embargo, este presentaba problemas en la remuneración, ya que estaba basado en modelos matemáticos que no lograban simular un ejercicio de mercado real. Además, no garantizaba que las plantas estuvieran disponibles en períodos críticos, ni incentivaba la expansión en la capacidad de las plantas de generación [12].

Por este motivo, en 2005 la CREG decidió crear el cargo por confiabilidad, el cual, según XM, "es un esquema de remuneración que permite hacer viable la inversión de los recursos de generación eléctrica necesarios para garantizar de manera eficiente la atención de la demanda de energía en condiciones críticas de abastecimiento, a través de señales de largo plazo y la estabilización de los ingresos del generador" [13].

1.6 OBLIGACIONES DE ENERGÍA FIRME.

Uno de los componentes esenciales del cargo por confiabilidad son las Obligaciones de Energía Firme (OEF), las cuales son compromisos que adquieren los generadores en función de su capacidad de generación para producir energía firme en periodos de escasez o requerimientos de alta demanda de energía eléctrica [14].

Para la asignación de las OEF, se utiliza un esquema de subastas en el que participan los generadores que desean cubrir la demanda del sistema. Al generador que se le asigna una OEF se le otorga una remuneración durante un plazo determinado, a cambio del compromiso de suministrar una cantidad específica de energía cuando el precio en bolsa supere el precio de escasez establecido por la CREG [14].

El ASIC es el organismo encargado de recaudar dicha remuneración, y los usuarios conectados al SIN son responsables de pagarla. Esta remuneración se utiliza para incentivar a los generadores a tener capacidad suficiente para satisfacer la demanda en períodos de escasez [14].

1.7 SUBMERCADOS DEL MERCADO ELÉCTRICO COLOMBIANO.

El mercado está compuesto por dos submercados: el primero es el de contratos a largo plazo (contratos bilaterales), que son acuerdos entre vendedores y consumidores donde se acuerdan las condiciones de suministro y precio de manera independiente; el segundo, es la bolsa de energía. En este último es donde se establecen los precios de la energía de manera diaria con resolución horaria a través de una subasta de precio uniforme que realiza un Pareto entre la oferta y la demanda para cada período de tiempo (cada hora).

1.7.1. Mercado de contratos bilaterales. Los contratos bilaterales son transacciones que se realizan entre generadores y comercializadores, dirigidas a usuarios regulados o no regulados. En el caso de los últimos, son ellos quienes pactan libremente el precio y las condiciones. Estos contratos se basan en un compromiso adquirido por un vendedor para suministrar una cantidad de energía a un precio y tiempo acordados en el contrato [11].

La entidad encargada de la regulación de los contratos bilaterales es la CREG, la cual tiene la función de asegurar que los agentes cumplan con la capacidad física y financiera para cumplir con sus obligaciones. Únicamente los usuarios no regulados pueden negociar con los generadores, teniendo a los comercializadores como intermediarios [15].

Las compras de energía que realizan los comercializadores con destino a usuarios no regulados no están reglamentadas. Por lo tanto, en los contratos de energía entre generadores y comercializadores, se debe presentar un reporte a el ASIC con tiempo de anticipación, donde se deben mostrar los parámetros establecidos en el contrato. El ASIC es el ente encargado de registrar los contratos bilaterales presentados en el mercado eléctrico colombiano [11].

El modelo de contratos bilaterales que se maneja en Colombia son los contratos OTC (Over The Counter). A su vez, existen tres tipos de contratos OTC que se presentan en el mercado de energía en Colombia, los cuales son: pague lo contratado, pague lo demandado y pague lo generado [16].

1.7.1.1. Contrato pague lo contratado. En este tipo de contrato, el comprador se compromete a pagar una tarifa fija de energía eléctrica durante el tiempo establecido en el contrato. En caso de que el comprador haya adquirido una cantidad mayor de energía, puede optar por vender el excedente en la bolsa de energía, siendo este el único caso en el cual un agente comercializador vende la energía en bolsa [11].

El compromiso en este caso para el generador es proveer la cantidad de energía estipulada al comprador en el tiempo y precio acordados, asumiendo el riesgo de disponibilidad de la energía. Si no tiene disponibilidad en el momento de la entrega, deberá comprarla al precio de la energía en la bolsa de energía y entregarla a su cliente [17].

1.7.1.2. Contrato pague lo demandado. En este tipo de contratos, el comprador solo pagará la energía que consuma al precio acordado en el contrato, siempre y cuando su consumo sea igual o inferior a lo acordado. Sin embargo, si el consumo es superior a lo estipulado, la diferencia se liquidará al precio de la bolsa [11].

1.7.1.3. Contrato pague lo generado. En este tipo de contrato, el generador establece como valor contractual su generación real, comprometiéndose a suministrar esa misma cantidad de energía al comercializador. A su vez, el comercializador pagará por la totalidad de la energía producida por el generador [11].

1.7.2. Mercado spot o bolsa de energía. El mercado spot, o también llamado bolsa de energía, es un mercado en el cual los generadores y comercializadores realizan transacciones de oferta y demanda de energía en intervalos horarios. Este mercado facilita al Administrador del Sistema de Intercambios Comerciales la gestión de los contratos generados en la bolsa de energía, así como la ejecución de las tareas de liquidación, recaudación y distribución de los valores monetarios correspondientes a las partes involucradas y a los transportistas [18].

El funcionamiento de la bolsa de energía se basa en la recolección de información suministrada por los generadores activos en el mercado. Esta información incluye su generación real, la cual se basa en los datos medidos de manera horaria. Además, se recopila información sobre el consumo de energía de las fronteras de comercialización. De esta manera, la bolsa de energía puede proporcionar señales sobre los niveles de precios diarios de la energía y su disponibilidad para cada hora del día [4], [17].

1.8 CONCEPTOS TEÓRICOS CLAVES EN UN MERCADO ELÉCTRICO.

1.8.1. Competencia de mercado. En el mercado eléctrico competitivo de Colombia, la competencia tiene lugar en las áreas de generación y comercialización. Los agentes comercializadores buscan maximizar ahorros, mientras que los agentes generadores compiten con otros generadores para suministrar energía a un precio competitivo y aprovechar al máximo sus utilidades.

Teniendo en cuenta lo anterior, para maximizar sus utilidades, el generador debe considerar tanto sus ingresos como sus costos. Los ingresos del generador incluyen la suma de los contratos a largo plazo y los contratos en la bolsa de energía, mientras que los costos se dividen en costos fijos y variables. De esta manera, el generador puede controlar la variable de costos para maximizar sus utilidades.

Entonces, la competencia en este tipo de mercado puede ser perfecta o imperfecta, según el número de participantes y las decisiones tomadas, las cuales tendrán un impacto en los estados financieros.

1.8.1.1. Competencia perfecta. La competencia perfecta es aquella en la que participan principalmente muchos compradores y vendedores, pero ninguno de ellos tiene una influencia

significativa sobre el precio. Esto se debe a que la interacción entre la oferta y la demanda establece un precio de equilibrio. Dependiendo de este precio de equilibrio, las empresas determinan libremente las cantidades a producir en relación a su curva de oferta [19].

1.8.1.2. Competencia imperfecta. La competencia imperfecta se presenta en dos principales tipos de mercado. El primero es el monopolio es un tipo de mercado en el cual solo existe una sola empresa, la cual tiene el control total de la oferta de un producto. Esto le permite la posibilidad de producir la cantidad suficiente para satisfacer toda la demanda del mercado a un precio relativamente favorable para la misma [20].

El segundo es el oligopolio es un tipo de mercado en el cual hay un número reducido de empresas participantes. Por lo tanto, las decisiones tomadas individualmente por cada empresa son consideradas por las demás compañías, ya que estas decisiones pueden afectar o tener incidencia en las futuras decisiones de las otras. El poder de mercado se ejerce en función de la posición de cada empresa, lo que resulta en precios más altos y una producción inferior [21].

En este tipo de mercado, las empresas participantes ofrecen un mismo producto, lo que impide que ninguna de ellas pueda tener el control total del mercado. Debido a esto, se genera una constante lucha por obtener la mayor cuota de este. Por lo tanto, las empresas tienden a tomar decisiones estratégicas de manera constante, teniendo siempre en cuenta las debilidades y fortalezas de su estructura empresarial [21].

En el mercado de generación de energía en Colombia se presenta una competencia oligopólica. Esto se debe a que hay un grupo reducido de empresas que cuentan con una alta participación en capacidad y generación de energía eléctrica, atendiendo a más del 70% de la demanda del país. Las cinco empresas más grandes son EPM, EMGESA, ISAGEN, CELSIA (incluyendo EPSA) y GECELCA [12].

1.8.2. Herramientas para modelar un mercado competitivo. La finalidad de los generadores es maximizar sus utilidades siguiendo la función de utilidad, la cual implica garantizar que sus ingresos sean mayores que sus costos de generación. De esta manera, buscan alcanzar un punto de equilibrio conocido como el costo nivelado de energía (LCOE).

El costo nivelado de energía es una herramienta que permite calcular el costo promedio total de construir y operar una central eléctrica, dividiéndolo entre la energía total a ser generada a lo largo de su vida útil. Con esto, se puede hacer una comparación de los costos entre diferentes tipos de generación, ya sea eólica, de gas natural, hidráulica, entre otras [22].

Las empresas generadoras se benefician en gran medida de esta herramienta, ya que les permite conocer un punto de equilibrio en términos de valor por kilovatio hora (kWh). Este valor indica el precio mínimo al cual deben vender la energía eléctrica para evitar ganancias o pérdidas económicas. Además, el costo nivelado de energía les permite comparar la evolución de los costos entre diferentes tipos de plantas [22].

Teniendo en cuenta que uno de los factores más importantes para la definición del precio de la electricidad de un generador son sus costos, resulta de interés para los competidores del mercado de generación poder conocer los costos en los que incurren sus competidores. Por

esta razón, un generador puede ofertar un precio de electricidad diferente cada día con el fin de ocultar información a su competencia.

Entonces, el generador debe adoptar una estrategia para poder ser seleccionado en el despacho. Por lo tanto, la definición de esta estrategia se logra utilizando diferentes herramientas que se enfocan en modelar el mercado competitivo, tales como las teorías de juegos, los multiagentes y los equilibrios de Cournot y Bertrand, entre otros.

1.8.2.1 Teoría de juegos. La teoría de juegos busca modelar escenarios políticos, económicos e incluso biológicos de toma de decisiones por parte de los agentes involucrados dentro de un sistema competitivo. Su objetivo es encontrar la mejor solución para ambas partes, asumiendo que los jugadores son perfectamente racionales y tienen una buena capacidad de predicción. Se busca que las decisiones tomadas sean objetivas y que todos los jugadores tengan conocimiento de la teoría de juegos. Los juegos se pueden clasificar en cooperativos y no cooperativos [23].

En un juego con enfoque cooperativo, se analizan los escenarios en los cuales alguno o todos los participantes pueden llegar a un acuerdo mutuo sobre las decisiones que tomarán, sin tener ningún acuerdo previo. En este tipo de juego, se deben considerar dos puntos: en primer lugar, qué alianzas se formarán y, en segundo lugar, cómo se distribuirán los beneficios obtenidos [24].

Un juego no cooperativo es aquel en el que los participantes buscan maximizar sus beneficios sin tener en cuenta a los demás. A diferencia de los juegos cooperativos, no hay acuerdos entre los participantes. En este tipo de juegos se pueden hacer dos distinciones: los juegos dinámicos y los juegos estáticos [23].

Los juegos dinámicos se basan en varias etapas. En la primera etapa, un jugador toma una decisión, y posteriormente, otro jugador toma una decisión teniendo en cuenta la información acerca de la decisión tomada por el jugador anterior. Por el contrario, los juegos estáticos son aquellos en los que los participantes toman decisiones sin tener en consideración ninguna información sobre acciones tomadas anteriormente por los demás [23].

1.8.2.2. Modelo de Cournot. El modelo competitivo de Cournot se basa principalmente en que las empresas eligen las cantidades que van a producir, y esto establecerá el precio que se ofrecerá en el mercado. La dinámica propuesta por este modelo examina un duopolio, donde participan dos empresas con estrategias similares y no hay predominancia de una sobre la otra. Estas empresas eligen la cantidad de productos homogéneos que van a producir. El equilibrio generado por las cantidades producidas en este modelo asegurará maximizar las ganancias de cada empresa, dadas las cantidades producidas por la otra empresa. [23].

1.8.2.3. Modelo de Bertrand. El modelo competitivo de Bertrand, a diferencia del modelo de Cournot, se basa en que las empresas compiten no por las cantidades, sino por el precio. Este modelo también se aplica en un duopolio con dos empresas similares, pero en este caso sus productos son diferenciados. Si cada empresa determina un precio y este es su precio de equilibrio, significa que a este precio la empresa logra maximizar sus ganancias dado el precio establecido por la otra empresa [23].

1.8.3. Sistema de multiagentes. Un sistema de multiagentes se basa en la interacción de varios agentes, los cuales pueden tener diferentes niveles de conocimiento acerca de los demás participantes. Esto depende del tipo de interacción que tengan entre ellos. Pueden tener una interacción cooperativa o competitiva. En la interacción cooperativa, los agentes interactúan entre sí para alcanzar un objetivo común, mientras que en la interacción competitiva, los agentes trabajan de manera individual para alcanzar sus propios objetivos [25].

Los sistemas de multiagentes, al combinarse con otras herramientas de inteligencia artificial, pueden crear plataformas de simulación capaces de simular el comportamiento de un mercado eléctrico. Esto se debe a que tienen la capacidad de modelar y simular diferentes escenarios generados por los participantes, así como realizar subastas estratégicas y brindar soporte para la toma de decisiones [26].

Estos simuladores deben ser capaces de enfrentar cualquier situación que se presente en la realidad, ya que esto permitirá a los participantes adaptarse a diferentes escenarios en un entorno económico, financiero y regulatorio en constante cambio. De esta manera, los participantes ganarán experiencia para enfrentar situaciones futuras. Con estos simuladores, se busca lograr la evolución del mercado eléctrico [26].

Para el estudio de los mercados eléctricos algunos de los simuladores de multiagentes más comunes son:

1.8.3.1. Simulador de multiagentes para Mercados eléctricos competitivos (MASCEM).

Es un simulador que se enfoca en facilitar el estudio de los mercados eléctricos. Toma en cuenta a las empresas más influyentes y las consideraciones que tienen al tomar decisiones, lo que les permite definir ofertas y estrategias y obtener una ventaja competitiva en el mercado. El simulador también considera los diferentes escenarios que pueden presentarse, proporcionando a los jugadores ofertas estratégicas para lograr mejores resultados [26].

Las empresas que adquieren este tipo de simuladores pueden simular varios modelos de mercado, tales como la bolsa de energía, contratos bilaterales, mercado de balance, mercado de plazos y servicios auxiliares. Además, permite la combinación de estos mercados para crear simulaciones híbridas [26].

1.8.3.2. Plataforma de simulación ALBids. Es una plataforma que le permite al participante analizar diferentes escenarios de negociación, como el día de la semana, el periodo y el tipo de mercado en el que está operando, así como la situación económica y las condiciones climáticas. Esto le permite al jugador adaptarse a cualquier situación actual y tomar acciones estratégicas [26].

Para brindarle al jugador acciones estratégicas que pueda realizar, ALBidS utiliza algoritmos de aprendizaje por refuerzo. Estos algoritmos, basados en la experiencia de situaciones pasadas, pueden pronosticar las acciones a tomar en cualquier escenario de negociación [26].

Todo esto se logra mediante un sistema de multiagentes, lo que le permite ejecutar una gran cantidad de algoritmos de manera simultánea. Cada agente cuenta con un algoritmo propio, y a medida que cada uno obtiene su respuesta, se envía al agente principal encargado de elegir la respuesta más adecuada para el escenario actual [26].

CÁPITULO II. ANÁLISIS Y EVOLUCIÓN DE LOS PRECIOS DE CONTRATOS BILATERALES Y MERCADO SPOT.

Desde las leyes planteadas en 1994 las cuales son la ley 142 de servicios públicos y la ley 143 que establece regímenes para el mercado eléctrico colombiano, no se ha presentado ningún tipo de racionamiento de la demanda o algún problema que afecte de manera directa, prolongada y a gran escala el suministro de energía, permitiendo así que las funciones de generación, comercialización, transmisión y distribución se ejecuten de manera óptima para que la energía eléctrica llegue al usuario final [14], [27].

Uno de los factores que ha sido de suma importancia desde la reglamentación y regulación del mercado eléctrico colombiano ha sido la evolución de los precios de la energía, tanto en bolsa como en el mercado regulado y no regulado de contratos bilaterales. Esta evolución se da conforme los generadores ofertan precios a lo largo del tiempo, los cuales les aseguran cubrir sus costos de producción y tener un saldo positivo en sus estados financieros [14].

Los costos fijos y variables son muy importantes para los generadores al momento de establecer su precio de oferta. Una buena estimación de estos costos puede significar que los generadores logren ofertar un precio que les permita no solo cubrir sus costos, sino que también puedan generar una mayor rentabilidad por la venta de energía.

Por lo anteriormente mencionado, en este capítulo se busca mostrar la evolución de los precios de la energía en el mercado en bolsa y en los contratos bilaterales del mercado regulado y no regulado en un periodo de 5 años. Se identificarán los factores que afectan directamente a los precios, se profundizará en ellos y por último se van a describir los costos en los que incurren los generadores al momento de ofertar.

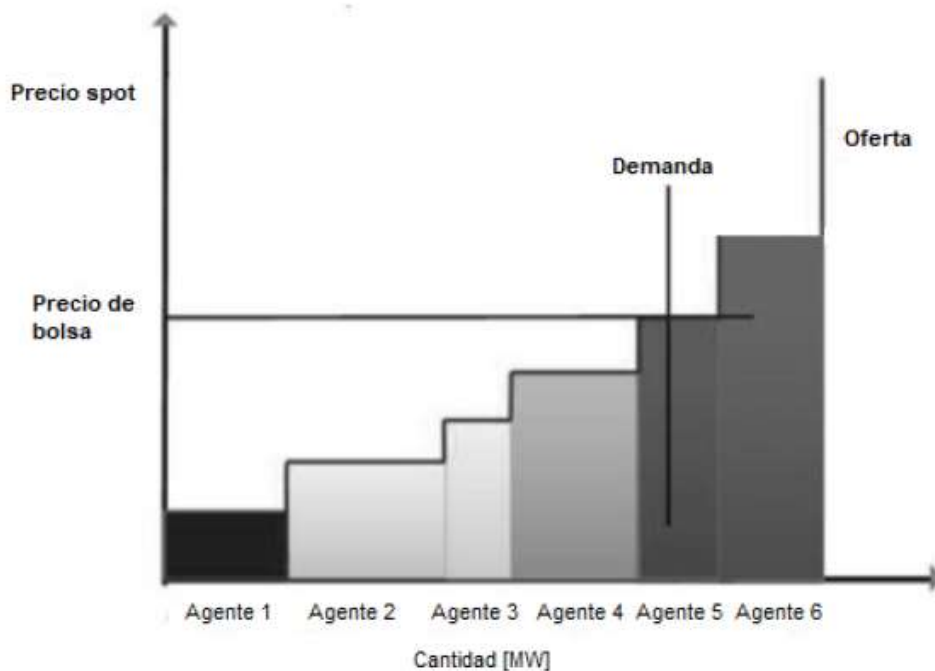
2.1 CONFORMACIÓN DEL PRECIO DE LA ENERGÍA EN BOLSA.

La conformación del precio de la energía en bolsa en el mercado de la electricidad en Colombia se realiza por medio de un método de subasta uniforme, en donde los generadores realizan ofertas de la cantidad de energía que están dispuestos a generar a un precio específico, dicho precio debe reflejar sus costos variables de generación y el conjunto de estas ofertas da como resultado el precio de la energía en bolsa o mejor conocido como precio spot [28].

Para la conformación del precio en bolsa primeramente los generadores ofertan sus precios a los cuales están dispuestos a generar una cantidad de energía para cada hora del día siguiente, estos son notificados por cada uno de los agentes al CND antes de la 8 am del día anterior, siendo esta la entidad encargada de organizar de menor a mayor los precios ofertados por los generadores, hasta cumplir con la demanda de cada hora del día siguiente [17], [29].

El precio ofertado por la última unidad generadora despachada va a ser el precio en bolsa como se muestra en la Figura 2, siendo así que la diferencia entre el precio en bolsa y el precio ofertado va a ser la remuneración que reciba cada agente por la venta de la energía eléctrica, cierta remuneración es proporcionada y calculada por la ASIC el día posterior al despacho económico [17].

Figura 2. Determinación del precio en bolsa.



Fuente: [29].

Por lo anteriormente mencionado, los generadores deben garantizar que durante todo el transcurso del año logren salir despachados. Para ello deben implementar estrategias para ofertar un precio de energía que sea lo suficientemente competitivo permitiéndoles ser despachados y a su vez cubrir sus costos fijos y variables de generación. A continuación, se explicará los costos en lo que incurren los generadores y que tienen incidencia a la hora de realizar sus ofertas.

2.1.1. Formación del precio de oferta a partir de los costos fijos y variables de la producción de la energía eléctrica. Los costos en los que puede incurrir un generador se pueden clasificar en costos fijos y costos variables. Los costos fijos representan la inversión realizada para la puesta en marcha de la planta y los costos necesarios para el funcionamiento óptimo de la misma. Dichos costos son independientes del nivel de generación de la planta [30], [31].

Por otro lado, están los costos variables de generación, que están asociados al funcionamiento operativo de la planta y tienen una relación directa con el nivel de producción de energía. Los costos variables de generación dependen de la tecnología implementada por la planta, ya sea térmica, hidráulica o de generación variable [30], [32].

En el caso de las plantas térmicas o las plantas que utilizan combustible para la generación de energía, los costos variables se clasifican en costos variables de combustible y costos variables no combustibles. Los costos variables de combustible son el costo asociado al consumo de combustible para producir un MWh de energía, mientras que los costos no

combustibles no están directamente relacionados con el consumo de este, por ejemplo, los lubricantes utilizados en el proceso de generación de energía [31], [33].

En Colombia, según la Resolución CREG 55 de 1994, artículo 6, el cual fue modificado en el artículo 28 de la Resolución 60 de 2019, se indica que todos los generadores hidráulicos, térmicos y de generación variable tienen que reflejar sus costos variables en sus ofertas diarias enviadas al CND [34].

