

UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

MODELO DE VALORACIÓN DE CONTRATOS EN DERIVEX

Adriana Arango Londoño

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Minas, Departamento de Procesos y Energía
Medellín, Colombia
2023

MODELO DE VALORACIÓN DE CONTRATOS EN DERIVEX

Adriana Arango Londoño

Tesis de investigación presentada como requisito parcial para optar al título de:
Doctor en Ingeniería-Sistemas Energéticos

Director (a):

Juan David Velásquez Henao, PhD Codirector

Línea de Investigación:

Analítica en mercados de energía

Grupo de Investigación:

Big Data y Data Analytics

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Minas, Departamento de Procesos y Energía

Medellín, Colombia

2023

*“Schwierige Straßen
führen oft zu
wunderschönen Zielen”*

Declaración de obra original

Yo declaro lo siguiente:

He leído el Acuerdo 035 de 2003 del Consejo Académico de la Universidad Nacional. «Reglamento sobre propiedad intelectual» y la Normatividad Nacional relacionada al respeto de los derechos de autor. Esta disertación representa mi trabajo original, excepto donde he reconocido las ideas, las palabras, o materiales de otros autores.

Cuando se han presentado ideas o palabras de otros autores en esta disertación, he realizado su respectivo reconocimiento aplicando correctamente los esquemas de citas y referencias bibliográficas en el estilo requerido.

He obtenido el permiso del autor o editor para incluir cualquier material con derechos de autor (por ejemplo, tablas, figuras, instrumentos de encuesta o grandes porciones de texto).

Por último, he sometido esta disertación a la herramienta de integridad académica, definida por la universidad.



Adriana Arango Londoño

24/05/2023

Agradecimientos

Antes de iniciar mi Tesis quiero expresar unas palabras de gratitud a las personas que me han acompañado durante este proceso.

En primer lugar, le agradezco a mi director Juan David Velásquez por su apoyo incondicional, por haber puesto su confianza en mi, por compartir su tiempo y conocimientos para realizar este trabajo. Es un maestro que desde el inicio guio este proceso con sabiduría y paciencia, además con su conocimiento y experiencia me ha enseñado el mundo de la investigación y sus consejos han sido muy valiosos para mi formación profesional.

Le expreso mis agradecimientos a mis amigos, quienes a través de sus enseñanzas y consejos me han motivado a ser cada día mejor y siempre mostraron su confianza en mi, además con su buen sentido del humor me dieron ánimo para continuar.

Durante estos años he conocido diferentes compañeros y profesores de la Universidad Nacional de Colombia, a todos ellos gracias proporcionarme los recursos necesarios para llevar a cabo este proceso de formación doctoral.

Gracias a mi familia, quienes me han acompañado en este camino, me han brindado su amistad y de alguna u otra forma siempre me han motivado a cumplir mis sueños.

Finalmente, le dedico este trabajo a mis padres quienes siempre han estado a mi lado apoyándome en todo y me han brindado lo mejor que tienen para darme. No me alcanzan las palabras para agradecerles.

Resumen

Desde el año 1994 el mercado eléctrico colombiano opera bajo una nueva estructura que permitió la apertura al Mercado Eléctrico Mayorista en Colombia (MEM) y la creación de la Bolsa de Energía. Esta reestructuración creó un ambiente competitivo en el que los agentes se enfrentan a nuevos desafíos por las nuevas reglas del mercado y se exponen a la incertidumbre asociada al precio futuro de la electricidad que se caracteriza por tener una alta volatilidad. Con el fin de mitigar la exposición al riesgo de los agentes del mercado se crean los mercados de derivados eléctricos que cuentan con una estructura similar a la de los mercados financieros. Colombia no es ajeno a esta situación y en el 2010 se crea el Mercado de Derivados Estandarizados de *Commodities Energéticos Derivex*, en el cual se pueden negociar contratos de futuros de electricidad que comprometen a las partes a cumplir sus obligaciones de compra o venta en una fecha futura a un precio establecido. Diferentes aproximaciones se han desarrollado en la teoría financiera para valorar los contratos de futuros; sin embargo, estas metodologías no pueden ser aplicadas en los mercados eléctricos por la complejidad que exhibe la serie de precios de la electricidad la cual determina la decisión de comprar o vender el contrato. En consecuencia, los agentes del mercado no cuentan con un soporte teórico para construir una estrategia de cobertura que les permita mitigar los riesgos asociados a las fluctuaciones del precio de la electricidad y maximizar sus beneficios económicos. Este trabajo presenta un modelo de valoración para los contratos de futuros de Derivex compuesto por un modelo de árboles de decisión y un modelo de simulación del precio de la electricidad en la Bolsa de Energía. Los resultados obtenidos demuestran que es posible realizar el cubrimiento del riesgo de la Bolsa de energía a partir del modelo propuesto. El modelo desarrollado permite incorporar las expectativas del analista sobre el crecimiento de la demanda y la evolución de la hidrología.