Los costos variables exigidos por esta regulación para generadores hidráulicos son el costo de oportunidad del agua, que se refiere al valor que se le asigna al agua utilizada para la generación de energía hidroeléctrica en el momento de realizar la oferta. Esto significa que el agua no se utilizará para ningún otro propósito que no sea la generación de energía. El costo de oportunidad sería igual a cero solo si no hubiera ninguna otra alternativa de uso del recurso hídrico [34], [35].

Para las plantas térmicas, existen varios costos a considerar según la CREG. En primer lugar, está el costo incremental del combustible, que se refiere al costo adicional en dólares de producir una unidad de energía en MWh. En segundo lugar, está el costo incremental de administración, operación y mantenimiento. Por último, está el costo relacionado con la eficiencia de la planta térmica, ya que una mejora en la eficiencia permitirá un menor uso de combustible para generar energía, lo que se traduce en una reducción de costos [34], [36].

Además, la Resolución CREG 034 de 2001 establece que las plantas térmicas deben reflejar los costos de arranque y parada. Estos costos corresponden a los que incurre la planta al realizar el arranque y la parada de la central, tales como el costo del combustible utilizado para arrancar la planta, el costo de la electricidad empleada por la planta, el personal capacitado para la operación de la planta, la eliminación de residuos, entre otros. También establece los costos de suministro y transporte de combustible [37], [38].

Las plantas de generación variable, según la resolución, deben reflejar los costos de oportunidad al realizar la oferta del precio de la energía. Dichos costos de oportunidad son las diferentes alternativas para producir energía por parte de las plantas de generación variable, ya sea mediante el uso de biomasa, carbón, agua y combustibles fósiles [34], [39].

Además de los costos variables ya mencionados, la Resolución CREG 071 de 2006 establece un costo que los generadores también deben incluir en sus ofertas es el Costo Equivalente de Energía (CEE), el cual se utiliza para valorar la energía de los generadores y es establecido por el CND con tres días de anticipación [40], [41]. El CEE se calcula de acuerdo con la ecuación (1).

$$CEE_m = \frac{\sum_{s,i} (P_{i,m,s} * OMERF_{i,j,m})}{ETDP_m} \quad (1)$$

Donde, CEE_m es el Costo equivalente en energía del mes m , $P_{i,m,s}$ es el Precio al cual fue asignada la OEF asociada a la planta y/o unidad de generación i vigente en el mes m . Expresado en dólares por kilovatio hora (USD/kWh), $OMERF_{i,j,m}$ es la obligación mensual de energía firme respaldada por la planta o unidad de generación i del generador j en el mes m y

$ETDP_m$ es la Energía total demandada proyectada en el SIN para cada mes, expresada en kilovatios hora [40].

Otro de los aspectos que deben tener en cuenta los generadores a la hora de realizar sus ofertas, según la Resolución CREG 232 DE 2015, es el aporte al FAZNI, el cual es un Fondo de Apoyo Financiero para la Energización de las Zonas No Interconectadas. Dicha resolución establece que por cada kilovatio-hora de energía despachado en bolsa, el ASIC recaudará un peso de moneda corriente que será destinado a este fondo [42].

Una de las especificaciones establecidas en esta última reglamentación es que el precio ofertado en bolsa no puede ser inferior a la suma del CEE y FAZNI. En caso de que la oferta de un generador sea inferior a dicha suma, se considerará como precio de oferta el precio en bolsa más alto ofertado hasta el momento, más 1 \$/MWh [42].

Además, los generadores deben considerar los costos establecidos en la Resolución CREG 63 de 2000 a la hora de realizar su precio de oferta. Estos costos incluyen los costos de prestación del servicio de regulación secundaria de frecuencia para el restablecimiento de la frecuencia a valor nominal debido a desbalances generados entre el generador y la carga, así como los aportes establecidos por la Ley 99 de 1993 por el uso de los recursos del medio ambiente [43], [44].

Por último, el precio establecido por los generadores debe reflejar el margen de utilidad que es la evaluación de los riesgos de gestión, financieros, políticos, legales, construcción, ambientales y sociales, los cuales puedan afectar la operación normal de la planta de generación. De esta manera, se logra una buena gestión y evaluación de estos por los generadores [45], [46].

Con lo anteriormente mencionado se presentará el precio de la oferta para los generadores hidráulicos, térmicos y de generación variable a partir de sus costos fijos y variables.

Para plantas hidroeléctricas:

$$PO = COA + COM\&A + OCV + \text{Margen de utilidad (Riesgo)} \quad (2)$$

Donde, PO es el precio de oferta, COA es el costo de oportunidad del agua, COM&A es el Costo de operación, mantenimiento y administración [\$/MWh] y OCV son los otros costos variables (FAZNI, AGC, CEE y aportes de ley 99-1993) [34].

Para plantas térmicas:

$$PO = COM\&A + CAP + CTC + CSC + OCV + \text{Margen de utilidad (Riesgo)} \quad (3)$$

Donde PO es el precio de oferta, COM&A es el Costo de operación, mantenimiento y administración [\$/MWh], CAP es el costo de Arranque-Parada [\$/MWh], CTC es el costo de transporte de combustible [\$/MWh], CSC es el Costo de suministro de combustible [\$/MWh] y OCV son los otros costos variables [\$/MWh]. (FAZNI, AGC, CEE y aportes de ley 99-1993) [34].

Para plantas de generación variable:

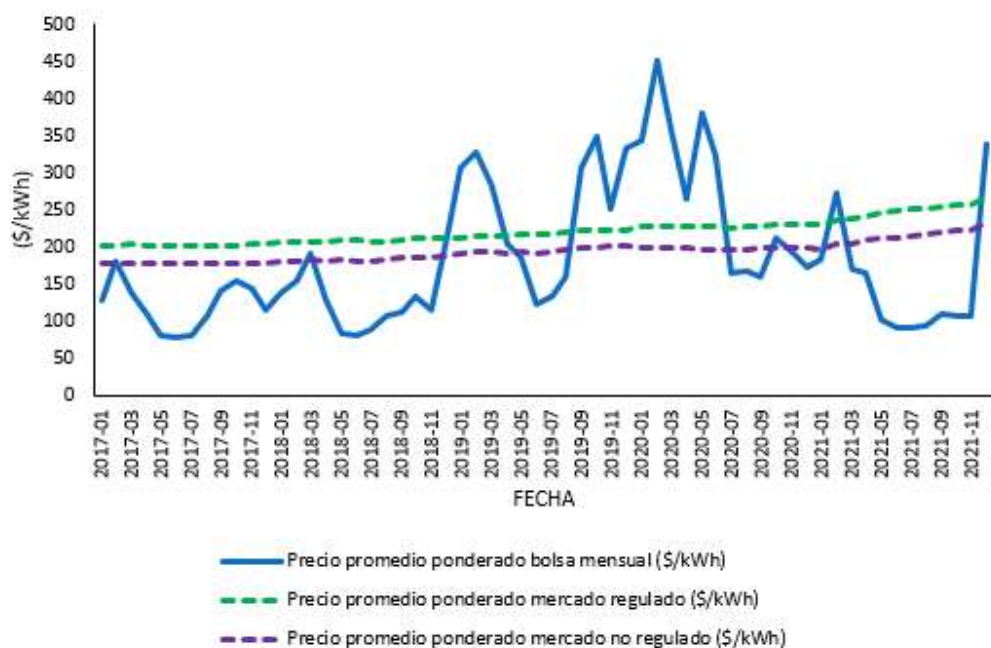
$$PO = CO + COM\&A + OCV + \text{Margen de utilidad (Riesgo)} \quad (4)$$

Donde, PO es el precio de oferta, CO es el costo de oportunidad dependiendo de la tecnología empleada [\$/MWh], COM&A es el costo de operación, mantenimiento y administración [\$/MWh], por el ultimo OCV son los otros costos variables (FAZNI, AGC, CEE y aportes de ley 99-1993) [34].

2.2 FACTORES QUE INCIDEN EN EL PRECIO DE LA ENERGÍA EN COLOMBIA.

Para analizar los factores que inciden en el precio de la energía en Colombia, se realizó una gráfica que muestra el comportamiento del precio de la energía en bolsa y el precio de los contratos dirigidos al mercado regulado y no regulado, tal como se puede apreciar en la Figura 3. Estos precios serán comparados con diversos factores que influyen en su rendimiento.

Figura 3. PPP en bolsa vs contratos del mercado regulado y no regulado.



Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

Para construir la Figura 3 y las posteriores gráficas, se obtuvieron todos los datos del portal de indicadores web de XM. Además, se estableció un rango de tiempo que va desde 2017 hasta 2021 con el fin de analizar las tendencias de los precios a lo largo de los años.

Al analizar la Figura 3 se puede evidenciar la volatilidad del precio en bolsa esto se debe a que hay factores que inciden para que esto ocurra. Algunos se deben principalmente a los cambios climáticos del país, la devaluación de la moneda local y los cambios en el consumo

de energía de los usuarios. Estos factores pueden afectar de manera positiva o negativa al precio de la energía.

A continuación, se van a describir algunas de las variables que afectan directamente el precio de la energía en Colombia, donde se va a ser énfasis en las que más afectan la volatilidad de este.

2.2.1. Producto interno bruto. El producto interno bruto es el valor de mercado que representa todos los bienes y servicios producidos por un país en un tiempo específico. Este impacta de manera proporcional en la demanda de energía eléctrica, puesto que un aumento en la producción de bienes y servicios significa una mayor demanda de energía como lo podemos evidenciar en la Figura 4 [48], [49].

Figura 4. Demanda de energía (GWh) vs PIB.



Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

Al analizar el inicio de la Figura 4, se puede evidenciar un comportamiento constante sin mucha volatilidad por parte del PIB en el país. Es hasta el periodo del mes de marzo del 2020 donde presenta una caída, debido al comienzo del confinamiento y cierre de aeropuertos por causa de la pandemia en el país, lo que afectó directamente al comercio.

Una vez se dio la apertura de los aeropuertos a finales del año 2020 y el restablecimiento paulatino del comercio en Colombia, el PIB comenzó a tener un comportamiento al alza como se evidencia en la Figura 4. Esto se debió a que la mayoría de los procesos de producción de bienes y servicios retornaban a su funcionalidad, pero ya con medidas de bioseguridad.

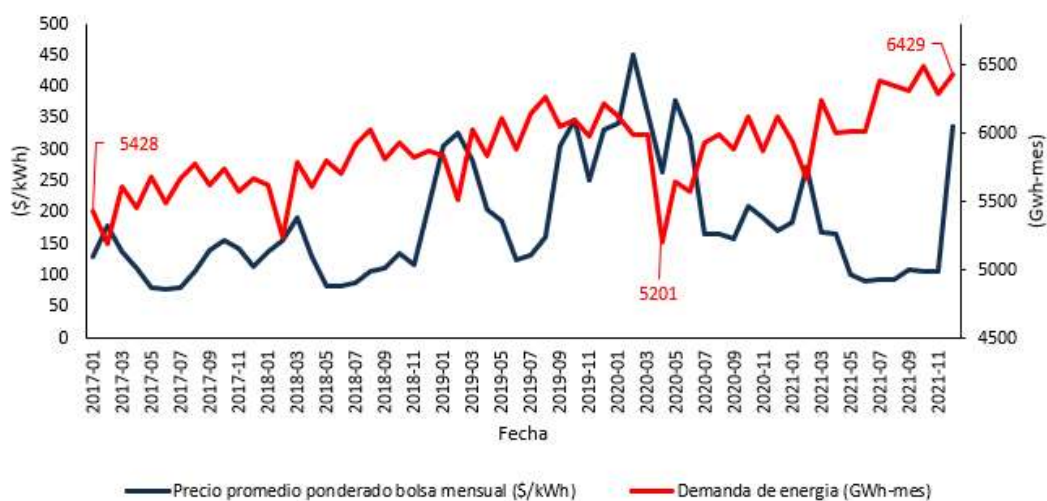
El PIB y la demanda de energía están relacionados, debido a que para la producción de bienes y servicios se requiere el uso de energía eléctrica. Por lo tanto, un aumento o disminución del PIB también significará un aumento o disminución de la demanda de energía, como se puede evidenciar en el periodo de la pandemia en la Figura 4.

Teniendo en cuenta que el PIB afecta el comportamiento de la demanda de energía, también afectaría al precio de la energía en bolsa, como se muestra a continuación.

2.2.2. Demanda de energía del SIN. La demanda de energía es uno de los factores que afecta de manera considerable al precio de la energía, ya que se debe mantener un equilibrio entre lo generado y lo consumido, dado que la energía eléctrica no se puede almacenar una vez generada. Además, los usuarios regulados cambian constantemente sus hábitos de consumo de energía sin tener en cuenta su precio [50].

Por lo tanto, un aumento en la demanda de energía requerirá una mayor generación para poder satisfacerla y evitar cualquier racionamiento. El problema surge durante los periodos de escasez del recurso hídrico, ya que se debe recurrir a las plantas térmicas para suplir la demanda, lo que genera un aumento en los precios. Por esta razón, es importante ampliar la capacidad de generación del SIN para poder satisfacer estos aumentos de demanda [51].

Figura 5. PPP en bolsa vs demanda de energía.



Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

Lo primero que se puede analizar de la Figura 5 es que la demanda de energía es muy inestable en cortos periodos de tiempo. Sin embargo, si se analiza a largo plazo, se puede evidenciar que siempre va en aumento, con la excepción del periodo de la pandemia, donde presentó uno de los valores más bajos de demanda de energía en los últimos 5 años. Este periodo se profundizará más adelante.

Aunque no se puede evidenciar una relación muy marcada entre el precio y la demanda de energía de manera gráfica, esto debido a la inestabilidad de ambos factores, en periodos como

el de la pandemia se puede evidenciar que una caída en la demanda de energía, que será profundizado más adelante, significa también una reducción en los precios en bolsa, esto por una simple relación de demanda y oferta.

2.2.3. Hidrología. En Colombia, el mayor componente de generación de energía es a través de las plantas hidráulicas, lo que hace que el país dependa en gran medida del recurso hídrico. Por esta razón, las variaciones climáticas como El Niño-Oscilaciones del Sur (ENSO) que son difíciles de predecir afectan directamente los aportes hídricos del país, lo que a su vez genera fluctuaciones en el precio de la electricidad en Colombia [52].

Los fenómenos climáticos como El Niño o La Niña afectan el costo de oportunidad del agua para las plantas hidroeléctricas, que lo reflejan en su oferta considerando la disponibilidad del recurso hídrico. En épocas de larga sequía, como en El Niño, el aumento del costo de oportunidad del agua provoca un incremento en el precio de la energía en bolsa y también en los precios de los contratos a largo plazo o bilaterales [11], [29].

Cuando hay escasez del recurso hídrico, se recurre a la utilización de las plantas térmicas para cumplir con las obligaciones de la demanda energética. Sin embargo, el uso de estas plantas requiere la utilización de combustibles, lo que genera un incremento en el costo por kilovatio hora, provocando un aumento en los precios de la energía en bolsa [11].

Figura 6. PPP en bolsa y mercados vs Aportes hídricos.



Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

En la Figura 6 se puede evidenciar la relación inversamente proporcional entre el precio en bolsa y los aportes hídricos. Esto se debe a que, si la hidrología del país aumenta, el precio tiende a disminuir. Como se puede evidenciar en el precio promedio del mes de mayo del 2018

el cual fue de 82,51 \$/kWh y del mes de junio del 90,70 \$/kWh, periodos en los cuales se presentó un aumento de los aportes hídricos.

Sin embargo, si hay un período de escasez, el precio tiende a aumentar considerablemente, por ejemplo, en el mes de febrero del 2019 se presentó un precio promedio de 326,63 \$/kWh y en el mes de febrero del 2020 un precio promedio de 449,98 \$/kWh, relacionado ambos con la reducción de los aportes hídricos del país.

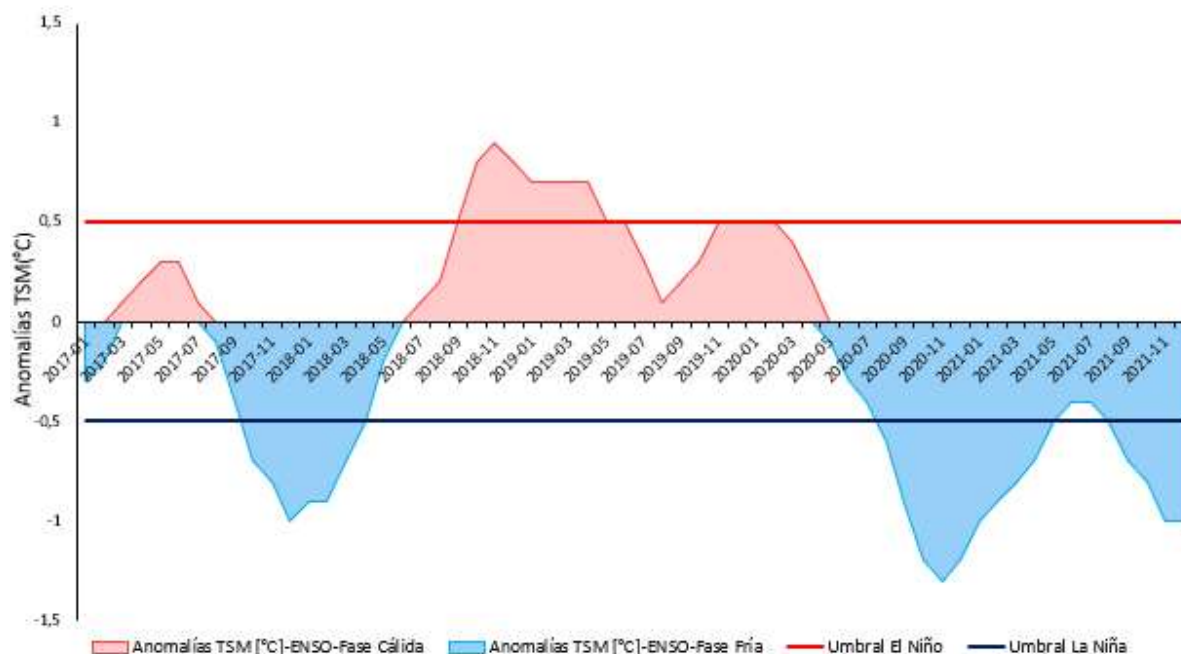
2.2.4. Condiciones climáticas. En nuestro país, existen dos periodos climáticos que afectan la hidrología: el periodo del Niño y el de la Niña. Para medir estos periodos, se utiliza el Índice del Niño Oceánico (ONI, por sus siglas en inglés), que es un promedio de las anomalías de las temperaturas superficiales del mar, ya sea cálidas para el Niño o frías para la Niña. La clasificación de estos periodos, de acuerdo con el índice, se puede ver en la Tabla 1. Clasificación del ONI. [52], [53].

Tabla 1. Clasificación del ONI.

Condición	Categoría	ΔT MAX	ΔT MIN
El niño	Cálido		$\geq 0,5$
Neutro		0,5	-0,5
La niña	Fría	$\leq 0,5$	

Fuente: Elaboración propia adaptado de [53].

Figura 7. Índice del Niño Oceánico del 2017 al 2021 en Colombia.



Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

En la Figura 7 podemos ver los indicadores de estudio del ONI para el periodo comprendido entre los años 2017 y 2021, donde se pudo identificar dos periodos de la niña uno a finales del 2017 y otro en el año 2020. También se puede evidenciar un periodo del niño comprendido en los años del 2018 y 2019.

2.2.4.1. Periodo del niño 2018 - 2019. Si analizamos la Figura 6 en el periodo de 2018 a 2019, se puede evidenciar un aumento en el precio de la energía en bolsa y una disminución de los aportes hídricos. Esto se debe a un periodo del niño, como se puede observar en la Figura 7. De esta manera, estos eventos climáticos tienen una afectación directa en el precio de la energía.

No solamente la disminución de los aportes hídricos durante un periodo del niño afecta el precio de la energía, sino que también hay otros factores como una posible subida del dólar que se analizara más adelante, y el aumento constante de la demanda de energía, como se muestra en la Figura 5, durante el periodo de 2018 al 2019. Estos factores se suman para generar la volatilidad del precio en bolsa.

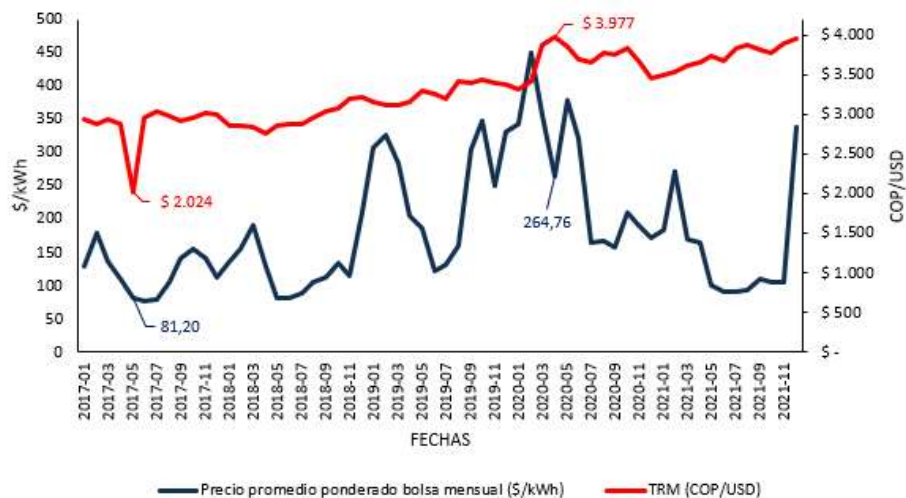
Uno de los aspectos que se analizara más adelante es si alcanzó el precio de escasez durante este periodo, así se podrá analizar si hubo necesidad de hacer efectivas las OEF de los generadores o los indicadores no fueron lo suficientemente altos y prolongados para llevar el precio de la energía a un precio de escasez.

2.2.4.2. Periodo de la Niña 2020. Se comparo la Figura 6 como la Figura 7, se puedo apreciar un decrecimiento en el precio de la energía en bolsa y un aumento en los aportes hídricos, generando así el efecto contrario al de un periodo del Niño. Por esta razón, estos eventos son muy buenos para los generadores hidráulicos, ya que tienen una mayor disponibilidad del recurso hídrico para la generación de energía.

Este periodo de La Niña fue muy bueno para el país en materia de generación de energía eléctrica. Debido a que la incertidumbre generada por el periodo de la pandemia causaba un aumento en el precio del dólar, como se evidenciará en el siguiente factor, este periodo ayudó a atenuar el impacto que podría tener el mismo en el precio de la energía en bolsa.