Palabras clave: Derivex, Precio spot de la electricidad, Simulación numérica, gestión de riesgos.

Abstract

Valuation model for contracts in Derivex

Since 1994, the electricity market in Colombia operates under a new structure that allowed the opening of the Wholesale Electricity Market (WEM) and the creation of the spot market. This restructure created a competitive environment in which agents face new challenges due to new market rules, and are exposed to the uncertainty associated with the future price of electricity, which is characterized by high volatility. In order to mitigate the risk exposure of market agents, electricity derivatives markets are created, counting with a structure similar to that of financial markets. Colombia is not unfamiliar with this situation and in 2010 the Standardized Derivatives Market of Energy Commodities DERIVEX was created, in which electricity futures contracts can be negotiated, committing the parties to fulfill their purchase and sale obligations on an agreed date and price. Different approaches were developed in financial theory to value futures contracts; however, these methodologies cannot be applied in the electricity markets due to the complexity exhibited by the series of electricity prices, which determines the decision to buy or sell the contract. Consequently, market agents do not have theoretical support to build a hedging strategy that allows them to mitigate the risks associated with fluctuations in the price of electricity and maximize their economic benefits. This paper presents a valuation model for Derivex futures contracts composed of a decision tree model and a simulation model of the price of electricity on the spot market. The results obtained show that it is possible to hedge the risk of the electricity spot market from the proposed model. The developed model allows incorporating the analyst's expectations regarding demand growth and the evolution of hydrology.

Keywords: Derivex, Electricity spot price, Numerical simulation, Management risk.

Contenido

	Pág.
Resumen	IX
Lista de figuras	XIII
Lista de tablas	XIV
Introducción	1
1. Problema de investigación.....	5
1.1 Definición del problema de negocio.....	5
1.2 El mercado mayorista de Colombia.....	8
1.3 Mercado de Derivados Estandarizados de Commodities Energéticos en Colombia	9
1.3.1 Mercado de Derivados Organizados.....	10
1.3.2 La Cámara de Riesgo Central de Contraparte de Colombia.....	11
1.3.3 Contrato de Futuro sobre Energía Eléctrica	11
1.3.4 Liquidación de los contratos estandarizados.....	13
1.3.5 Precios de referencia en Derivex.....	14
1.4 Definición del problema en términos del negocio.....	16
1.5 Definición del problema de analítica.....	17
1.6 Revisión de literatura	17
1.6.1 Metodología de la revisión de literatura	18
1.6.2 Resultados obtenidos.....	20
1.6.3 Evaluación de calidad.....	28
1.6.4 Discusión	32
1.7 Definición del problema de investigación	38
1.8 Hipótesis.....	41
1.9 Objetivos.....	41
1.9.1 Objetivo general.....	41
1.9.2 Objetivos específicos.....	41
2. Metodología.....	43
2.1 Volatilidad del precio	43
2.2 Derivex	43
2.3 Problema de decisión del agente	44
2.4 El modelo de decisión	44
2.5 Modelo de simulación	46
2.5.1 Aclaración sobre los modelos	48
2.5.2 Información utilizada.....	48