2.2.5. Precio de los combustibles y la Tasa Representativa del Mercado (TRM). El precio de los combustibles está relacionado con el precio del dólar, ya que estos precios están determinados en el mercado internacional. Por lo tanto, un aumento en la Tasa Representativa del Mercado (TRM) también provocaría un aumento en los precios de los combustibles, generando así un incremento en los costos relacionados con el combustible para las plantas térmicas. Esto, a su vez, ocasionaría un aumento en el precio de las ofertas de energía por parte de estas plantas [14], [54].

Figura 8. TRM vs PPP en la bolsa de energía



Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

Al analizar la Figura 8, se puede evidenciar que el dólar ha ido en aumento constante en los últimos 5 años, pero en el periodo de 2017 tuvo una caída en el mes de agosto presentando un valor de \$ 2.024 el más bajo ese año. Esto se debió al posicionamiento del presidente Donald Trump, quien estableció una nueva reforma tributaria que generó incertidumbre en los mercados, especialmente en el del petróleo [55].

Dicha caída del dólar y los buenos aportes hídricos con los que contaba el país, que se pueden evidenciar en la Figura 6, generaron una caída en el precio de la energía en bolsa, como se puede observar en la Figura 8. Esto llevó a que se alcanzara uno de los valores promedio por mes más bajos registrados en los últimos años, de 81,20 \$/kWh.

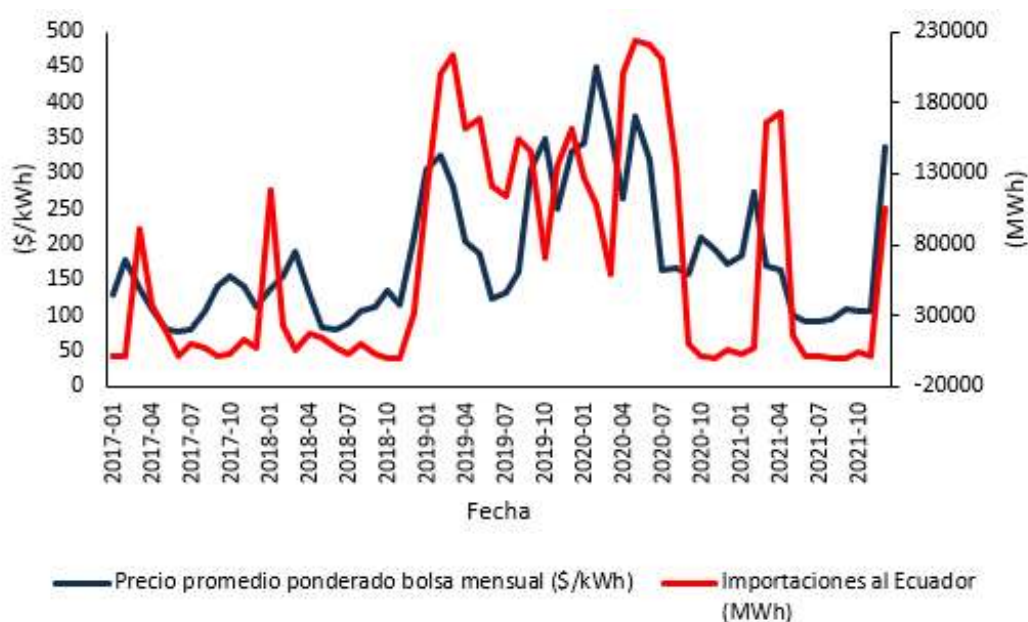
Otro de los aspectos que se pueden analizar en la gráfica es el precio más alto promedio por mes, el cual se estableció en el mes de abril de \$ 3.977. Esto se debió al inicio de la pandemia, cuando muchas personas retiraron su dinero en pesos para buscar una moneda segura como el dólar, generando así un aumento en la demanda que ocasionó una subida en los precios.[56]

A pesar del aumento del precio del dólar debido a la pandemia, también se presentaba una caída en la demanda de energía, como se evidencia en la Figura 5, y a su vez empezaba un período de La Niña, como se evidencia en la Figura 7. Estos fueron factores atenuantes para que se presentara una caída del precio en bolsa de la energía, llegando a un precio promedio de 264,76 \$/kWh.

2.2.6. Disponibilidad de generación. La disponibilidad de generación es la cantidad máxima de potencia neta que puede suministrar un agente al sistema de acuerdo su capacidad instalada en un tiempo determinado. Esta disponibilidad varía dependiendo de los cambios climáticos que se presenten en el país. Los agentes realizan sus ofertas de la cantidad y el precio de la energía dependiendo de su capacidad instalada y es aquí donde la disponibilidad de generación tiene incidencia en estos dos factores [11], [57].

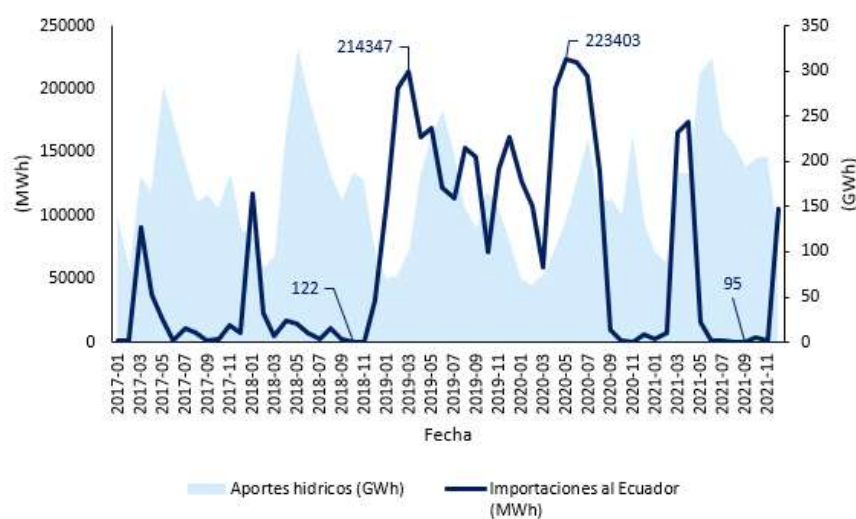
2.2.7. Exportaciones e importaciones al Ecuador. Ecuador y Colombia comparten una red de transmisión de 230V con capacidad de 500 MW, lo que permite la exportación e importación de energía eléctrica entre ambos países. Es de utilidad para el país usar las importaciones en momentos donde no se pueda suplir la demanda con la disponibilidad del país y las exportaciones cuando el país vecino lo requiera para generar ingresos [58].

Figura 9. PPP en bolsa de energía vs Importaciones al Ecuador.



Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

Figura 10. Aportes hídricos vs Importaciones al Ecuador.



Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

Al analizar la Figura 9 y la Figura 10, se puede evidenciar que las importaciones de energía eléctrica desde Ecuador se utilizan en periodos de disminución de los aportes hídricos. Esto se debe a que la disponibilidad de generación disminuye y es necesario suplir la demanda del país. Además, se realizan importaciones para reducir la volatilidad de los precios en bolsa generada por estos periodos.

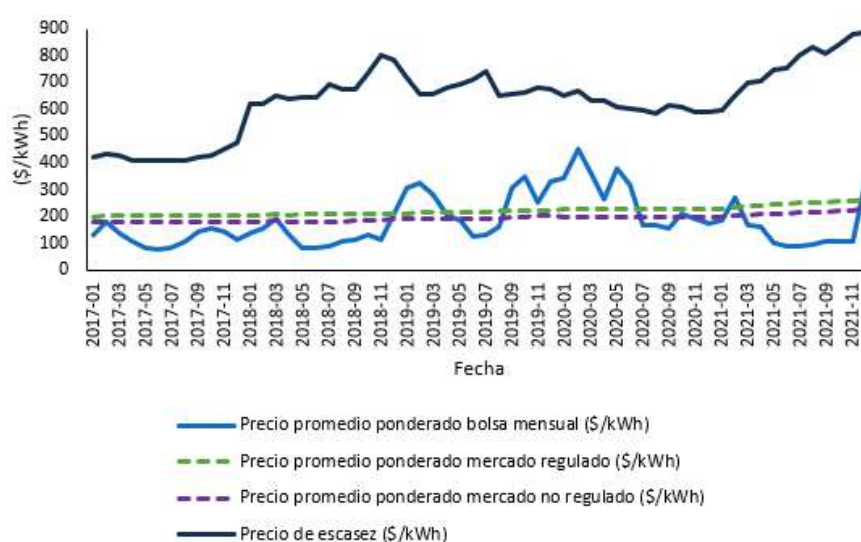
Como se puede evidenciar en la figura, los valores más bajos de importaciones en un mes promedio se registraron en noviembre de 2018 con 122 GWh y en octubre de 2021 con 95 GWh. Estos periodos se caracterizaron por altos niveles de aportes hídricos. Por otro lado, en marzo de 2019 se registró un valor de 214,347 GWh, mientras que en mayo de 2020 se alcanzó un valor de 223,403 GWh, siendo estos los valores más altos en el periodo analizado. Esta situación se debió a la disminución de los aportes hídricos en el país.

2.2.8. Nivel de embalses. Muchas de las plantas hidroeléctricas instaladas en Colombia son con embalses, las cuales aprovechan la energía cinética del agua acumulada en estos para generar energía eléctrica. El nivel de los embalses puede significar una alza o baja en los costos de oportunidad del agua para las hidroeléctricas. Si los niveles son aceptables, no tendrían ningún problema en generar energía a un precio razonable [11], [29].

Sin embargo, si los niveles de los embalses están por debajo de los niveles de operación, significaría que no podrían generar la misma cantidad requerida. Esto se traduciría en una subida en sus costos de oportunidad y el uso de plantas térmicas por parte del CND para suplir estos faltantes, elevando así el precio de la energía en bolsa [11], [29].

2.2.9. Precio de escasez. El precio de escasez es el valor en bolsa al cual se ofertarán las obligaciones de energía firme subastadas en el cargo por confiabilidad. Dicho valor es establecido por la CREG y actualizado mensualmente. Aunque el precio de la energía en bolsa puede superar el precio de escasez, los generadores ofertarán sus OEF a dicho precio. Esto con la finalidad de evitar precios muy altos en el valor de la energía en bolsa [14].

Figura 11. PPP en bolsa de energía y contratos vs Precio de escasez.

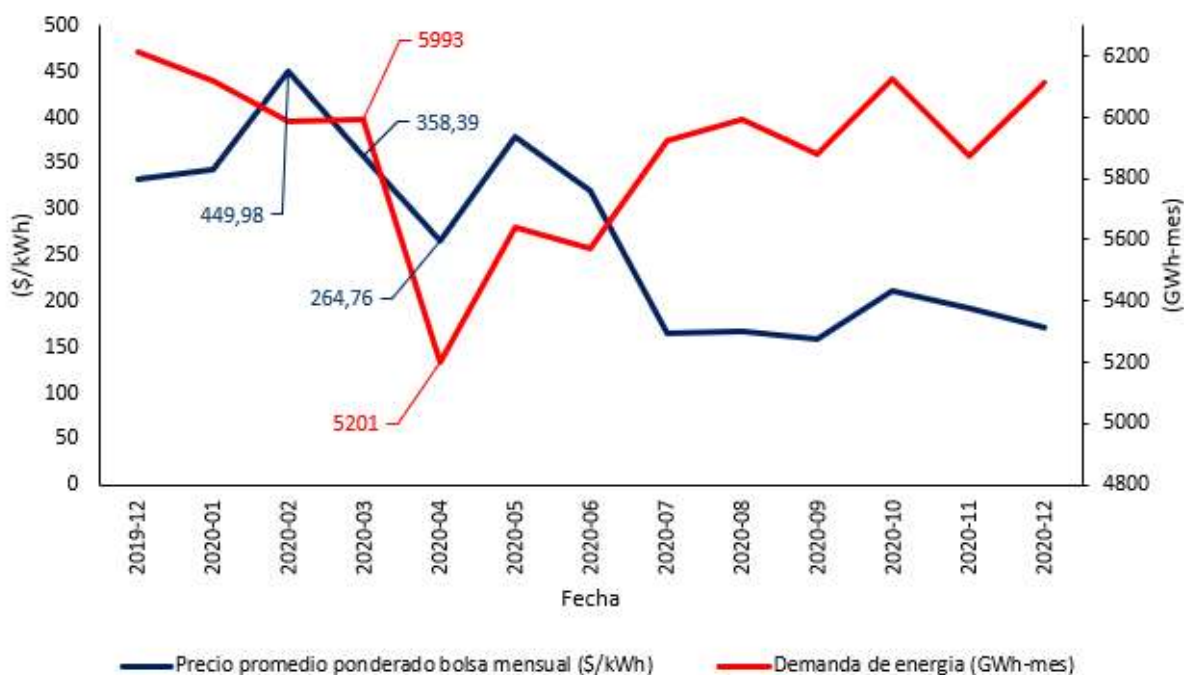


Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

Como se puede observar en la Figura 11, en ningún momento el precio promedio ponderado en bolsa superó el precio de escasez en el periodo del niño de 2018-2019. Lo más cerca que estuvo de superarlo fue el 21 de febrero de 2020, cuando se registró un valor de 607 \$/kWh y el precio de escasez era de 646 \$/kWh. Esto se debió a la temporada de pocas lluvias presentado después del periodo del niño de 2018-2019 evidenciado en la Figura 7.

2.2.10. Pandemia COVID 19. La pandemia del COVID-19, que comenzó en el país a principios de marzo de 2020, obligó a todas las personas a una cuarentena por varios meses. Esto afectó algunos factores que influyen en el comportamiento del precio en bolsa, como el precio del dólar, la demanda de energía y el PIB.

Figura 12. Demanda de la energía durante el periodo de la pandemia.



Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

Como se analizó en los factores anteriores, se presentó una caída del PIB debido al cierre de aeropuertos y un aumento en el valor del dólar debido a la incertidumbre generada por la pandemia. La demanda de energía tuvo una reducción promedio de 5993 GWh en el mes de marzo, que se redujo a 5201 GWh en el mes de junio, como se muestra en la Figura 12. Esto evitó que se produjera un aumento en los precios de la energía en bolsa.

Figura 13. Demanda del mercado no regulado durante la pandemia.



Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

Uno de los aspectos que influyó en la reducción de la demanda de energía durante la pandemia fueron las restricciones de movilidad establecidas, lo que generó que muchas de las industrias que son usuarios no regulados pararan su producción y dejaran de consumir energía. El mercado regulado pasó de 1796 GWh promediado en el mes de marzo a 1373 GWh en el mes de mayo, como se muestra en la Figura 13. Conforme se fue normalizando el comercio, el mercado no regulado retornaba a subir su demanda de energía.

El periodo de la pandemia no elevó el precio de la energía en bolsa debido a la caída de la demanda de energía y del PIB, así como a un periodo de lluvias que comenzaría meses después. Esto hizo que los precios tendieran a la baja durante el confinamiento.

2.3 CORRELACIONES DE LOS FACTORES QUE INCIDEN EN EL PRECIO DE LA ENERGÍA EN COLOMBIA

Con el fin de comprobar estadísticamente las correlaciones presentadas anteriormente de forma gráfica, se utilizó el método de Spearman simulado en Python. Este método es un coeficiente de relación que varía entre 1 y -1. Si su valor se acerca a 1, indica que hay una correlación proporcional entre las dos variables; mientras que si su valor se acerca a -1, indica que existe una correlación inversamente proporcional.

Además, este método proporciona un valor "p" que indica la probabilidad de que los valores tengan una relación significativa. Si el valor de "p" es muy cercano o menor al umbral entre 0,01 y 0,05, esto significa que hay una alta probabilidad de que exista una relación significativa entre los valores.

Tabla 2. Correlaciones de los factores que afectan al precio de la energía en bolsa.

Correlaciones	Correlación de Spearman	Valor p
Precio en bolsa de energía vs Hidrología	-0,727646568	4,5213E-11
Precio en bolsa de energía vs Demanda de energía	0,072297861	0,583035979
Precio en bolsa de energía vs importaciones	0,555265351	4,13E-06

Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

En la Tabla 2, las variables que presentan una mayor correlación son los aportes hídricos y el precio de la energía, tal como se analizó gráficamente en la Figura 6. La hidrología tiene un impacto significativo en el precio de la energía en el mercado. Además, el coeficiente negativo de Spearman demuestra que la relación entre estas dos variables es inversamente proporcional.

El coeficiente de correlación entre el precio en bolsa y la demanda de energía es ligeramente positivo, tal como se observa en el análisis gráfico de la Figura 5, donde su relación no es muy evidente a simple vista.

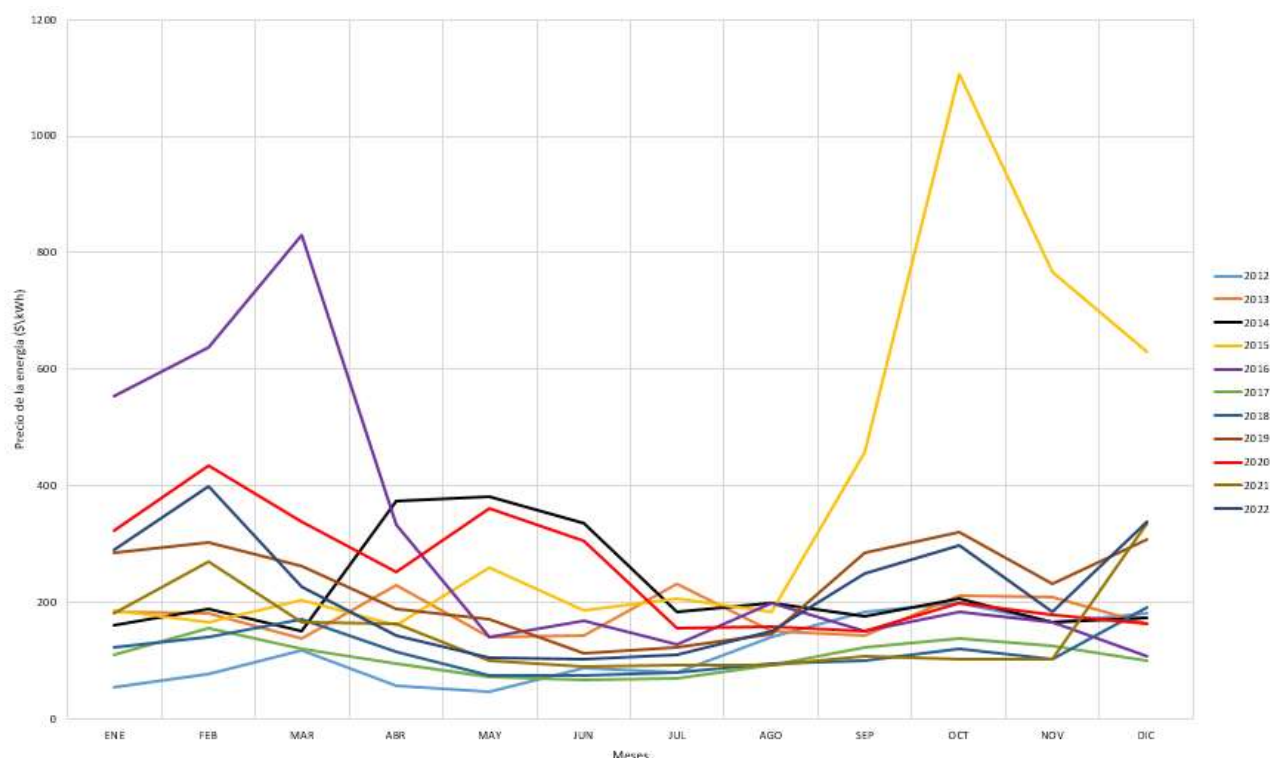
Por otro lado, la relación entre las importaciones de energía y el precio en bolsa muestra un coeficiente de correlación positiva moderada. Además, el valor p obtenido indica que esta relación es significativa y no se debe al azar de los datos. Esto sugiere que las importaciones aumentan cuando el precio en bolsa aumenta. Este incremento, como se ha demostrado en análisis previos, puede ser influenciado por factores como el fenómeno del Niño.

2.4 ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE LA EVOLUCION DEL PRECIO DE LA ENERGÍA EN BOLSA Y CONTRATOS.

Para el análisis estadístico del precio en la bolsa de energía y los contratos en el mercado eléctrico de Colombia, se utilizó un conjunto de datos diarios que abarcan desde el 1 de enero de 2012 hasta el 31 de diciembre de 2022. En cuanto al análisis de los contratos, se empleó el valor promedio del precio tanto en el mercado regulado como en el no regulado.

Antes del análisis estadístico se realizó una gráfica que evidenciara el comportamiento del precio en bolsa de energía en cada uno de los meses de los años estudiados. Para ello, se calculó el precio promedio ponderado por mes de cada año, con la finalidad de tener una mejor visualización del comportamiento del precio en bolsa de energía por año.

Figura 14 Comportamiento del precio de la energía en el periodo entre 2012-2022.



Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

En la Figura 14, se puede observar el comportamiento anual del precio en bolsa de energía, donde destacan los altos valores alcanzados en los años 2015 y 2016. Estos picos se deben al fenómeno del Niño, que ocurrió durante esos mismos años. Además, también se aprecian las tendencias de precios de energía ubicadas en la zona baja de la gráfica, generadas por periodos de alta hidrología en el país, como por ejemplo el periodo de La Niña en el 2021.

Tabla 3. Estadística descriptiva del precio en bolsa de energía

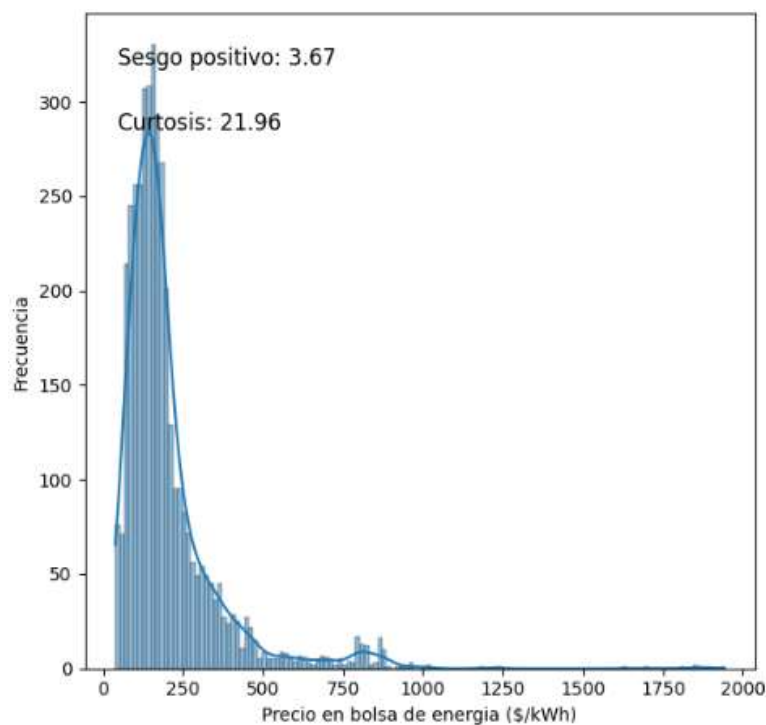
<i>Precio en bolsa de energía</i>	
Media	205,82
Error típico	2,63
Mediana	160,64
Desviación estándar	166,93
Varianza de la muestra	27866,66
Curtosis	21,99
Coefficiente de asimetría	3,67
Rango	1904,29
Mínimo	38,40
Máximo	1942,69

Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

En la Tabla 3 se puede observar la estadística descriptiva del precio en bolsa en el mercado eléctrico colombiano. En ella, se destaca la media de los datos, que representa el valor promedio diario en bolsa, el cual es de 205,82 \$/kWh durante el periodo analizado. Si se compara con el precio máximo de 1942,62 \$/kWh y el mínimo de 38,40 \$/kWh, se puede apreciar la amplia variación en los precios. Además, se observa un alto valor de desviación estándar, lo que indica una alta dispersión de los datos con respecto a la media. Esto refleja la gran volatilidad que se evidencia en la bolsa de energía.

Con respecto a la distribución de los datos, se puede analizar el valor del coeficiente de asimetría, el cual en este caso es positivo. Esto indica que existe una mayor concentración de datos en el lado izquierdo de la gráfica, mientras que la cola derecha se extiende hacia valores más altos. Además, el alto valor de curtosis presentado indica una gran cantidad de datos en una de las colas de la gráfica, lo que aumenta la probabilidad de encontrar datos atípicos. Estas características pueden ser observadas en la Figura 15.

Figura 15. Distribución de los datos del precio de la energía en bolsa.



Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

Para determinar si la serie de datos sigue una distribución normal, se utilizó el método de Shapiro-Wilk implementado en Python. Este método establece dos condiciones que deben cumplirse para considerar que la distribución es normal.

La primera condición se basa en el valor de "p", el cual en este caso es de 0,05. Si el valor obtenido es inferior a este umbral, se puede concluir que la distribución de los datos no es normal.

La segunda condición se refiere al valor estadístico de prueba, el cual se encuentra en un rango entre 0 y 1. Si el valor se acerca a 1, indica que la distribución es normal. Por otro lado, si el valor se aleja de 1, se puede afirmar que los datos no siguen una distribución normal.

Tabla 4. Método de Shapiro-Wilk para el precio en bolsa de energía

Estadístico de prueba	0,669
Valor p	0
Resultado	Los datos no siguen una distribución normal

Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

Teniendo en cuenta el resultado obtenido en la Tabla 4, la serie de datos de los precios de la bolsa de energía presenta cierta complejidad en su implementación en los modelos predictivos y de optimización que se estudiarán en los próximos capítulos. Es fundamental considerar si las series de datos siguen una distribución normal o no, ya que esto juega un papel crucial en la implementación de los modelos.

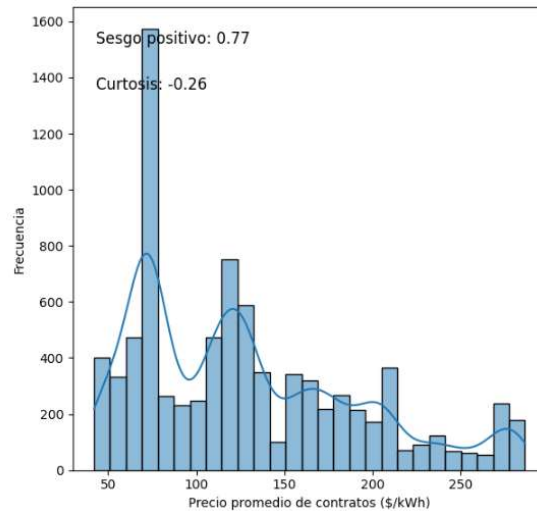
Tabla 5. Estadística descriptiva del precio promedio de contratos.

<i>Precio promedio de contratos</i>	
Media	175,21
Error típico	0,71
Mediana	167,48
Desviación estándar	45,20
Varianza de la muestra	2043,31
Curtosis	-0,48
Coefficiente de asimetría	0,67
Rango	163,53
Mínimo	116,89
Máximo	280,43

Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

En la Tabla 5 se presenta la estadística descriptiva para el precio promedio de los contratos. En esta serie de datos, se puede observar que, a diferencia de la serie anterior, existe una menor dispersión con respecto a la media. Esto se evidencia en una desviación estándar más moderada.

Figura 16. Distribución de los datos del precio promedio de los contratos.



Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

Al analizar la distribución de datos del precio promedio de los contratos, se puede observar una distribución multimodal. Esto implica que existen varios subgrupos con rangos de precios distintos, donde en cada subgrupo se presenta una moda distintiva.

Además, un aspecto interesante es la presencia de una curtosis negativa. Esto indica que habrá pocos valores atípicos en la distribución de datos, es decir, los datos se agrupan más cerca de la media y las colas de la distribución son más delgadas.

Tabla 6. Método de Shapiro-Wilk para el precio promedio de contratos.

Estadístico de prueba	0,92
Valor p	7,74e-42
Resultado	Los datos no siguen una distribución normal

Fuente: Elaboración propia con datos de XM [47].

Al analizar los resultados de la Tabla 6, se observa que el valor estadístico de prueba se encuentra en el rango de 0 y 1, lo cual indicaría que los datos podrían considerarse como una distribución normal. Sin embargo, el valor de "p" es inferior al umbral establecido de 0,05 para determinar la normalidad de los datos. Por lo tanto, el resultado del método indica que los datos no siguen una distribución normal.

Si se compara las dos series de datos analizadas, se puede observar que los contratos presentan una desviación estándar menor. Esto indica una menor volatilidad en el precio en relación con su valor promedio diario. Por lo tanto, los contratos se consideran activos que brindan mayor seguridad para la empresa que los adquiere.

Por otro lado, en la bolsa se observa una mayor dispersión de los precios con respecto a su valor promedio diario. Esto implica que es un activo más arriesgado para la empresa, pero que también puede generar buenas rentabilidades, aprovechando la venta de energía en los altos precios presentados en bolsa.

CAPÍTULO III. METODOLOGÍAS PARA EL PRONÓSTICO DE LOS PRECIOS DE LA ENERGÍA EN BOLSA.

Una vez definidos los factores que afectan al precio en la bolsa de energía, se procede a realizar una taxonomía de los modelos para pronosticar el precio de la energía en el mercado spot. Para esto, se toman como referencia históricos de precio, recursos hídricos, demanda de energía y PIB, ya que son los factores que tienen correlación con el precio de la energía en bolsa, evidenciados en el capítulo anterior.

La predicción del precio en bolsa es realizada por los generadores con el objetivo de poder ofrecer un precio de energía competitivo, teniendo en cuenta los factores que pueden afectar la volatilidad de éste en el tiempo. Lo hacen para poder ser seleccionados en el despacho y, a su vez, maximizar sus utilidades por la venta de energía.

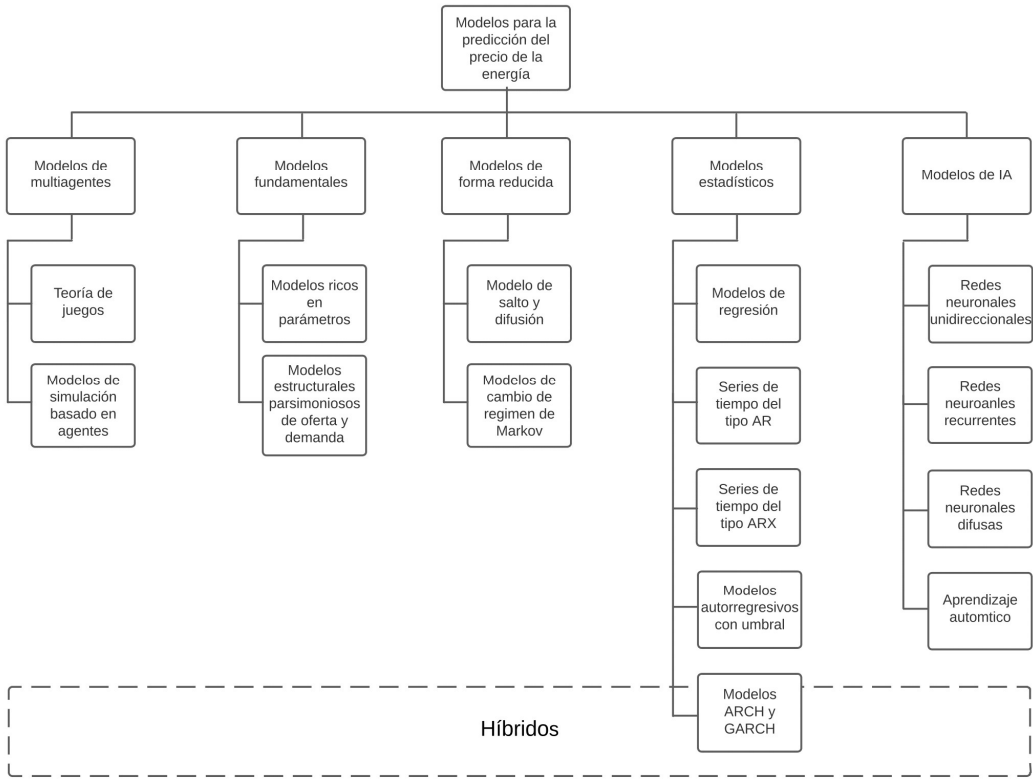
Para poder llevar a cabo la taxonomía de los modelos de predicción del precio en bolsa, se analizaron tres bases de datos bibliográficas: IEEE, Web of Science y Scopus. En ellas se buscó el estado del arte sobre los modelos de predicción del precio de la energía en bolsa, tanto en el mercado nacional como internacional. Además, se revisaron los documentos más citados sobre los modelos de predicción en las diferentes bases de datos.

En este capítulo, lo primero que se va a realizar es una clasificación de los métodos más usados para la predicción del precio en bolsa, según la revisión bibliográfica realizada. Se describirá cada uno de ellos. Seguido de esto, se van a analizar los modelos de predicción a nivel internacional y los realizados en Colombia. Se mostrarán los resultados de predicción y los errores obtenidos en la predicción.

3.1 CLASIFICACIÓN DE LOS MODELOS DE PREDICCIÓN DEL PRECIO DE LA ENERGÍA EN BOLSA.

Al realizar la revisión bibliográfica de los diferentes métodos para la pronosticación del precio en la bolsa de energía, se pudo evidenciar que se pueden clasificar de la siguiente manera: modelos de multiagentes, métodos fundamentales, modelos de forma reducida, modelos estadísticos y modelos con inteligencia artificial, como se muestra en la Figura 17 [59].

Figura 17. Clasificación de los modelos para la predicción del precio en bolsa.



Fuente: Elaboración propia adaptado de [59].

Como se puede evidenciar en la Figura 17 hay una gran cantidad de métodos para la pronosticación del precio de la energía, también hay modelos híbridos los cuales son combinaciones de estos para mejorar la selección de los datos, tiempos de respuesta y precisión a la hora de pronosticar el precio de la energía [59].

Se examino un análisis bibliográfico sobre las bases de datos de Scopus y Web of Science utilizando el software VOSviewer, que tenía la finalidad de identificar los modelos más utilizados por los autores para la predicción del precio de la energía y determinar cuáles de ellos son los más precisos entre los años 2014 al 2021. Los resultados obtenidos se pueden evidenciar en la Tabla 7 [60].

Tabla 7. Resultados de los modelos más precisos y citados por los autores para la predicción del precio de la energía.

Publicaciones científicas más citadas	Publicaciones científicas con mejores resultados en precisión
<ul style="list-style-type: none">• Redes neuronales.• ARIMA.• Aprendizaje automático.• Aprendizaje automático extremo.	<ul style="list-style-type: none">• ARIMA.• Modelos híbridos.• Arboles de decisión.

Fuente: Elaboración propia adaptado de [60].

Al analizar tanto la Figura 17 y la Tabla 7, se puede evidenciar que los modelos estadísticos, los modelos de inteligencia artificial y los híbridos son los más utilizados en los últimos años para la pronosticación del precio de la energía en bolsa.

Durante la selección de los modelos para el Pronóstico de Precios de Energía Eléctrica (EPF) en los mercados nacional e internacional, que se describirán más adelante, se descubrió que la gran mayoría pertenece a modelos reducidos, modelos de inteligencia artificial, métodos estadísticos y modelos híbridos que combinan dos o más de estos modelos.

Aunque se mencionarán y describirán otros métodos para el EPF, se profundizará en aquellos que son más utilizados para la predicción del precio de la energía.

3.1.1. Modelos de multi-agente. El mercado eléctrico puede considerarse como un entorno en el que participan reguladores, quienes necesitan simular normas para evaluar su eficiencia en el mercado, y los jugadores del mercado, quienes buscan simular sus decisiones con el fin de maximizar sus ganancias [61].

En la necesidad de simular eventos del mercado por parte de ambos participantes, aparecen los sistemas multiagentes (MAS) que simulan el rol de agentes generadores, consumidores, operadores de red, entre otros participantes dentro del mercado eléctrico. Esto permite analizar los posibles escenarios que se darían por las decisiones tomadas por los participantes o por factores que afecten la dinámica del juego del mercado [61].

Figura 18. Capacidades del MAS.



Fuente: Elaboración propia adaptada de [62].

Los sistemas multiagentes cuentan con la capacidad de lidiar con problemas grandes y complejos, modularidad y cooperación, inteligencia y autonomía, manejo de fuentes de datos y experiencia distribuidas, y extensibilidad y flexibilidad, como se evidencia en la Figura 18. Esto los convierte en una herramienta muy útil para modelar el mercado eléctrico [62].

Para la predicción del precio de la energía, el sistema multiagente (MAS) utiliza modelos de teorías de juegos, como el modelo de competencia Nash-Cournot y el método de la función de oferta y demanda de equilibrio (SEF), por último, usa modelos de simulación basados en agentes (ABM) [59].

3.1.1.1. Modelos de teoría de juegos. Estos modelos se basan en buscar posibles soluciones matemáticas a las diferentes estrategias planteadas por los participantes del mercado, que cambian sus curvas de oferta y sus costos marginales con la finalidad de maximizar sus ganancias en el tiempo [63].

Dentro de los modelos de teoría de juegos se encuentran los modelos de equilibrio, como el equilibrio de Nash, el modelo de Cournot, el modelo de Bertrand y el modelo de equilibrio de función de oferta y demanda (SEF). Siendo del modelo de Cournot una representación más precisa del mercado [61], [62].

El modelo de Nash-Cournot es un modelo competitivo que se presenta en un oligopolio donde las empresas deciden qué cantidades van a producir y luego las ofertan al precio de equilibrio Nash establecido con las demás empresas. Este modelo es el más común dentro de la teoría de juegos debido a su simplicidad conceptual, facilidad de cálculo y precisión en los resultados [64], [65].

Uno de los pocos modelos utilizados para el EPF es el de Claudio Ruibal y Mainak Mazumdar, donde consideran dos fuentes de incertidumbre: la disponibilidad de las unidades de generación y la demanda, para predecir el precio de la energía. Como resultado, se observa que una disminución del número de empresas en el mercado significaría un aumento en los precios de la energía [64].

3.1.1.2. Modelos de simulación basados en agentes. La simulación basada en agentes es una técnica utilizada para modelar y analizar los mercados de la electricidad. En esta técnica, se enfoca en la simulación de sistemas reales a partir de un conjunto de agentes autónomos que interactúan por medio de modelos realizados en software de simulación [66].

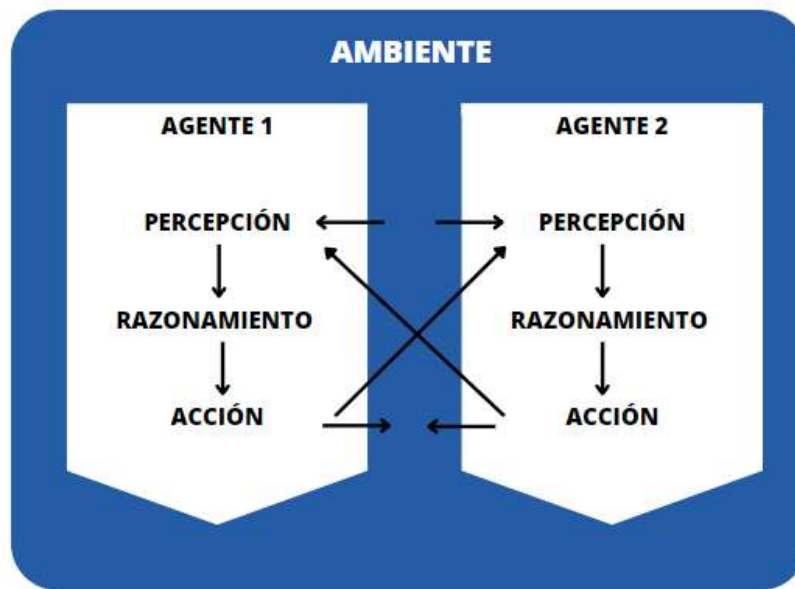
Un sistema ABM se compone de los siguientes tres elementos: entorno, agentes y reglas. El entorno es donde se ubican los agentes y puede dividirse en dos formas: redes o espacio espacial dividido en celdas. Las reglas son la guía para el cambio de estado del sistema y existen tres tipos de reglas: agente-agente, agente-entorno y entorno-entorno [66].

Las reglas agente-agente son las diseñadas para las acciones e interacciones entre los agentes. Las reglas agente-entorno guían el comportamiento de los agentes ante las variaciones en el entorno. Por último, las reglas entorno-entorno definen cómo se influyen los entornos entre sí [66].

Los agentes en los sistemas ABM cuentan con las siguientes características principales: Autonomía, heterogeneidad, adaptación y capacidad social. Características que le permiten

cumplir con sus objetivos dependiendo de la evolución de su entorno, interacción con los demás agentes, participación en diferentes grupos de agentes y toma de decisiones [66].

Figura 19. Interacción de agentes en un sistema ABM.



Fuente: Elaboración propia adaptado de [62].

Para el desarrollo de un ABM se tienen 3 fases: percepción, toma de decisiones y acción. La percepción se da por medio de la adquisición de datos del entorno. La toma de decisiones y acción se realizan por medio del razonamiento y de los cambios del entorno de manera autónoma por cada agente, tal como se evidencia en la Figura 19 [62].

Una vez explicado de manera resumida cómo funciona un ABM y cuáles son sus componentes, hay diferentes softwares de simulación empleados para el modelamiento de los mercados eléctricos los principales son: Sistema complejo de sistemas adaptativos para el mercado eléctrico (EMCAS), Sistema de ofertas estratégica de aprendizaje adaptativo (ALBidS) y sistema multiagente para simular el entorno del mercado eléctrico (MASCEM) [26].

Aunque el propósito de estos modelos no es la predicción como tal, sino el análisis e identificación de los diferentes comportamientos del sistema a partir de la interacción de los agentes. Se han aplicado a la predicción del precio de la energía por medio de modelos híbridos con inteligencia artificial, métodos estadísticos y teoría de juegos [59].

3.1.2. Modelos de fundamentales. Los modelos fundamentales, también conocidos como modelos estructurales, se utilizan para predecir el precio de la energía. Estos modelos buscan establecer, a través de métodos estadísticos e inteligencia computacional, relaciones entre factores fundamentales y el precio de la energía [59].

Dichos factores pueden ser la demanda de energía, los cambios climáticos, la capacidad de generación, los precios de los combustibles, entre otros. Estos serán las variables de entrada

de los modelos fundamentales con el fin de lograr la predicción del precio de la energía a corto o largo plazo [59], [67].

Al revisar la literatura, se pudo encontrar que estos modelos fundamentales se utilizan en soluciones híbridas entre modelos de series temporales, de regresión y redes neuronales para mejorar la predicción. Además, se pueden identificar dos tipos de modelos fundamentales: modelos ricos en parámetros y modelos estructurales parsimoniosos de oferta y demanda [59].

los modelos ricos en parámetros analizan una gran cantidad de variables para realizar la predicción del precio de la energía, mientras que los modelos parsimoniosos se basan en el análisis de la interacción entre la oferta y la demanda para predecir el precio de la energía [59].

3.1.3. Modelos de forma reducida. Los modelos estocásticos y cuantitativos de forma reducida son utilizados para replicar las características principales del precio de la energía, tales como las distribuciones marginales, la dinámica de los precios y las correlaciones entre los precios de los commodities [59].

Existen dos modelos que ayudan a utilizar la mínima cantidad de variables para realizar la predicción del precio de la energía sin afectar la precisión y a su vez obtener las principales características de los precios. Estos modelos son los de salto y difusión y el cambio de régimen de Markov [59].

3.1.3.1. Modelo de salto y difusión. Los modelos de salto y difusión son herramientas matemáticas que permiten analizar la evolución del precio de la energía y los saltos repentinos que se presentan durante su evolución. Debido a esto, son útiles para modelar la volatilidad del precio de la energía en la bolsa a lo largo del tiempo [59].

Los diferentes modelos de salto y difusión que se encuentran en la literatura parten de la ecuación diferencial estocástica (5) para el incremento del precio spot de la electricidad [59].

$$dX_t = \mu(X_t, t)dt + \sigma(X_t, t)dW_t + dq(X_t, t) \quad (5)$$

Donde, X_t es la variable que describe el estado del sistema en el tiempo t , $\mu(X_t, t)dt$ es la tasa determinística del sistema o termino determinístico, $\sigma(X_t, t)$ es la magnitud de las fluctuaciones generadas por el término estocástico dW_t y $dq(X_t, t)$ son los incrementos de un proceso de salto puro [59].

Cuando se presenta un salto en el precio, este tiende a volver a su normalidad por medio de un proceso de reversión a la media. Este proceso se conoce como salto-difusión con reversión a la media (MJRD), donde el termino determinístico se representa con la ecuación (6) [59].

$$\mu(X_t, t) = \alpha - \beta X_t \quad (6)$$

Donde la tasa determinística del sistema va a ser la diferencia entre α , que es el nivel de reversión a largo plazo, y β , que es la velocidad de reversión a la media del proceso X_t [59].