2.5.3	Modelo de simulación del ONI	49
□	Obtención de las series sintéticas para representar los escenarios del ONI..	49
2.5.4	Modelo de los aportes	50
□	Obtención de las series sintéticas de los aportes.....	50
2.5.5	Modelo del embalse	51
□	Obtención de las series sintéticas del embalse.....	52
2.5.6	Modelo de la generación hidroeléctrica	52
□	Obtención de las series sintéticas de la generación hidroeléctrica.....	53
2.5.7	Modelo de la demanda.....	53
2.5.8	Modelo del precio univariado	53
2.5.9	Modelo del precio autorregresivo con variables explicativas	54
□	Obtención de las series sintéticas del precio.....	56
2.6	Modelo de valoración para un mes adelante.....	56
2.7	Estructura del árbol de decisiones.....	57
2.7.1	Nodo terminal: precios.....	58
2.7.2	Nodo de hidrología	58
2.7.3	Nodo de demanda	59
2.7.4	Nodo raíz: decisión de comprar o vender	60
3.	Resultados	61
3.1	Resultados del modelo univariado.....	61
3.2	Resultados de las simulaciones.....	62
3.3	Resultados de las simulaciones del precio con los diferentes escenarios	65
3.4	Resultados del árbol de decisiones	68
3.5	Análisis de sensibilidad	69
4.	Conclusiones y recomendaciones	73
4.1	Cumplimiento de objetivos.....	73
4.1.1	Objetivo general.....	73
4.1.2	Objetivo específico 1	73
4.1.3	Objetivo específico 2	74
4.1.4	Objetivo específico 3	74
4.2	Recomendaciones y trabajo futuro	74
Bibliografía		77

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1-1: Precio promedio diario en la Bolsa de Energía del mercado eléctrico colombiano entre enero de 1996 y abril de 2021	7
Figura 1-2. Esquema del Mercado de Derivex.....	10
Figura 1-3. Precios de referencia en Derivex.....	16
Figura 1-4. Diagrama de flujo de los artículos seleccionados.	20
Figura 1-5. Evolución producción académica.	21
Figura 1-6. Contribución de publicaciones en los países.	22
Figura 1-7. Análisis de tres variables.	23
Figura 1-8. Trayectoria de los autores en el tiempo.....	24
Figura 1-9. Mapa temático de las palabras clave.	25
Figura 1-10. Red de co-ocurrencia.....	27
Figura 1-11. Diagrama de cajas de los puntajes de las preguntas de calidad	30
Figura 1-12. Mecanismos de cobertura.....	33
Figura 1-13. Principales Mercados de Derivados Eléctricos.	34
Figura 2-1. Problema del agente y modelo de decisiones.....	46
Figura 2-2. Diagrama causal.	47
Figura 2-2. Modelo de simulación para un mes adelante	47
Figura 2-4. Algoritmo de estimación del modelo óptimo.....	55
Figura 2-5. Modelo de decisión para un mes adelante.....	56
Figura 2-6. Árbol de decisión.....	57
Figura 3-1. Simulaciones del modelo de precios univariado	62
Figura 3-2. Simulación del ONI.....	63
Figura 3-3. Simulación de los aportes.....	63
Figura 3-4. Simulación del embalse.....	64
Figura 3-5. Simulación de la generación hidroeléctrica.....	65
Figura 3-6. Simulaciones de los escenarios de demanda con el escenario La Niña.....	66
Figura 3-7. Simulaciones de los escenarios de demanda con el escenario neutral.....	67
Figura 3-8. Simulaciones de los escenarios de demanda con el escenario El Niño.....	68
Figura 3-9. Liquidación acumulada.....	69
Figura 3-10. Análisis de sensibilidad.....	70
Figura 3-11. Primer caso: Contratos de compra y venta.....	71
Figura 3-12. Segundo caso: Contratos de compra y venta.....	71
Figura 3-12. Tercer caso: Contratos de compra y venta.....	72

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1-1. Contrato Futuro de Electricidad Mensual (ELM).....	12
Tabla 1-2. Contrato mini de Futuro de Electricidad Mensual (ELS).....	13
Tabla 1-1. Evaluación de calidad.....	31
Tabla 2-1. Valores de probabilidad de ocurrencia de El Niño y La Niña.	59

Introducción

La industria de la electricidad se ha convertido en un factor influyente en el nivel socioeconómico [1], y fundamental para el avance tecnológico de cualquier país [2]; razón por la cual muchos países desde inicios de 1990 se han incorporado procesos de liberalización cambiando el dominio de los monopolios tradicionales y el control del gobierno en los sectores del Mercado Eléctrico [3]–[7]. Esta reestructuración incorporó un ambiente competitivo en el mercado, permitiendo la participación de generadores, comercializadores e inversionistas, los cuales han encontrado nuevos desafíos por las nuevas reglas de mercado [8], y requieren herramientas para gestionar riesgos y diseñar sus estrategias con el fin de maximizar sus beneficios [9]–[15]. Posteriormente, se desarrollaron herramientas de cobertura en riesgos y se crearon los mercados de derivados energéticos tomando como base los mercados financieros; sin embargo, ambos mercados difieren porque los mercados de derivados energéticos se caracterizan por una mediana o baja liquidez [16], y tienen como commodity la electricidad que se caracteriza por tener una dinámica compleja con presencia de picos, no linealidad y alta volatilidad [17]–[19].