Según la revisión de la literatura, se encontró que los modelos de salto-difusión se combinan con modelos estadísticos para la predicción del precio de la energía, teniendo en cuenta el histórico de los precios y las consideraciones de los factores que lo afectan directamente para la predicción.

3.1.3.2. Modelos de cambio de régimen de Márkov. Los modelos de cambio de régimen de Márkov se utilizan para modelar los cambios en el comportamiento de una serie temporal a lo largo del tiempo, mediante dos o más regímenes separados con diferentes procesos subyacentes. Esto significa que los parámetros de un proceso subyacente pueden cambiar temporalmente y luego volver a su estructura original [68].

Por este motivo, los modelos de Márkov permiten mantener la parsimonia del modelo y, a su vez, capturar las características principales del precio de la energía. Además, en estos modelos se permiten los picos de manera recurrente y el retorno de los precios después de un pico al régimen base establecido. Esto se debe a que el cambio de régimen admite cambios temporales en la dinámica del modelo [69].

Para la calibración de los modelos de Márkov se deben seguir los siguientes pasos: primero, se debe acordar el número de regímenes. Uno puede ser para el régimen base, otro para modelar los picos del precio de la energía y, dependiendo de la capacidad computacional, se puede añadir otro régimen para capturar los precios más extremos [69].

En segundo lugar, se deben seleccionar los procesos estocásticos para definir la dinámica de los precios en cada uno de los regímenes establecidos. Finalmente, se debe establecer la dependencia entre cada uno de los regímenes. Puede tratarse de regímenes dependientes, donde el cambio de un régimen no es constante en el tiempo, o regímenes independientes, donde el cambio de régimen es constante en el tiempo [69].

3.1.4. Modelos estadísticos. Los modelos estadísticos para pronosticar el precio de la energía se basan en datos históricos del precio y de los factores económicos, geopolíticos y meteorológicos que lo afectan. Estos datos son los valores de entrada que, mediante un modelo estadístico, se usan para pronosticar el precio de la energía. Posteriormente, se analiza la precisión del modelo mediante estimadores de error [59].

Los modelos estadísticos se pueden clasificar en modelos de regresión, autorregresivos y series de tiempo. Debido a que estos modelos son limitados en su capacidad para modelar comportamientos no lineales en los precios y factores que los afectan, a menudo se combinan con modelos de inteligencia artificial para mejorar la precisión de las predicciones de precios [59].

3.1.4.1. Modelos de regresión. El modelo de regresión múltiple (MLRM) es un modelo estadístico en donde se presenta una relación lineal entre las variables predictivas o dependientes, Y , y las variables independientes X , siendo estas últimas las que tiene un efecto causal sobre las variables dependientes del modelo, siendo utilizadas para explicar el comportamiento de estas variables [70].

Un modelo se considera de regresión múltiple cuando en él se presenta más de una variable independiente, donde una variable dependiente y un conjunto de $n + 1$ variables independientes tienen un comportamiento directo y proporcional, además de tener una componente de incertidumbre o aleatoriedad entre ellas, que se refleja en un término de error. El modelo de regresión múltiple lo representa la ecuación (7) [71].

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1,i} + \beta_2 x_{2,i} + \dots + \beta_k x_{k,i} + e_i \quad (7)$$

Donde, k es el numero de variables predictoras, $\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 \dots + \beta_k$ son los coeficientes de regresión y e_i es el termino de error. Por lo tanto, los valores de β_j puede ser optimizados minimizando la suma de cuadrados del término de error (SSE) con la ecuación (8) [71].

$$Y = X\beta + E \quad (8)$$

Aquí, Y es un matriz $N * 1$ de los últimos N valores medidos en y_i , β es una matriz $(k + 1) * 1$ de los valores e_i y X se obtiene de la ecuación (9) [71].

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_{1,1} & \dots & x_{1,k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{N,1} & \dots & x_{N,k} \end{bmatrix} \quad (9)$$

El SSE puede ser minimizado y los valores óptimos de β_j pueden ser seleccionados mediante la ecuación (10) [71].

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (10)$$

En la ecuación anterior, $\hat{\beta}$ contiene los valores optimizados de los coeficientes lineales [71].

Por lo anteriormente mencionado, los modelos de regresión lineal son muy populares para la predicción de la energía. Debido a que con estos se puede predecir el precio de la energía a partir de los factores principales que afectan el precio. Además de que estos modelos se combinan con otros métodos más sofisticados para mejorar la predicción [59].

3.1.4.2. Modelos de series de tiempo del tipo AR. Los modelos de series de tiempo son modelos estadísticos que se utilizan para analizar y predecir patrones en series de datos que varían a lo largo del tiempo. Estas series pueden ser estacionarias, es decir, que la varianza, media y covarianza presentan un comportamiento constante a lo largo del tiempo, o no estacionarias, lo que significa que su comportamiento estadístico no es estable con el paso del tiempo [72].

Uno de los modelos de series de tiempo para la predicción del precio de la energía son los modelos autorregresivos AR, ARMA, ARIMA y SARIMA, los cuales utilizan observaciones previas de la variable de interés para realizar la predicción. Es decir, en vez de basarse en factores externos como los modelos regresivos, utilizan los valores históricos de la variable para realizar la predicción [59].

Los modelos AR y ARMA solo permiten la modelación de series de tiempo si los datos son estacionarios, mientras que para los modelos ARIMA y SARIMA se realiza un proceso de diferenciación para transformar los datos no estacionarios en estacionarios y así poder llevar a cabo la modelación a través de un modelo ARMA [63].

El modelo autorregresivo AR modela el precio de la electricidad como la suma del error estocástico y la combinación lineal de los precios históricos, donde el error estocástico es la diferencia entre el valor observado y el valor predicho por el modelo en un instante de tiempo dado [73]. El modelado se realiza con la ecuación (11).

$$y_t = q + a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} \dots + a_p y_{t-p} \quad (11)$$

Donde, y_t es el valor de la serie de tiempo en el tiempo t , a_1, a_2, \dots, a_p son los coeficientes autorregresivos para los anteriores p y q es una constante [72].

El modelo de media móvil MA especifica que la variable de respuesta es la suma del valor promedio y el valor promedio móvil de los errores aleatorios de la serie de tiempo [73]. El modelo se realiza con la ecuación (12).

$$y_t = m + \beta_1 n_{t-1} + \beta_2 n_{t-2} \dots + \beta_q n_{t-q} \quad (12)$$

Donde, y_t es el valor de la serie de tiempo en el tiempo t , $\beta_1 + \beta_2 \dots + \beta_q$ son los coeficientes de media móvil que establecen la relevancia de los errores pasados en el modelo y m es una constante o el valor medio de la serie temporal [72].

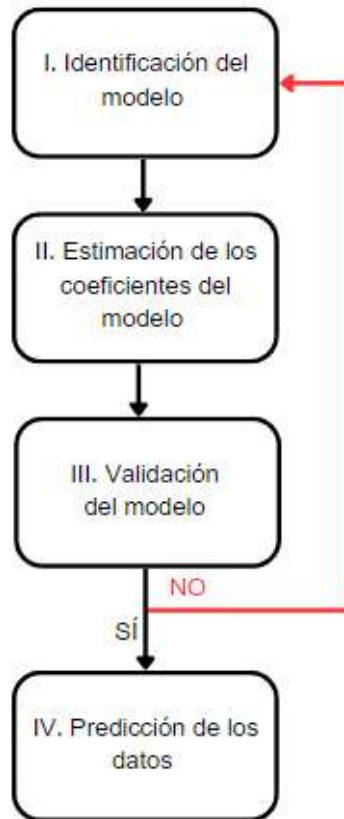
El modelo autorregresivo con media móvil (ARMA) supone que el valor de la predicción será una función lineal de las observaciones pasadas del modelo AR y los errores aleatorios del modelo MA. Para una serie de tiempo y_t , la variable predicha se calcula de la ecuación (13) [73].

$$y_t = q + a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} \dots + a_p y_{t-p} + \beta_1 n_{t-1} + \beta_2 n_{t-2} \dots + \beta_q n_{t-q} \quad (13)$$

Donde, desde a_1 hasta a_p son los coeficientes autorregresivos (AR), desde β_1 hasta β_q son los coeficientes de media móvil (MA), por último, q representa una constante o el valor promedio de la serie temporal [72].

Los modelos anteriores funcionan cuando las series son estacionarias. Si no lo son, se debe realizar un modelo de integración donde se lleva a cabo una diferenciación d veces hasta que se vuelvan estacionarias. Esto se conoce como un modelo ARIMA (p, q, d), donde p son los términos autorregresivos, q son los términos de promedio móvil, y d es el número de veces que la serie se diferencia para volverla estacionaria [74].

Figura 20. Metodología Box-Jenkins para la estimación de un modelo ARIMA.



Fuente: Elaboración propia adaptado de [72].

Para la estimación del modelo ARIMA se utiliza la metodología de Box-Jenkins, como se muestra en la Figura 20. Primero se identifica el orden del modelo, es decir, p y q , a través de ecuaciones de correlación. Luego, se procede a estimar los coeficientes del modelo utilizando el método de máxima verosimilitud no lineal y el método de máxima verosimilitud gaussiana [74].

En la fase 3, se valida el modelo utilizando el Criterio de Información de Akaike (AIC), donde se considera que el modelo ARIMA con el valor mínimo de AIC es el adecuado. Si el modelo no pasa la validación, se regresa a la fase de identificación. Si el modelo supera la fase de validación, se procede a la última etapa, que es la predicción de los datos [74].

Los modelos anteriores no permiten modelar los patrones estacionales del precio de la energía, los cuales son influenciados por aumentos en la demanda en días específicos de la semana, las horas pico del día y los cambios climáticos en las temporadas de invierno y verano, los cuales afectan el precio de la energía [74].

El modelo autorregresivo SARIMA permite el modelado de patrones estacionales y no estacionales. La notación general del modelo es $ARIMA(p, d, q) * (P, D, Q)_s$, siendo el último el que representa la parte estacional y 's' el número de observaciones en la parte estacional. Por ejemplo, siete para series diarias con periodicidad semanal, 24 para series horarias con periodicidad diaria, etc. El modelo SARIMA se representa mediante la ecuación (14) [59].

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D x_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)e_t \quad (14)$$

Donde, x_t es la componente en el tiempo que se está modelando, B es el operador de retraso, D es el número de diferencias estacionales, d es el número de diferencias no estacionales, S es la duración del período, p, q son los coeficientes del modelo AR y MA, θ_Q son los coeficientes de la media móvil estacional para los Q errores de pronósticos estacionales y e_t es el termino de error [75].

3.1.4.3. Modelos de series de tiempo del tipo ARX. Como se evidenció en la sección 2, el precio de la energía se ve afectado por variables fundamentales, principalmente las condiciones climáticas y los niveles de demanda de energía. Por este motivo, para capturar la relación entre el precio de la energía y los factores fundamentales o variables exógenas, se utilizan los modelos autorregresivos con variables exógenas: ARX, ARMAX, ARIMAX y SARIMAX [76].

Estos modelos se pueden ver como una ampliación de los modelos AR, ya que además de capturar las observaciones pasadas del comportamiento de la variable, también tienen en cuenta las variables presentes y pasadas de los factores fundamentales para la predicción del precio de la energía [59]. El modelo ARMAX se puede expresar de manera compacta con la ecuación (15).

$$\phi(B)P_t = \theta(B)\varepsilon_t + \sum_{i=1}^k \psi^i(B)v_t^i \quad (15)$$

Donde i es el orden de los factores exógenos v^1, \dots, v_k , que podrían ser perfiles de carga, capacidad de generación y aportes hídricos, por último ψ^i es una notación abreviada de $\psi^i(B) = \psi_0^i + \psi_1^i B + \dots + \psi_{r_i}^i B^{r_i}$ para los ψ_j^i coeficientes [76]. También el modelo ARMAX se puede expresar como una función de transferencia con la ecuación (16).

$$X_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)}\varepsilon_t + \sum_{i=1}^k \tilde{\psi}^i(B)V_t^{(i)} \quad (16)$$

Donde $\tilde{\psi}^i$ son los polinomios de coeficientes apropiados para el modelo. Para $\phi(B) = 1$ se obtiene el modelo de regresión dinámica del modelo ARX. [59]

3.1.4.4. Modelos autorregresivos con umbral (TAR). Los modelos autorregresivos con umbral (TAR) son una extensión de los modelos AR en los que se utiliza un umbral T para definir el cambio de régimen o cambio de comportamiento de una variable observable v_t debido a circunstancias del mercado que afecten su volatilidad. Los modelos TAR se pueden modelar con la ecuación (17) [76].

$$\begin{cases} \phi_1(B)P_t = \varepsilon_t, & v_t \geq T, \\ \phi_2(B)P_t = \varepsilon_t, & v_t < T, \end{cases} \quad (17)$$

Donde $\phi_i(B)$ es una notación abreviada de $\phi_i(B) = 1 - \phi_{1,i}B - \dots - \phi_{i,i}B^p$, $i = 1, 2$ y B es el operador de la variable rezagada. Cabe aclarar que el modelo puede incluir múltiples regímenes, pero por simplificación solo se usaron dos. En la ecuación se pueden cambiar los

modelos AR por modelos ARX y así convertir el modelo TAR a uno TARX con variables exógenas [76].

También existen expansiones de los modelos TAR. El primero es el modelo SETAR, donde la variable umbral se toma como el valor rezagado de la serie de tiempo, es decir, $v_t = P_{t-d}$. Además, el modelo TAR puede ser modificado para permitir una transición gradual entre regímenes, generando un modelo Smooth Transition AR (STAR). Por último, para esta transición se usa una función logística generando el modelo Logistic STAR (LSTAR) [76].

3.1.4.5. Modelos autorregresivos ARCH y GARCH. Los modelos autorregresivos con heterocedasticidad condicional (ARCH) se basan en modelar los comportamientos no lineales de las series de tiempo generados por una varianza condicional no constante. Esto se conoce como heterocedasticidad, que se presenta cuando la varianza de los errores de un modelo estadístico no es constante en todo el rango de los datos [59].

Para lograr una parsimonia en el modelo ARCH, es decir, una mayor simplicidad, se implementa que la varianza condicional no solo dependa de los valores de la serie de tiempo, sino también de un promedio móvil de las varianzas condicionales pasadas. El modelo resultante es el modelo generalizado ARCH (GARCH), que se representa con la ecuación (18) [59].

$$h_t = \varepsilon_t \sigma_t, \text{ con } \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i h_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (18)$$

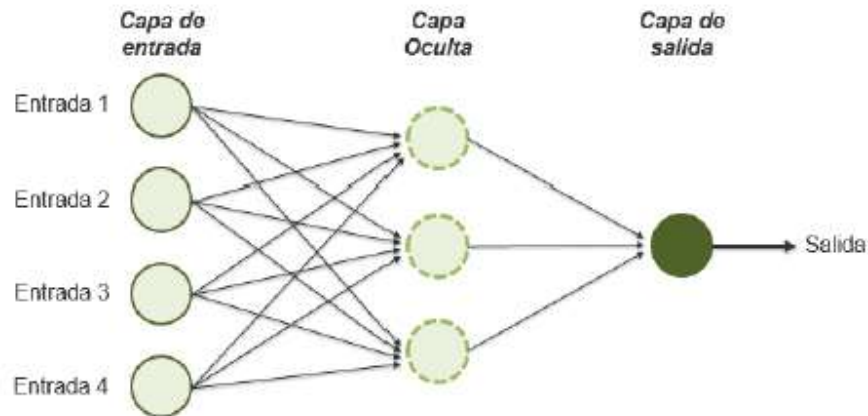
Donde ε_t son variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas con media cero y varianza finita, y los coeficientes α_i tienen que satisfacer $\beta_j \geq 0, \alpha_0 > 0$ para asegurar que la varianza condicional sea estrictamente positiva [59].

3.1.5. Modelos de inteligencia artificial. Los modelos de inteligencia artificial se caracterizan por aprender relaciones complejas y no lineales que son difíciles de simular con los modelos tradicionales. Algunos de los modelos de inteligencia artificial más utilizados para la pronosticación del precio de la energía son las redes neuronales unidireccionales, recurrentes y difusas [59], [63].

Las redes neuronales han sido utilizadas para la predicción del precio de la energía debido a que permiten modelar relaciones complejas entre la variable de respuesta y las variables predictoras. Estas redes se caracterizan por su tipo de arquitectura, la cual se asemeja a una red de neuronas [77].

Su composición es la siguiente: primero están las variables de entrada, que son la información que ingresa al modelo para el pronóstico; luego se encuentran las capas o nodos ocultos; y finalmente, se encuentran las salidas, como se evidencia en la Figura 21[77].

Figura 21. Estructura de una red neuronal.



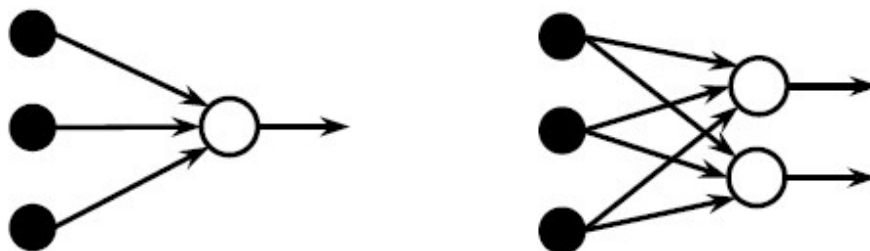
Fuente: [77].

Las conexiones entre capas tienen un parámetro llamado peso, el cual se ajusta para mejorar el rendimiento del modelo. Este proceso se conoce como entrenamiento. Durante este proceso, la red neuronal aprende a regular los pesos que conectan la capa de entrada y la capa oculta, así como los pesos que conectan la capa oculta y la capa de salida [78].

Las redes neuronales se pueden clasificar según su arquitectura y el tipo de algoritmo de aprendizaje. La arquitectura hace referencia a las conexiones neuronales y el algoritmo de aprendizaje permite el ajuste de los pesos de las conexiones. De acuerdo con esto, las redes neuronales se clasifican en redes neuronales unidireccionales, recurrentes y difusas [59].

3.1.5.1. Redes neuronales unidireccionales o feed-fodward.

Figura 22. Estructura de una red neuronal unidireccional de una capa.

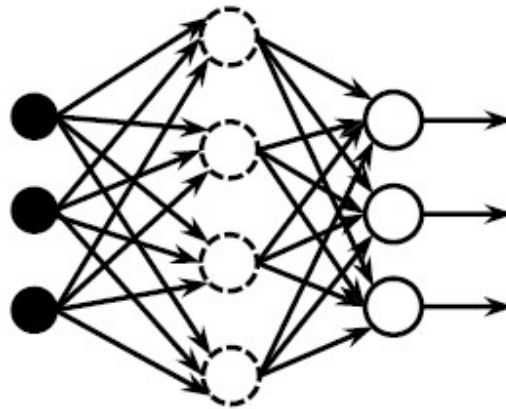


Fuente: [59].

La red neuronal unidireccional representada en la Figura 22 es una red neuronal de una sola capa o perceptrón. Esta red neuronal es similar a una regresión lineal, ya que no tiene capas ocultas. La predicción se realiza mediante una combinación lineal de las entradas y los pesos,

que representan los coeficientes de regresión. Estos pesos se seleccionan mediante un algoritmo de aprendizaje [59].

Figura 23. Estructura de una red neuronal unidireccional multicapa.



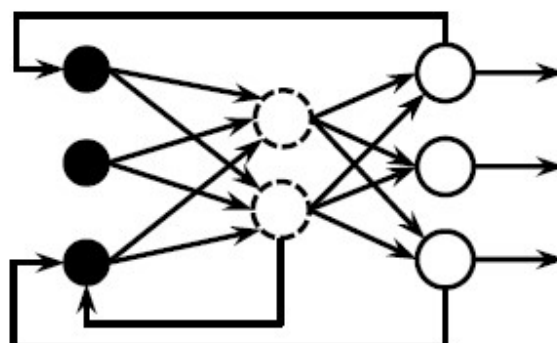
Fuente: [59].

Las redes unidireccionales multicapas representadas en la Figura 23 se pueden clasificar en perceptrón multicapa no lineal (MLP) y red de función de base radial. El MLP utiliza funciones no lineales en su capa oculta para modelar los datos de entrada, mientras que la red de función de base radial utiliza funciones de base radial en su capa oculta [59].

Además, para el entrenamiento de la red neuronal MLP se utiliza el algoritmo de retropropagación, que emplea funciones de valor continuo y aprendizaje supervisado. Por otro lado, la red neuronal multicapa utiliza el algoritmo de Levenberg-Marquardt, que es mucho más rápido que el de retropropagación [59].

3.1.5.2. Redes neuronales recurrentes.

Figura 24. Estructura de una red neuronal recurrente.



Fuente: [59]

La Figura 24 representa una red neuronal recurrente. A diferencia de la unidireccional, esta red no fluye en el mismo sentido, ya que existe una retroalimentación entre las capas ocultas, de salida y, de entrada. Esto permite utilizar la información anterior para procesar los datos actuales y realizar la predicción [79].

3.1.5.3. Redes neuronales difusas. La lógica difusa es una generalización de la lógica booleana, ya que en lugar de tomar valores de 0 o 1 en la entrada, permite rangos de variables cualitativas. Por ejemplo, la demanda de energía puede ser baja, media o alta. Esto permite generar salidas a partir de entradas difusas o ruidosas [59].

En el contexto de la predicción del precio de la energía, se puede utilizar la lógica difusa para incorporar entradas difusas como aportes hídricos, demanda y oferta de energía. Estas entradas pasan por un proceso de defuzzificación para producir salidas precisas, como por ejemplo, precios de energía para horas determinadas [59].

3.2 IMPLEMENTACIÓN DE UNA RED NEURONAL PARA PREDECIR EL PRECIO DE LA ENERGÍA EN COLOMBIA.

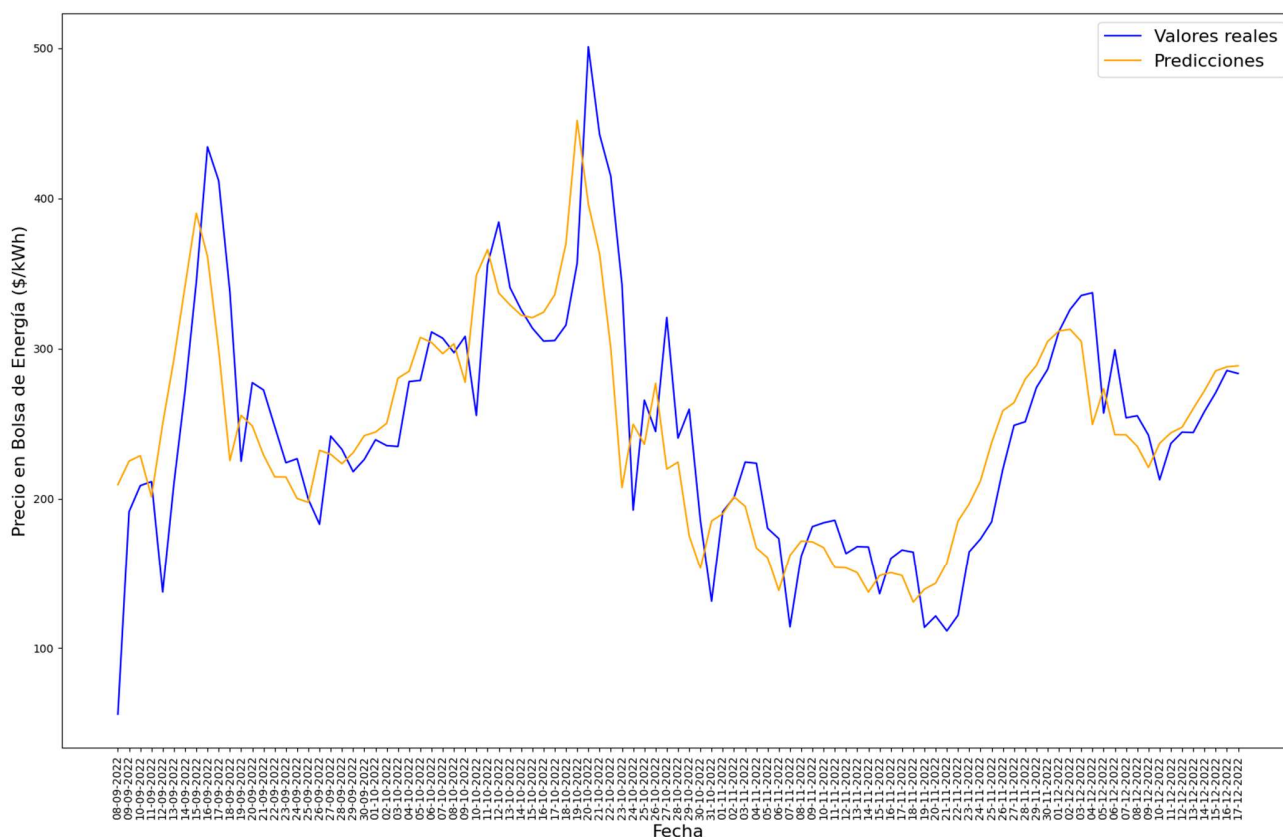
De los modelos anteriormente mencionados, se utilizó una red neuronal recurrente LSTM para predecir el precio de la energía en bolsa en Colombia. La red neuronal LSTM es una variante de las redes neuronales recurrentes que están diseñadas específicamente para trabajar con datos secuenciales y capturar las relaciones a largo plazo de esos datos.

Lo primero que se realizó fue a través del portal de XM obtener los datos con los que se va a entrenar y validar el modelo. Una vez se obtuvieron los datos, con la finalidad de reflejar el impacto de la inflación en el precio de la energía en bolsa, se ajustó la serie de datos con la inflación del año 2022, esto con la finalidad de mejorar la predicción del modelo.

La base de datos de precios diarios en bolsa de energía en Colombia va desde el año 2000 hasta 2022. El modelo se entrenó con el 98.8% de los datos y se utilizó el 1.2% de los datos restantes para la validación del modelo, lo que corresponde a 8286 datos de entrenamiento y 101 datos para la validación del modelo. Los datos de validación comprenden desde el 08-09-2022 hasta el 31-12-2022

Básicamente la composición del código se divide en la carga de la base datos, definición de los datos de entrenamiento y prueba, creación de la red neuronal, entrenamiento de la red y predicción del modelo. Para la revisión más afondo del código se refiere al lector al Anexo 1.

Figura 25. Resultados de la red neuronal recurrente LSTM.



Fuente: Elaboración propia.

Para evaluar la precisión de los resultados obtenidos en la Figura 25, se utilizó la medida de error RMSE, la cual observa la diferencia entre los valores predichos y los valores reales. El resultado de la diferencia promedio entre los datos predichos y reales fue del 48.50%, lo que representa un valor elevado. Esto evidencia la complejidad para predecir la volatilidad del precio en bolsa de energía.

CAPÍTULO IV. MODELO UTILIZADO PARA LA DEFINICIÓN DE UN PORTAFOLIO DE OFERTA DE GENERACIÓN.

Las empresas generadoras del mercado eléctrico, además de tener como función principal generar la cantidad de energía necesaria para suplir la demanda del país, también tienen como objetivo maximizar su rentabilidad con la energía producida. Por este motivo, tienen que implementar estrategias que les permitan optimizar su portafolio de energía.

Por lo tanto, los generadores tienen que implementar estrategias que les permitan definir cuánta energía van a ofrecer en el mercado de contratos bilaterales y spot, así como determinar cuánta de esa disponibilidad de energía van a destinar para participar en las subastas del cargo por confiabilidad [80].

Como se evidenció en el capítulo 2, se tendería a pensar que un generador elegiría disponer toda su energía en contratos bilaterales y reservar una cantidad restante para las subastas de cargo por confiabilidad, evitando de esta manera la exposición al riesgo del mercado spot. Sin embargo, estaría perdiendo la alta rentabilidad que se genera al vender energía cuando los precios están altos en el mercado spot [80].

Por ende, los generadores tienen que implementar métodos de predicción del precio de la energía, como los evidenciados en el capítulo 3, que les permitan saber en qué periodos de tiempo podrían exponer un porcentaje de generación de energía al mercado spot, para aprovechar la volatilidad del precio en dicho mercado [3].

En síntesis, las empresas de generación tienen que diseñar estrategias que les permitan diversificar su disponibilidad de generación en diferentes submercados para optimizar sus ganancias y tener en cuenta los riesgos asociados a dicha diversificación. Esto plantea el problema de optimización del portafolio de generación [81].

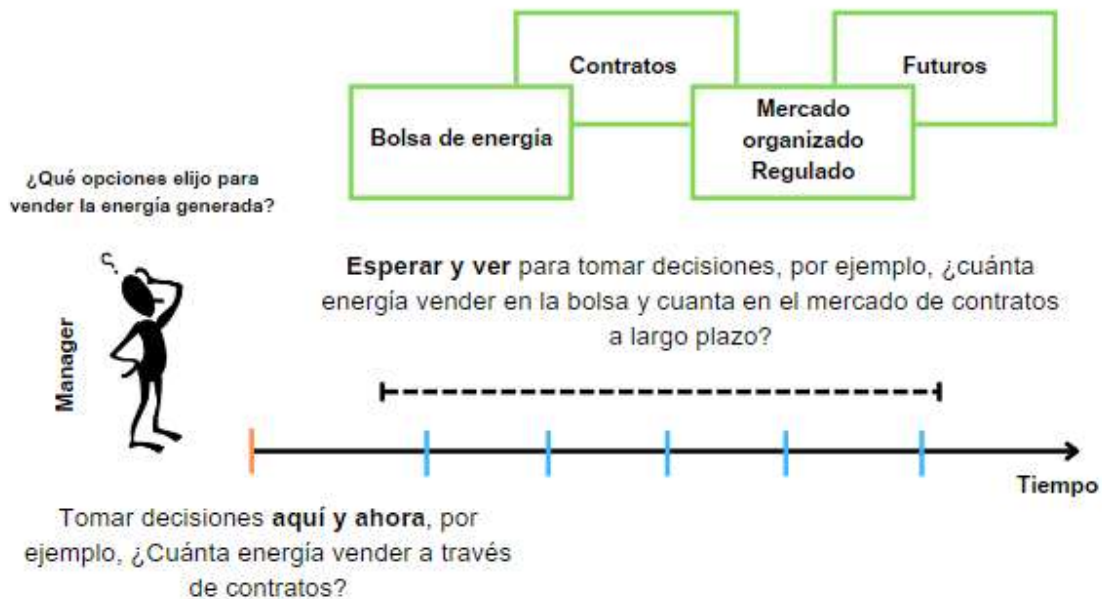
En este capítulo, se va a mostrar una de las metodologías utilizadas para la optimización del portafolio de generación y la definición del riesgo asociado a la diversificación. Además, se presentará una aplicación de dicha metodología en el mercado nacional e internacional.

4.1 OPTIMIZACIÓN DEL PORTAFOLIO DE GENERACIÓN.

Precisamente, cada una de las empresas de generación cuenta con un administrador de portafolios cuya función es construir el portafolio de inversión, buscando maximizar la rentabilidad y limitar los riesgos. Este agente se encarga de la diversificación del portafolio de inversión a través de contratos bilaterales, mercado spot, subastas del cargo por confiabilidad, entre otros, como se muestra en la Figura 26 [82].

Uno de los primeros parámetros que deben ser definidos por los encargados de las transacciones energéticas de la empresa es la durabilidad de los contratos a largo plazo y su precio. A diferencia del mercado spot, donde las transacciones son prácticamente instantáneas, estos contratos tienen un tiempo de entrega y fechas de vencimiento, lo que genera dificultades para la optimización del portafolio [82].

Figura 26. Problema de optimización del administrador de portafolios: definición de opciones comerciales eficientes para maximizar las ganancias.



Fuente: Elaboración propia adaptado de [82].

Los gerentes de las empresas de generación también enfrentan dos tipos de decisiones: "aquí y ahora" o "esperar y ver". La opción "aquí y ahora" implica decisiones que el gerente toma en el presente, como cuánta energía comprar y vender mediante contratos a largo plazo. Por otro lado, si decide "esperar y ver", le permite al gerente analizar los posibles comportamientos futuros del precio de la energía [82].

Para la asignación de manera óptima de la energía producida por un generador en un periodo de decisión, se ha utilizado el modelo de Markowitz o método de media varianza.

4.1.1. Modelo de Markowitz. El modelo de Markowitz, también conocido como modelo de media-varianza, busca determinar qué portafolios de inversión maximizan la rentabilidad y reducen la exposición al riesgo en la inversión de los activos de la empresa. Al conjunto de portafolios eficientes se le denomina la frontera eficiente [83]. Las ecuaciones (19) y (20) describen el modelo.

$$E(r_p) = \sum_{i=1}^N S_i * E(r_i) \quad (19)$$

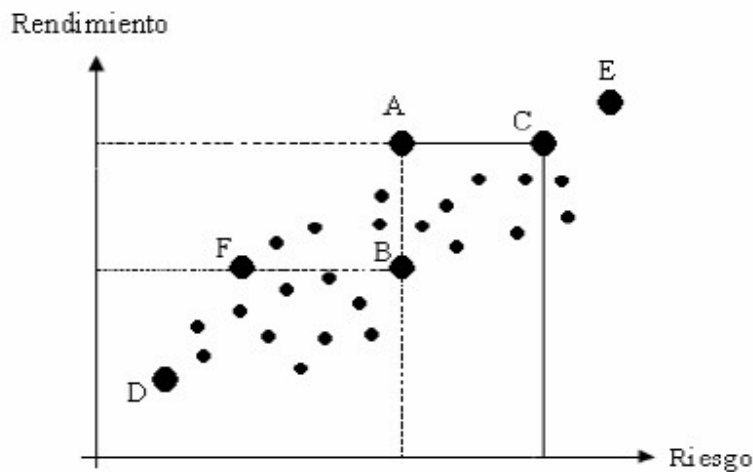
Donde, $E(r_p)$ corresponde a la rentabilidad esperada del por el portafolio p, S_i corresponde al peso de la acción i dentro del portafolio p (la sumatoria de todas las S_i es igual a 1) y $E(r_i)$ corresponde a la rentabilidad esperada por la acción i [84].

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N S_i * S_j * \rho_{ij} * \sigma_i * \sigma_j \quad (20)$$

Donde, σ_p^2 corresponde a la varianza o riesgo del portafolio, S_j y S_i corresponden al peso de la acción i y j respectivamente, la suma de manera individual debe dar 1, ρ_{ij} corresponde al coeficiente de correlación entre las dos acciones i y j , el coeficiente es 1 si la correlación es positiva y -1 si la correlación es negativa, por último σ_i y σ_j corresponden a la varianza de i y j respectivamente [84].

Si se grafican los resultados de los portafolios del modelo matemático en un eje cartesiano donde el eje Y es el rendimiento y el eje X es el riesgo, daría el siguiente resultado:

Figura 27. Ubicación de portafolios según rendimiento y riesgos.

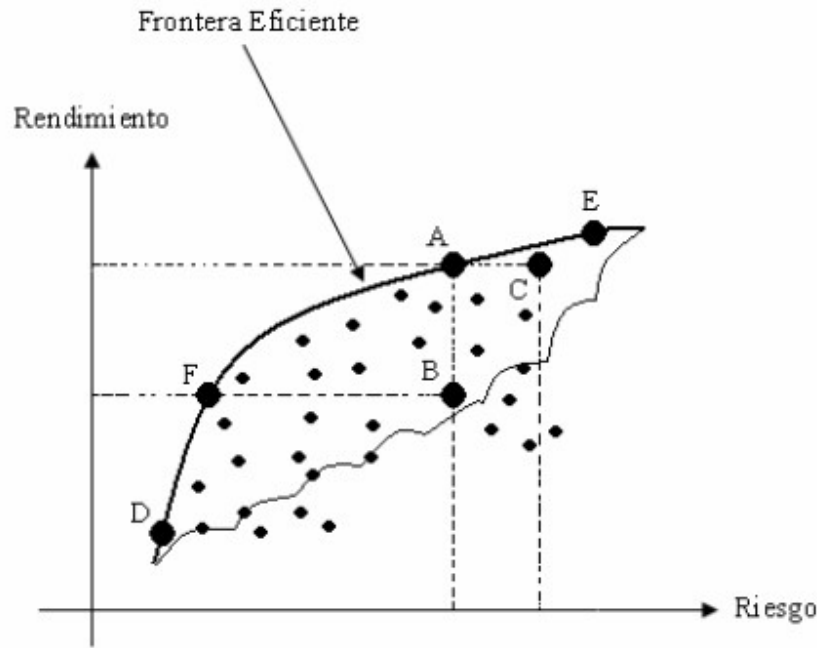


Fuente: [3].

Si se analiza la Figura 27, se puede evidenciar que hay portafolios que presentan un perfil de riesgo superior a otros, lo cual indica que estos portafolios son dominantes. Por ejemplo, el portafolio A tiene el mismo rendimiento que C, pero con un nivel de riesgo menor. Asimismo, el portafolio A tiene el mismo nivel de riesgo que B, pero un rendimiento mayor [3].

Al analizar el portafolio F, podemos observar que tiene el mismo rendimiento que B, pero una menor exposición al riesgo. Si unimos los portafolios dominantes, en este caso los puntos D, F, A y E, formaremos lo que se conoce como la frontera eficiente, tal como se evidencia en la Figura 28 [3].

Figura 28. Frontera eficiente.



Fuente: [3].

Aunque en el método de Markowitz se utiliza la varianza o desviación estándar para medir el riesgo de la rentabilidad de los portafolios, también se han utilizado otras medidas de riesgo, como el Valor en Riesgo (VaR por sus siglas en inglés) y el Valor en Riesgo Condicional (CVaR por sus siglas en inglés) [85].

El VaR representa la pérdida máxima que un portafolio de inversión puede experimentar bajo condiciones normales de mercado, en un instante de tiempo determinado y con un nivel de confianza definido [86]. El VaR para un activo lo define la ecuación (21).

$$VaR = Z_{1-\alpha} * S * \sqrt{\tau} \quad (21)$$

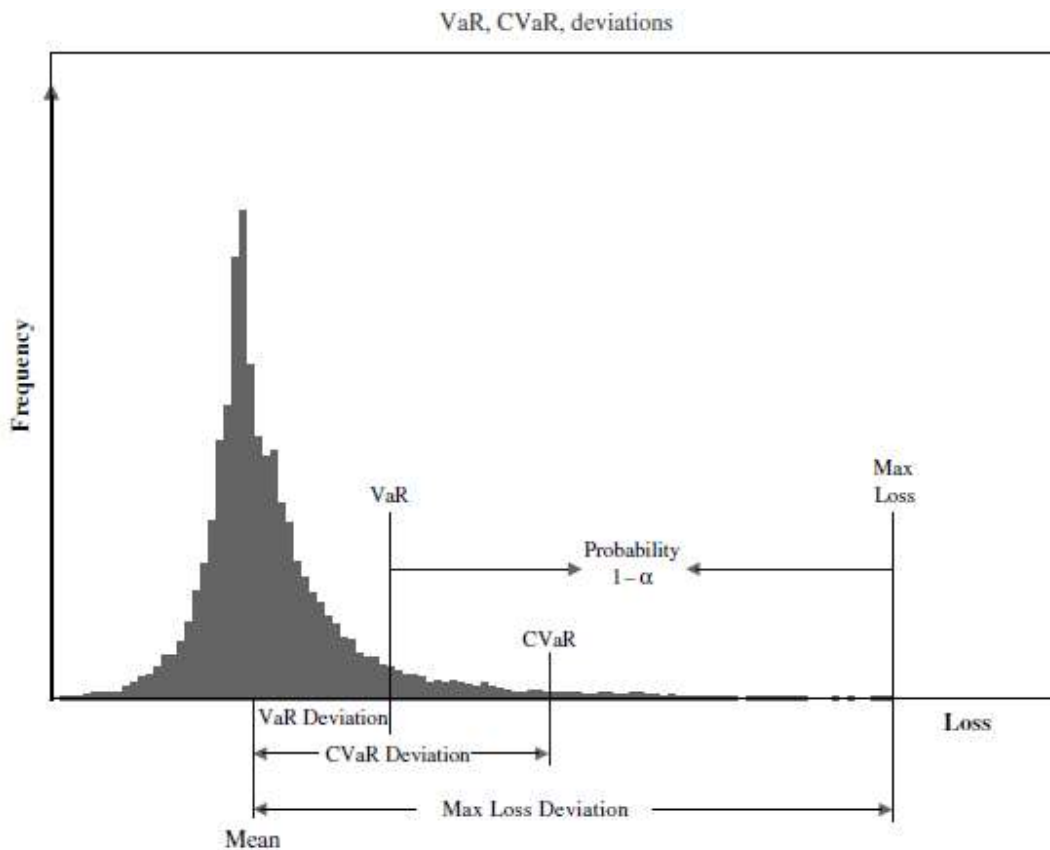
Donde, $Z_{1-\alpha}$ es el percentil $1 - \alpha$ de la distribución estándar para el nivel de confianza dado, S es el monto total de inversión que va a estar expuesta al riesgo, τ es el tiempo en el que se va a calcular el VaR y σ es la desviación estándar de la rentabilidad del activo [86].

El CVaR es una medida de riesgo que tiene la finalidad de medir las pérdidas que un portafolio puede sufrir después de superar el umbral establecido por el VaR. Es considerada una medida complementaria al VaR [86]. La ecuación (22) modela el CVaR para un activo.

$$CVaR = \lambda_{1-\alpha} * S * \sigma * \sqrt{\tau} \quad (22)$$

Donde, $\lambda_{1-\alpha}$ es el escalar estimado para el cálculo del CVaR, τ es el tiempo en el que se va a calcular el CVaR, σ es la desviación estándar de la rentabilidad del activo y S es el monto total de inversión que va a estar expuesta al riesgo [86]. De manera grafica el VaR y CVaR se pueden representar con la Figura 29.

Figura 29. Representación gráfica del VaR y CVaR.



Fuente: [87].

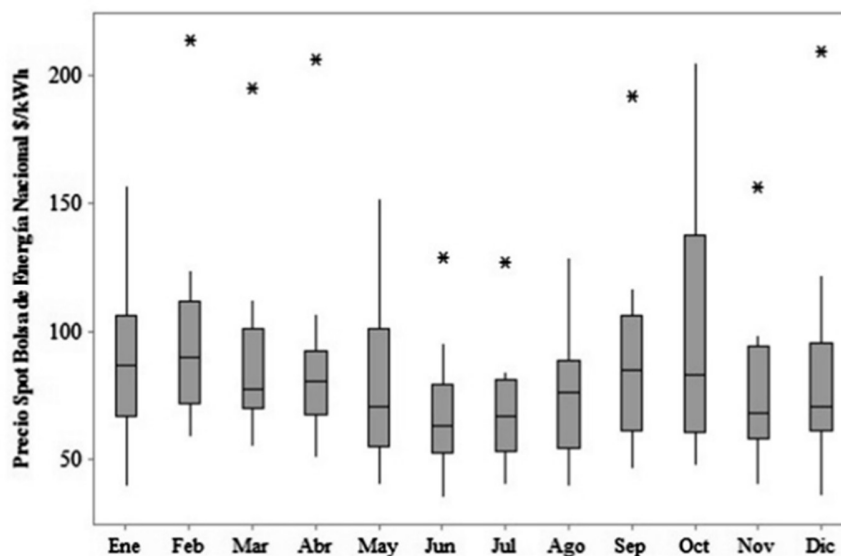
Una vez definida la metodología que permite a los encargados de las transacciones energéticas de la empresa optimizar sus portafolios de inversión, se mostrarán algunas de las aplicaciones que ha tenido la teoría de portafolios y análisis de riesgo en el mercado nacional e internacional.

4.2 APLICACIÓN DE LA OPTIMIZACIÓN DE PORTAFOLIO EN EL MERCADO DE ENERGÍA DE COLOMBIA.

En el mercado de energía en Colombia se destaca el trabajo realizado por Mónica Sánchez, Carlos A. Lozano y Diego Manotas en 2013, donde, mediante la simulación Monte Carlo y las mediciones de riesgo VaR y CVaR, realizaron la optimización de un portafolio de un generador para el mercado de contratos bilaterales y spot en Colombia [88].

Lo primero que realizaron fue analizar las series de datos históricos desde 2001 hasta 2011 del mercado spot y los contratos bilaterales para determinar el precio ponderado mensual de cada una de las variables. De esta manera, encontraron las series que son estacionarias en el modelo, como se evidencia en la Figura 30 [88].

Figura 30. Comportamiento de la serie de precios spot mensuales agregada por mes.



Fuente: [88].

Después, realizan los indicadores estadísticos de las series de precios diarios y mensuales del mercado spot, identificando la desviación estándar, media, mediana, varianza, los valores mínimos y máximos de ambas series, como se muestra en Tabla 8. Además, realizan una clasificación en franjas, como se evidencia en la Tabla 9.

Tabla 8. Indicadores estadísticos serie diaria y mensual de precios.

Estadística descriptiva de la serie diaria de los precios spot								
N	Media	Desv.Est.	CoefVar	Mínimo	Q1	Mediana	Q3	Máximo
3927	82.20	37.80	45.98	29.62	58.82	73.15	94.39	308.07
Estadística descriptiva de la serie mensual de los precios spot.								
N	Media	Desv.Est.	CoefVar	Mínimo	Q1	Mediana	Q3	Máximo
129	84.21	36.76	43.66	35.39	60.91	74.70	94.16	213.57

Fuente: [88].

Tabla 9. Franjas de precios spot por mes.

Franja		Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	oct	Nov	Dic
Alto	Máximo	157	214	195	206	152	129	127	129	192	205	156	209
	Ponderado	134	163	149	154	128	106	102	107	149	167	123	158
	Mínimo	96	107	101	92	101	79	81	89	106	110	94	86
Medio	Máximo	95	106	100	91	100	78	80	88	105	109	93	85
	Ponderado	85	89	80	80	71	65	68	78	83	82	71	71
	Mínimo	61	72	71	69	56	54	54	55	62	62	59	54
Bajo	Máximo	60	71	70	68	55	53	53	54	61	61	58	53
	Ponderado	52	66	65	59	50	45	46	47	53	55	52	46
	Mínimo	40	59	55	51	40	35	40	40	46	48	40	36

Fuente: Elaboración propia adaptado de [88].

También analizaron las series de datos de generación real de cada una de las plantas de generación de la empresa, las cuales constaban de 8 plantas de generación hidroeléctrica y una planta térmica, como se muestra en la Tabla 10. Además, estudiaron las series de precios de los contratos bilaterales y realizaron una clasificación de los mismos, así como de los costos CERE, tal como se evidencia en la Tabla 11 [88].

Tabla 10. Estadística descriptiva de la serie mensual de la generación real por planta (KWh).

Variable	N	Media	Desv.Est.	Mínimo	Q1	Mediana	Q3	Máximo
Planta 1	4,017	4,843,501	3,243,643	0	1,640,898	4,878,949	7,632,345	10,448,984
Planta 2	4,017	2,857,853	1,557,739	0	1,618,142	2,373,720	3,891,374	6,921,931
Planta 3	4,017	514,921	950,697	0	0	0	358,276	3,213,659
Planta 4	4,017	499,551	445,025	0	36,305	423,245	916,397	1,345,447
Planta 5	4,017	95,626	34,331	0	95,592	97,600	122,734	140,888
Planta 6	4,017	98,646	40,558	0	68,836	95,779	131,672	187,560
Planta 7	4,017	34,743	10,578	0	25,850	35,675	44,565	145,520
Planta 8	409	251,186	119,751	0	175,806	252,198	340,981	450,853
Planta 9	4,017	4,017	1,117,100	0	0	0	0	4,873,155

Fuente: Elaboración propia adaptado de [88].

Tabla 11. Indicadores estadísticos series de precios diarios y mensuales de contratos y serie mensual de CERE.

Serie diaria de precio medios de contratos								
N	Media	Desv.Est.	CoefVar	Mínimo	Q1	Mediana	Q3	Máximo
3958	82.57	19.54	23.66	51.54	71.02	71.84	103.45	122.95
Serie mensual de precios de contratos								
N	Media	Desv.Est.	CoefVar	Mínimo	Q1	Mediana	Q3	Máximo
130	82.61	19.62	23.75	52.38	70.72	73.74	103.45	122.84
Serie mensual del CERE								
N	Media	Desv.Est.	CoefVar	Mínimo	Q1	Mediana	Q3	Máximo
130	27.86	2.85	10.21	22.35	25.75	27.71	29.68	36.49

Fuente: [88].

Antes de realizar la simulación, establecen la ecuación de utilidad (23) y las ecuaciones de restricción (24), (25) y (26) consideradas por la empresa. También definen los escenarios de simulación como se evidencia en la figura 37.

Función de utilidad:

$$UO = \sum_{t=1}^T (IOVEC + IOVEB) - (CCRC + CCRB) - (GOV + GOA) \quad (23)$$

- IOVEC - Ingresos operacionales por venta de energía estimada en contratos a largo plazo, en un periodo t.

- IOVEB - Ingresos operacionales por venta de energía estimada en la bolsa de energía eléctrica, en un periodo t
- CCRC - Costos CERE estimados de la energía vendida en contrato, en un periodo t
- CCRB - Costos CERE estimados de la energía vendida en bolsa, en un periodo t
- GOV - Gastos operacionales de venta, en un periodo t
- GOA - Gastos operacionales de administración, en un periodo t

Restricciones consideradas por la empresa:

$$\%VEEC + \%VEEB = 100\% \quad (24)$$

$$70\% \leq \%VEEC \leq 90\% \quad (25)$$

$$IOVEB, CCRC, CCRB, GOV, GOA > 0 \quad (26)$$

- VEEC – Venta de energía estimada en contratos a largo plazo, en un periodo t
- VEEB – Venta de energía estimada en la bolsa de energía eléctrica, en un periodo t

Escenarios contemplados en el estudio se pueden ver en la Tabla 12.

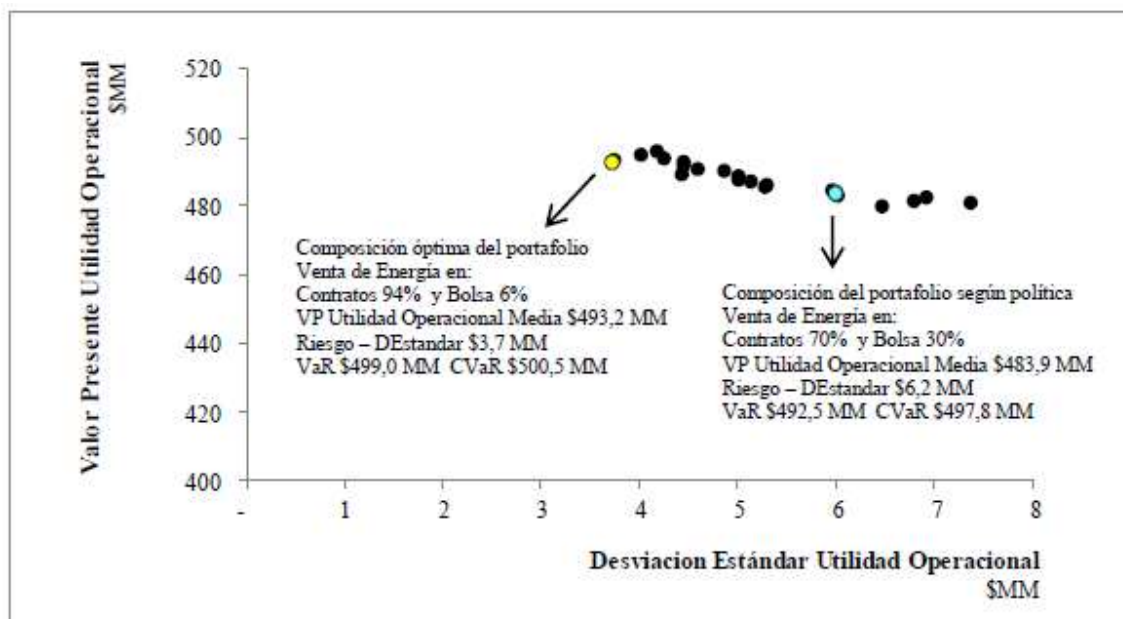
Tabla 12. Escenarios simulados.

Escenario 1	Escenario 2	Escenario 3
Los 36 periodos se simulan en la franja de precios medios.	De acuerdo con el comportamiento de precios spot reales de los años 2009, 2010 y 2011, cada periodo se simula de acuerdo con la franja de precios correspondiente; en este caso el año 2009 y 2010 presentan gran parte de los periodos en la franja de precios altos, el 2011 gran parte en la franja de precios medios.	Los periodos se simulan sin considerar las franjas de precios, se trabaja con el precio mínimo, promedio ponderado y el máximo presentado en cada mes, según la serie histórica.
% Participación en contratos: Se realizan 21 simulaciones, generando resultados del valor presente de la utilidad operacional para distintas participaciones desde 60 % hasta 100 %, con cambio cada 2 %.		
Se construye la frontera eficiente para cada escenario		

Fuente: [88].

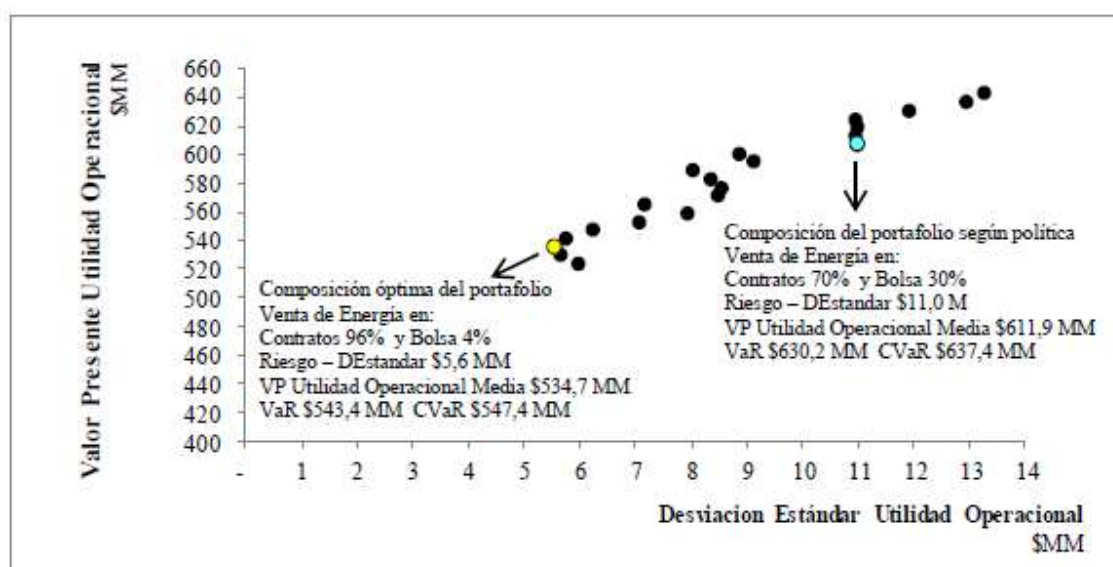
Los resultados que obtuvieron en la simulación para cada uno de los escenarios de muestran de la Figura 31 hasta la Figura 33. En estos resultados se puede evidenciar el concepto de frontera eficiente.

Figura 31. Resultado del valor presente de la utilidad operacional en el escenario 1.



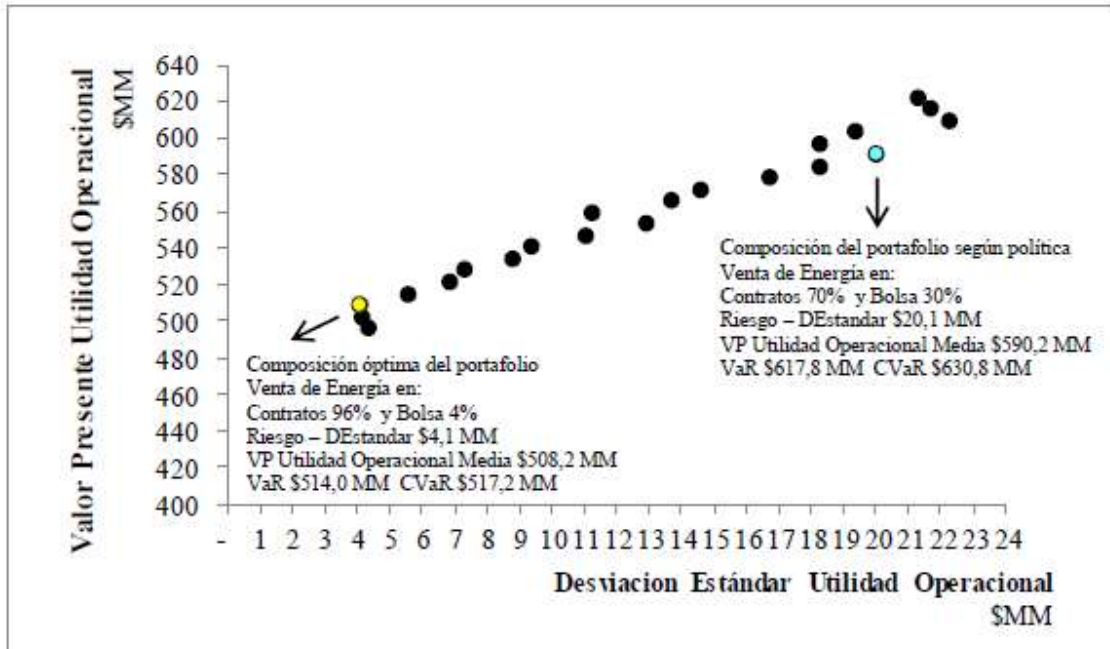
Fuente: [88].

Figura 32. Resultado del valor presente de la utilidad operacional en el escenario 2.



Fuente: [88].

Figura 33. Resultado del valor presente de la utilidad operacional en el escenario 3.



Fuente: [88].

Al analizar cada uno de los gráficos, los autores optaron por un portafolio en el cual el 70% de la energía se comercializa a través de contratos bilaterales y el 30% mediante la bolsa de energía. [88].

4.3 APLICACIÓN DE LA OPTIMIZACIÓN DE PORTAFOLIOS EN EL MERCADO INTERNACIONAL.

En el ámbito internacional, se destaca el trabajo realizado por N.M. Pindoriya, S.N. Singh y S.K. Singh en 2010, donde implementaron un sesgo en el modelo de media-varianza con la finalidad de permitir que el inversor seleccione un portafolio que se ajuste más a sus preferencias de rendimiento y riesgo [89].

En el modelo matemático propuesto por los autores, se introduce la tercera ecuación (27) objetivo que representa el sesgo. La ecuación (27) puede ser maximizada para obtener una mayor probabilidad de maximizar las ganancias o minimizada si se desea reducir la exposición al riesgo [89].

$$S^3(r_p) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N W_{pi} W_{pj} W_{pk} S_{ijk} \quad (27)$$

Donde W_{pi} , W_{pj} y W_{pk} representan los pesos de los activos i , j y k en el portafolio p respectivamente, S_{ijk} es la asimetría entre la rentabilidad de los activos i , j y k [89].

Una vez definidas las funciones objetivo por parte de los autores, utilizaron un método de enjambre de partículas para realizar la optimización. Si el lector desea revisar este método, se encuentra en la sección 3 del documento mencionado [89].

La aplicación de este modelo se llevó a cabo en el mercado eléctrico de Pensilvania, Jersey y Maryland (PJM), donde el precio de la energía varía según la zona en un momento dado. Para este estudio, se seleccionaron tres zonas: PECO, PEPCO y PENELEC, ubicadas en Filadelfia, el Distrito de Columbia y Pensilvania, respectivamente [89].

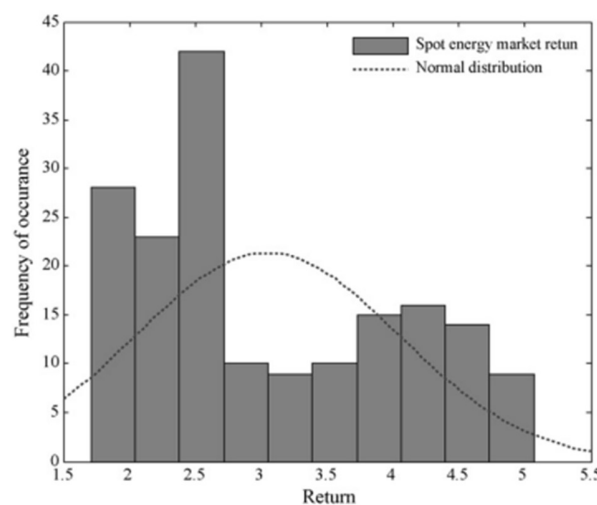
En el estudio, se proponen tres casos. En el primero, un generador cuenta con una unidad de generación de 455 MW ubicada en la zona PECO (área 1) [89]. Este mismo generador tiene tres contratos para vender su electricidad:

1. Comercio en el mercado spot local (área 1).
2. Contrato bilateral con el cliente en la zona PEPCO (área 2).
3. Contrato bilateral con el cliente en la zona PENELE (área 3).

Proponen que un generador ubicado en la zona PECO, el 31 de julio de 2007, se dispone a realizar la optimización de su portafolio de inversión para el periodo de agosto de 2007. El intervalo de negociación en el mercado es de una hora, lo que resulta en un total de 744 intervalos de negociación, los cuales tiene que tener en cuenta el generador [89].

Lo primero que realiza el generador es utilizar datos históricos y modelos de retorno para determinar si la rentabilidad de los activos sigue una distribución normal en el mercado spot. Los resultados obtenidos mediante las ecuaciones aplicadas muestran una asimetría positiva, la cual lo validaron graficando la desviación estándar, tal como se muestra en la Figura 34 en donde se puede evidenciar dicha asimetría [89].

Figura 34. Distribuciones de frecuencia de la rentabilidad del mercado spot de energía.



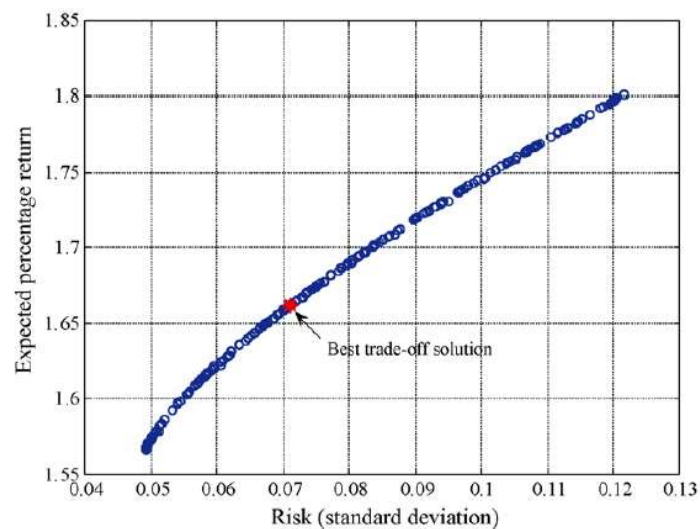
Fuente: [89].

Seguido de esto, los autores establecieron dos casos de contratos con diferentes conjuntos de precios y zonas como se muestra a continuación:

- Caso 1: $B2 = 51.2$ US \$ / MWh y $B3 = 41.0$ US \$ / MWh
- Caso 2: $B2 = 52.2$ US \$ / MWh y $B3 = 42.2$ US \$ / MWh

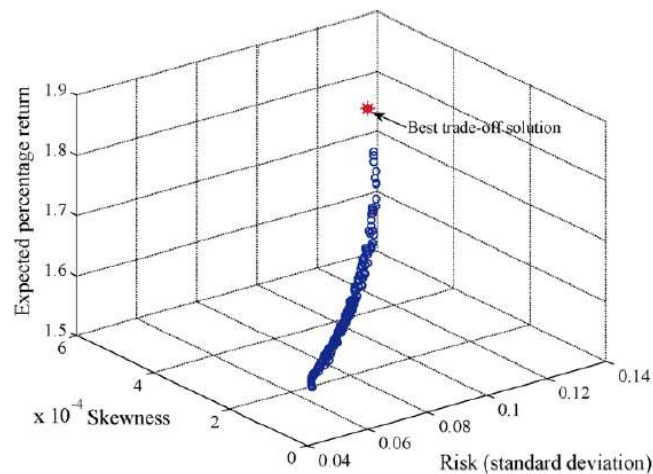
Luego, para el periodo de la simulación, los autores lo llevan a cabo mediante un algoritmo de optimización basado en la inteligencia de enjambres. Primero, lo utilizan para simular el método de media-varianza, donde analizan los rendimientos y el riesgo (Figura 35). Posteriormente, lo aplican al método de media-varianza y sesgo (Figura 36). Este último tiene en cuenta la distribución no normal de los rendimientos [89].

Figura 35. Frontera eficiente del modelo de media varianza.



Fuente: [89].

Figura 36. Frontera eficiente para el modelo de media varianza y sesgo.



Fuente: [89].

En la Figura 35 y Figura 36 se puede apreciar el concepto de frontera eficiente, donde se presentan las mejores opciones de los portafolios tanto por el método MV como por el método MVS. Además, la distribución del portafolio para los diferentes contratos se representa en la Tabla 13 [89].

Tabla 13. Soluciones de optimización de portafolio.

Precios de los contratos bilaterales	Modelo portafolio	Porcentaje de energía generada para cada una de las opciones			Retorno esperado
		Bolsa de energía	Contrato bilateral 1	Contrato bilateral 2	
$\lambda_2^B = 51.2 \text{ US\$/MWh}$	MV	0.4303	0.4182	0.1515	1.662
$\lambda_3^B = 41.0 \text{ US\$/MWh}$	MVS	1	0	0	1.8007
$\lambda_2^B = 52.5 \text{ US\$/MWh}$	MV	0.3877	0.3385	0.2738	1.6991
$\lambda_3^B = 42.2 \text{ US\$/MWh}$	MVS	0.9838	0.0162	0	1.7976

Fuente: [89].

En la Tabla 13 los autores concluyeron que un aumento en el precio del contrato bilateral se traduce en una mayor participación de la generación en los contratos bilaterales. Además, el modelo MVS presenta una mayor tasa de retorno, pero expone la mayoría de sus activos al mercado spot [89].

CAPÍTULO V. CONCLUSIONES.

1. Al realizar el análisis estadístico se pudo evidenciar que los precios en bolsa de energía exhiben una mayor variabilidad y presencia de valores extremos en comparación con los precios promedio de contratos. La alta dispersión, la asimetría positiva y la alta curtosis en los precios en bolsa indican una mayor volatilidad y la influencia de eventos atípicos que afectan el mercado eléctrico en Colombia. En contraste, los precios promedio de contratos presentan una distribución más cercana a la normalidad y una menor variabilidad. Estas diferencias pueden atribuirse a la complejidad y volatilidad inherente al mercado energético, lo que sugiere que la predicción precisa de los precios en bolsa puede ser desafiante y sujeta a fluctuaciones significativas.
2. El valor de RMSE obtenido por la red neuronal es del 48.50%, lo que indica que el modelo presenta un promedio de diferencia del 48.50% entre los valores predichos y los valores reales. A pesar de que hay margen para mejoras, este resultado sugiere que la red LSTM es capaz de identificar y aprovechar patrones complejos en los datos históricos para lograr predicciones relativamente precisas en el mercado de energía. La capacidad de realizar estas predicciones con cierto grado de precisión podría tener un impacto significativo en la toma de decisiones relacionadas con la gestión de recursos energéticos y la planificación estratégica por parte de las empresas generadoras de energía.
3. Por normativa de la CREG se comprobó que todos los generadores hidráulicos, térmicos y de generación variable deben reflejar sus costos variables en sus ofertas diarias enviadas al CND. Para los generadores hidráulicos, esto implica considerar el costo de oportunidad del agua, Las plantas térmicas deben considerar los costos incrementales de combustible, administración, operación y mantenimiento, así como los relacionados con la eficiencia de la planta. Además, las plantas térmicas deben reflejar los costos de arranque y parada. Por su parte, las plantas de generación variable deben considerar los costos de oportunidad asociados a las diversas alternativas para la generación de energía.
4. El mercado eléctrico colombiano exhibe una alta volatilidad en los precios en bolsa de energía. En este contexto, si un generador busca implementar un modelo predictivo para anticipar los precios de la energía, es aconsejable considerar enfoques como los modelos de series de tiempo ARX, redes neuronales, o una combinación híbrida de ambos. Estos modelos demuestran una mayor capacidad para capturar patrones complejos presentes en las series de datos, lo que en última instancia permite obtener pronósticos más precisos y efectivos.
5. Para la construcción de un portafolio de oferta de generación, según la revisión bibliográfica realizada, se identificó que las metodologías principales son la teoría de portafolios de Markowitz y los modelos de riesgo VAR y CVaR. Estas estrategias son sólidamente efectivas en la gestión de riesgos y decisiones en generación de energía. Al incorporar diversificación y análisis de riesgo, ofrecen una buena base para optimizar recursos y maximizar el rendimiento en el mercado energético.

CAPÍTULO VI. RECOMENDACIONES FUTURAS.

Este trabajo de grado se enfoca en presentar al lector la mayoría de las metodologías empleadas para el análisis de la oferta óptima en el mercado de la electricidad. Estas metodologías han evolucionado con los constantes avances tecnológicos de los últimos años, las nuevas normativas creadas por los entes reguladores para garantizar una competencia justa en el mercado eléctrico colombiano y la llegada de nuevas tecnologías de generación de energía eléctrica. Por lo tanto, las metodologías están en constante innovación, buscando resultados más precisos y rápidos, y adaptándose a los nuevos comportamientos de los agentes del mercado. Se propone como trabajo futuro lo siguiente:

- Realizar una investigación más profunda sobre los costos incurridos por las nuevas tecnologías aplicadas en la generación de energía, las cuales se reflejan posteriormente en el precio ofertado.
- Realizar una red neuronal recurrente LSTM con más variables de entrada, se propone implementar otra variable de entrada como serían el histórico de los aportes hídricos, esto con la finalidad de mejorar la predicción del modelo y reducir el valor RMSE del modelo.
- La mayoría de los documentos encontrados sobre la teoría de portafolios no tenían datos actuales de los precios en bolsa. Por lo tanto, se propone implementar la optimización de portafolio con datos actuales de los precios de la energía en bolsa.
- Emplear la metodología de optimización del portafolio de Markowitz para implementar la diversificación del portafolio de energía, no solo para el mercado de contratos bilaterales y la bolsa de energía, sino también teniendo en cuenta la generación que estará disponible para las subastas del cargo por confiabilidad y la participación en el mercado organizado regulado.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] CREG, “El mercado eléctrico colombiano.” Bogota, p. 44, 2008.
- [2] XM, “Estructura del mercado,” 2022.
- [3] J. Aristizábal Ospina and A. Bolívar Moreno, “Definición de portafolios de inversión en Colombia usando redes neuronales artificiales,” UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA, 2008.
- [4] Unidad de Planeación Minero - Energética (UPME), “Una visión del mercado eléctrico colombiano.” Bogota, pp. 1–110, 2004.
- [5] Superservicios, “Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios,” 2022. <https://www.superservicios.gov.co/Nuestra-entidad/quienes-somos>
- [6] CNO, “Concejo Nacional de Operación,” 2022. <https://www.cno.org.co/#slideshow-0>
- [7] CAC, “El Comité Asesor de Comercialización,” 2022. <http://www.cac.org.co/2016/html/quienes.html>
- [8] UPME, “¿Qué es el CAPT?,” 2022. <http://www.upme.gov.co/capt/quees.htm>
- [9] CREG, “Bases conceptuales sobre cuales se efectuarán los estudios para la definición de la metodología para remunerar los servicios del CND, el ASIC y el LAC.,” *Diario Oficial No. 46.129*, 2008.
- [10] XM, “¿Qué hacemos?,” 2022. <https://www.xm.com.co/nuestra-empresa/nosotros/que-hacemos>
- [11] J. C. Ariaz Gutiérrez and Sandra Milena Ribon Quiroz, “Pronóstico del precio de contratos de la energía en el largo plazo a través del método ANFIS.,” Universidad Nacional de Colombia, 2009.
- [12] D. F. Ossa L., “Análisis del comportamiento estratégico de los agentes generadores en el mercado eléctrico colombiano.,” Universidad Nacional de Colombia, 2012.
- [13] XM, “Cargo por confiabilidad,” 2022. <https://www.xm.com.co/transacciones/cargo-por-confiabilidad/descripcion>
- [14] J. Benavides and A. Cadena, “El Mercado de la Energía Eléctrica en Colombia: Características, Evolución e Impacto sobre otros Sectores.” Fedesarrollo, Bogotá, pp. 1–102, 2018.
- [15] A. Perez and J. Carabalí, “Un modelo sobre competencia en mercados de electricidad: contratos bilaterales en Colombia,” *Desarro. Soc.*, p. 26, 2021, [Online]. Available: https://www.redalyc.org/journal/1691/169165568004/html/#redalyc_169165568004_ref13
- [16] N. Londoño Aristizábal and M. Ortiz Echavarría, “Análisis del mercado de contratos del MEM en Colombia durante el último fenómeno de El Niño (2015-2016),” *Repos. EAFIT*, pp. 1–31, 2017.
- [17] C. F. Rojas, “Imperfecciones en el mercado eléctrico colombiano y comportamientos estratégicos de los agentes Un análisis desde la teoría de juegos para el mercado spot,”

Repos. EAFIT, pp. 1–38, 2016.

- [18] CREG, “Bolsa de energía,” *GOV.CO*, 2022. <https://www.creg.gov.co/bolsa-de-energia>
- [19] L. Acuña Guzman, “Modelo de cooperación para el sector eléctrico entre generadores y comercializadores,” *Universidad del norte*, 2007.
- [20] J. Agostini, “Monopoly and Oligopoly : Causes of Enterprises Closed in Venezuela . a Case Study in the Zulia State.,” *Rev. Negot.*, vol. 6, no. E-ISSN: 1856, pp. 46–73, 2011.
- [21] M. Juvenal Rojas, “La Estructura De Mercado Oligopólica,” *Universidad Autónoma Del Estado De México*. Toluca, pp. 1–53, 2015.
- [22] M. García, “¿Cómo calcular cuánto cuesta generar la energía eléctrica?,” *BID invest*, 2022. <https://www.idbinvest.org/es/blog/energia/como-calcular-cuanto-cuesta-generar-la-energia-electrica#:~:text=El costo nivelado de la,gas natural%2C etc>
- [23] M. V. Villalba Torres, “Estrategias de precio, producción y estructuras de mercado óptimas, en cadenas de suministro en un contexto de mercados imperfectos desde la teoría de juegos,” *Pontifica universidad Javeriana*, 2014.
- [24] Cooperativos, “Aplicación de la teoría de juegos al mercado de la energía eólica.” pp. 5–32, 2022.
- [25] M. Khazab, “What is a Multi-Agent System?,” *Linkedin*, 2021. <https://www.linkedin.com/pulse/what-multi-agent-system-mohammad-khazab>
- [26] G. Santos *et al.*, “Multi-agent simulation of competitive electricity markets: Autonomous systems cooperation for European market modeling,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 99, pp. 387–399, 2015, doi: 10.1016/j.enconman.2015.04.042.
- [27] Á. I. Arenas Molina, “Evolución de las tarifas de electricidad de usuarios residenciales antes y después de la reforma del mercado eléctrico de 1994.,” *Universidad Nacional de Colombia*, 2020.
- [28] J. G. Rendón, A. G. Hinestroza, and L. S. Moreno, “Determinantes del precio de la energía eléctrica en el mercado no regulado en colombia,” *Rev. Ciencias Estratégicas*, vol. 19, no. 26, p. 225, 2011.
- [29] C. C. Gonzales Garzón and J. Al. Espniel Barrero, “Determinantes del precio de la energía eléctrica en el mercado de energía de Colombia,” vol. 5, no. 3. Bogotá, pp. 1–38, 2019.
- [30] C. Delgado and M. Pérez, “Establecimiento de los costos de generación hidroeléctrica,” *Escuela superior politécnica del Litoral*, 2003.
- [31] Comisión Nacional de Energía, “Informe de costos de tecnologías de generación en Chile,” *Comisión Nacional de Energía*. Santiago de Chile, p. 63, 2020. [Online]. Available: <https://www.cne.cl/wp-content/uploads/2020/03/ICTG-Marzo-2020.pdf>
- [32] E. A. Agreda Cuenca, “Estimación Del Costo De Venta De Energía Eléctrica De Una Planta De Energía Virtual, Basado En La Elasticidad De La Demanda Aplicando Política De Pico Crítico.” *Universidad politénica salesiana*, Quito, pp. 1–25, 2021.
- [33] LQG, “Estudio Técnico y Económico para la determinación de las Tarifas en Barra Mayo

2020 – Abril 2021.” Miraflores, pp. 1–63, 2020.

- [34] CREG, *Resolución 55 de 1994*. Colombia: CREG, 1994, pp. 1–10.
- [35] L. Jimenez, “Costo de oportunidad en el valor económico del agua superficial para el uso agrícola en el Valle del Río Mala,” *Análisis científicos*, vol. 70, no. 3, pp. 128–139, 2019.
- [36] A. Oelker Behn, “Eficiencia en plantas de térmicas,” *Thermal Engineering Ltda.* pp. 1–6, 2022.
- [37] M. Poveda, “Modelamiento del precio de bolsa incluyendo costos de arranque y parada en el Mercado Eléctrico Colombiano,” Universidad Nacional de Colombia, 2012.
- [38] CREG, *Resolución 34 de 2001*. Colombia: CREG, 2001, pp. 1–15. [Online]. Available: https://gestornormativo.creg.gov.co/gestor/entorno/docs/resolucion_creg_0034_2001.htm
- [39] H. García, A. Correodor, L. Calderón, and M. Gómez, “Análisis costo beneficio de energías renovables no convencionales en Colombia,” *Fedesarrollo*. pp. 1–90, 2013.
- [40] CREG, *Resolucion 71 de 2006*. Colombia: CREG, 2006.
- [41] XM, “Costo equivalente de energía - CEE,” XM, 2022. <https://www.xm.com.co/operación/planeación/planeación-largo-plazo/costo-equivalente-de-energía-cee>
- [42] CREG, *Resolución 232 de 2015*. Colombia: CREG, 2015, pp. 1–3.
- [43] CREG, *Resolución 63 DE 2000*. Colombia: CREG, 2000, pp. 1–9. [Online]. Available: https://gestornormativo.creg.gov.co/gestor/entorno/docs/resolucion_creg_0063_2000.htm
- [44] Congreso de Colombia, *Ley 99 de 1993*. Congreso de Colombia, 1993, pp. 1–59.
- [45] A. isabel Perez Herrera, “Análisis del mercado de energía colombiano y estudio de sus posibles modificaciones.,” Universidad de los Andes, 2004.
- [46] J. A. Jaramillo and J. D. Solano, “Análisis de riesgos En proyectos de Generación de energía en colombia,” Universidad EAFIT, 2019. [Online]. Available: <file:///C:/Users/User/Downloads/fvm939e.pdf>
- [47] XM, “XM administradores del mercado eléctrico,” XM, 2022. <https://www.xm.com.co/>
- [48] J. A. Zapata Uribe, “Impacto del PIB, del gas natural y de los precios de la electricidad, en el consumo de energía eléctrica en Colombia,” *Repositorio EAFIT*. Medellín, pp. 1–59, 2011. [Online]. Available: <https://repository.eafit.edu.co/handle/10784/197>
- [49] Banco de la repulica de Colombia, “Producto interno bruto,” 2022. <https://www.banrep.gov.co/es/glosario/producto-interno-bruto-pib>
- [50] I. C. Díez Restrepo, “Proyección de precios de energía eléctrica de mediano plazo en el mercado colombiano mediante la aplicación del índice de Lerner,” Universidad EAFIT, 2015.
- [51] L. Gómez Cano, S. Catalina Cuellar, and R. Méndez Vargas, “Modelo de pronóstico para estimar el comportamiento del precio en bolsa de la energía en Colombia,” *Pensam. y*

Acción, no. 30, pp. 69–90, 2020, doi: 10.19053/01201190.n30.2021.12268.

- [52] J. Barrientos Marín and M. Toro Martínez, “La hidrología como predictor del comportamiento del precio de energía en bolsa,” *Perfil de Coyuntura Económica*, no. 25. Medellín, pp. 125–140, 2015. doi: 10.17533/udea.pece.n25a07.
- [53] Instituto del mar de Perú, “Índice Niño Oceánico (ONI),” 2022. [http://www.imarpe.gob.pe/imarpe/index2.php?id_seccion=I017809050000000000000000#:~:text=El Índice Niño Oceánico \(ONI,a partir del producto ERSST](http://www.imarpe.gob.pe/imarpe/index2.php?id_seccion=I017809050000000000000000#:~:text=El Índice Niño Oceánico (ONI,a partir del producto ERSST).
- [54] A. Acosta, “¿Qué hacemos con la hiperinflación de las tarifas de energía?,” *Razon Publica*, 2022. <https://razonpublica.com/hacemos-la-hiperinflacion-las-tarifas-energia/>
- [55] J. Acosta, “Las altas y bajas del dólar en lo que va del año 2017,” *Portafolio*, p. 1, 2017. [Online]. Available: <https://www.portafolio.co/economia/finanzas/las-altas-y-bajas-del-dolar-en-lo-que-va-del-2017-511292>
- [56] Portafolio, “Así fue el comportamiento y cierre del dólar en 2020,” *Portafolio*, 2020. [Online]. Available: <https://www.portafolio.co/economia/dolar-trm-en-colombia-asi-fue-el-comportamiento-y-cierre-del-precio-del-dolar-2020-547919>
- [57] CREG, “Disponibilidad para generación,” *CREG*, 2022. <https://www.creg.gov.co/disponibilidad-para-generacion>
- [58] A. Lopez Suarez, “La importación de energía desde Ecuador creció en más del 50%,” *Portafolio*, p. 1, Jun. 2020. [Online]. Available: <https://www.portafolio.co/economia/la-importacion-de-energia-desde-ecuador-crecio-en-mas-del-50-541352>
- [59] R. Weron, “Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future,” *Int. J. Forecast.*, vol. 30, no. 4, pp. 1030–1081, 2014, doi: 10.1016/j.ijforecast.2014.08.008.
- [60] T. Zema and A. Sulich, “Models of Electricity Price Forecasting: Bibliometric Research,” *Energies*, vol. 15, no. 15, pp. 1–18, 2022, doi: 10.3390/en15155642.
- [61] G. Santos, T. Pinto, I. Praça, and Z. Vale, “MASCEM: Optimizing the performance of a multi-agent system,” *Energy*, vol. 111, pp. 513–524, 2016, doi: 10.1016/j.energy.2016.05.127.
- [62] M. H. Moradi, S. Razini, and S. Mahdi Hosseinian, “State of art of multiagent systems in power engineering: A review,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 58, pp. 814–824, 2016, doi: 10.1016/j.rser.2015.12.339.
- [63] S. K. Aggarwal, L. M. Saini, and A. Kumar, “Electricity price forecasting in deregulated markets: A review and evaluation,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 31, no. 1, pp. 13–22, 2009, doi: 10.1016/j.ijepes.2008.09.003.
- [64] C. M. Ruibal and M. Mazumdar, “Forecasting the mean and the variance of electricity prices in deregulated markets,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 23, no. 1, pp. 25–32, 2008, doi: 10.1109/TPWRS.2007.913195.
- [65] C. B. Metzler, B. F. Hobbs, and J.-S. Pang, “Nash-Cournot equilibria in power markets on a linearized DC network with arbitrage: Formulations and properties,” *Networks Spat. Econ.*, vol. 3, pp. 123–150, 2003.

- [66] Z. Zhou, W. K. Chan, and J. H. Chow, "Agent-based simulation of electricity markets: A survey of tools," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 28, no. 4, pp. 305–342, 2007, doi: 10.1007/s10462-009-9105-x.
- [67] V. González, J. Contreras, and D. W. Bunn, "Forecasting power prices using a hybrid fundamental-econometric model," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 27, no. 1, pp. 363–372, 2012, doi: 10.1109/TPWRS.2011.2167689.
- [68] J. Janczura and R. Weron, "Efficient estimation of Markov regime-switching models: An application to electricity spot prices," *AStA Adv. Stat. Anal.*, vol. 96, no. 3, pp. 385–407, 2012, doi: 10.1007/s10182-011-0181-2.
- [69] J. Janczura and R. Weron, "An empirical comparison of alternate regime-switching models for electricity spot prices," *Energy Econ.*, vol. 32, no. 5, pp. 1059–1073, 2010, doi: 10.1016/j.eneco.2010.05.008.
- [70] Â. P. Ferreira, J. G. Ramos, and P. O. Fernandes, "A linear regression pattern for electricity price forecasting in the Iberian electricity market," *Rev. Fac. Ing.*, no. 93, pp. 117–127, 2019, doi: 10.17533/udea.redin.20190522.
- [71] D. Bissing, M. T. Klein, R. A. Chinnathambi, D. F. Selvaraj, and P. Ranganathan, "A Hybrid Regression Model for Day-Ahead Energy Price Forecasting," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 36833–36842, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2904432.
- [72] L. E. Cárdenas Paredes, "Pronóstico de precios de la bolsa de energía colombiana usando lógica difusa," Universidad de los Andes, 2005.
- [73] C. N. Babu and B. E. Reddy, "A moving-average filter based hybrid ARIMA-ANN model for forecasting time series data," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 23, pp. 27–38, 2014, doi: 10.1016/j.asoc.2014.05.028.
- [74] L. Jiang and G. Hu, "A Review on Short-Term Electricity Price Forecasting Techniques for Energy Markets," *2018 15th Int. Conf. Control. Autom. Robot. Vision, ICARCV 2018*, pp. 937–944, 2018, doi: 10.1109/ICARCV.2018.8581312.
- [75] J. Zhang, Z. Tan, and Y. Wei, "An adaptive hybrid model for short term electricity price forecasting," *Appl. Energy*, vol. 258, no. June 2019, p. 114087, 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2019.114087.
- [76] A. Misiorek, S. Trueck, and R. Weron, "Point and interval forecasting of spot electricity prices: Linear vs. non-linear time series models," *Stud. Nonlinear Dyn. Econom.*, vol. 10, no. 3, 2006, doi: 10.2202/1558-3708.1362.
- [77] R. A. Martín Mayorga and L. F. Piñeros Sánchez, "Propuesta de un modelo con redes neuronales y metodología Box & Jenkins para el pronóstico del precio de bolsa de la energía en Colombia," Fundación Universitaria Los Libertadores, 2019.
- [78] F. Lira, C. Muñoz, F. Núñez, and A. Cipriano, "Short-term forecasting of electricity prices in the Colombian electricity market," *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 3, no. 11, pp. 980–986, 2009, doi: 10.1049/iet-gtd.2009.0218.
- [79] A. patricia Agudelo montoya, "Modelo de red neuronal para la predicción del precio en bolsa de la electricidad," UNIVERSIDAD DE ANTIOQUIA, 2015.

- [80] R. Souza, A. Melo, and L. Marzano, "An Approach for Portfolio Optimization of Energy Contracts in the Brazilian Electric Sector," *IEEE Explor.*, pp. 1–8, 2003.
- [81] N. Pindoriya, S. Singh, and N. Pindoriya, "Optimal Generation Portfolio Allocation in Competitive Electricity Market," *IEEE Explor.*, pp. 39–42, 2009.
- [82] R. Pérez, D. Watts, and M. Negrete-pincetic, "Portfolio applications in electricity markets review : Private investor and manager perspective trends," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 81, no. October 2016, pp. 192–204, 2018, doi: 10.1016/j.rser.2017.07.031.
- [83] C. A. González Manosalva, "Definición de la composición en las fuentes hidráulica y eólica para la generación de energía eléctrica en el contexto colombiano aplicando la teoría de portafolio," Universidad Nacional de Colombia, 2012.
- [84] C. E. Casallas Buitrago, "Portafolio de generación de energía eléctrica para Colombia en el periodo (2017-2019)," Escuela Colombiana De Ingeniería Julio Garavito, 2019.
- [85] P. Posada and A. Felipe, "Optimización de portafolios de generación de energía eléctrica, incorporando fuentes de energía renovable: Aplicación al mercado colombiano," Universidad EAFIT, 2017.
- [86] bernal gabriel Pozadas, "Análisis del VaR y CVaR aplicado a un portafolio de inversión optimizado de acciones de la BMV 2016-2019," Universidad Autónoma del estado de México, 2021.
- [87] S. Sarykalingaia and S. Uryasev, "Value-at-Risk vs Conditional Value-at-Risk in Risk Management and Optimization," *Inst. Oper. Res. Manag. Sci.*, no. May 2023, pp. 1–26, 2014, doi: 10.1287/educ.1080.0052.
- [88] M. Sanchez, L. Carlos Arturo, and M. Diego, "Modelo de valoración de riesgo financiero en la gestión de contratos de suministro de energía eléctrica," *Tecnura*, vol. 18, no. 39, pp. 110–127, 2013.
- [89] N. M. Pindoriya, S. N. Singh, and S. K. Singh, "Multi-objective mean – variance – skewness model for generation portfolio allocation in electricity markets," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 80, no. 10, pp. 1314–1321, 2010, doi: 10.1016/j.eprsr.2010.05.006.

ANEXOS

Anexo 1. Modelo para la predicción del precio de la energía en Colombia usando una red neuronal recurrente LSTM.

<https://colab.research.google.com/drive/1HNhoXb2QX00lj5mtVY0LnbJNxzQ9RcFs?hl=es#scrollTo=X9tFvWupSh03>