La volatilidad del precio de la electricidad es un desafío para los participantes del mercado quienes se someten a varios riesgos, y en consecuencia requieren estrategias para encarar este entorno incierto [20]; por tal motivo, el tema de cobertura en riesgos en los mercados eléctricos se ha estudiado desde diferentes enfoques. Inicialmente, se encuentran los estudios que adaptan modelos financieros a los mercados eléctricos como el VaR (*Value at Risk*) y CVaR (*Conditional Value at Risk*), que se emplean para limitar las pérdidas esperadas a un nivel de confianza [21]–[27]. Luego se encuentran los estudios que emplean la teoría de portafolios para gestionar una cartera de contratos con el fin de determinar la política óptima de adquisición de electricidad y su plazo [28]–[32]. También se encuentran estudios que se interesan por la valoración de los contratos derivados de la electricidad con herramientas financieras como Black & Sholes (1973) [33]; sin embargo, para aplicar este modelo se debe tener en cuenta que la serie de precios de la electricidad

exhibe una dinámica compleja y no cumple los supuestos del modelo de Black & Sholes; en consecuencia, para implementar un modelo de valoración de derivados en electricidad se debe recurrir a la simulación numérica.

La simulación numérica y el pronóstico del precio de la electricidad representa una línea de investigación que ha crecido hasta convertirse en una de las principales áreas de investigación [34]–[38] en la que muchos investigadores y académicos se han enfocado en el desarrollo de algoritmos y modelos del precio de la electricidad [37], [39], [40]. Diferentes aproximaciones se han realizado con el fin de simular el comportamiento del precio de la electricidad que pueden ser clasificadas de acuerdo a la ventana temporal o la metodología empleada. Para el primer caso, se reportan estudios que simulan el comportamiento del precio en el corto, mediano, y largo plazo. Los modelos de simulación numérica de corto plazo son fundamentales para la toma de decisiones de los participantes del mercado, el control de despacho y la formulación de estrategias de inversión [41], [42]; los modelos de mediano plazo se emplean para la reasignación de recursos, cálculos de balance y estrategias de cobertura [43], [44]; y los modelos de largo plazo (más de un año) influyen las decisiones de planificación en transmisión, generación y distribución [45], [46]. Para el segundo caso, se han empleado diferentes metodologías entre las que se encuentran: series de tiempo [47]–[50], modelos econométricos [51], [52], redes neuronales artificiales [53]–[59], máquinas de vectores de soporte [44], [60], [61], y modelos probabilísticos [62]. El gran desafío de los modelos de simulación es reproducir con precisión el comportamiento de la serie original ya que errores notables de pronóstico pueden implicar una gran pérdida de dinero [34].

Tal como se mencionó anteriormente, los modelos de simulación son un insumo muy importante para las empresas que compran y venden contratos de derivados de la electricidad [63]; sin embargo, por sí solos no representan una metodología para valorar un contrato de derivados. En este contexto, se requieren de herramientas más sofisticadas que los sistemas de decisiones actuales para así mitigar el riesgo que enfrentan los agentes del mercado al realizar negociaciones en la Bolsa de Energía; éste es el tema que se desarrollará a lo largo de esta investigación.

El resto de este trabajo está organizado de la siguiente forma: en el Capítulo 2 se presenta la metodología planteada para darle solución al problema de investigación en el cual se

establece la necesidad que tienen los agentes de contar con mecanismos para cubrirse del riesgo asociados a la volatilidad del precio en el mercado de corto plazo; seguidamente, en el Capítulo 3 se presentan los resultados obtenidos tanto de las simulaciones como del beneficio al aplicar la metodología propuesta en esta Tesis. Finalmente en el Capítulo 4 se presentan las conclusiones.

1. Problema de investigación

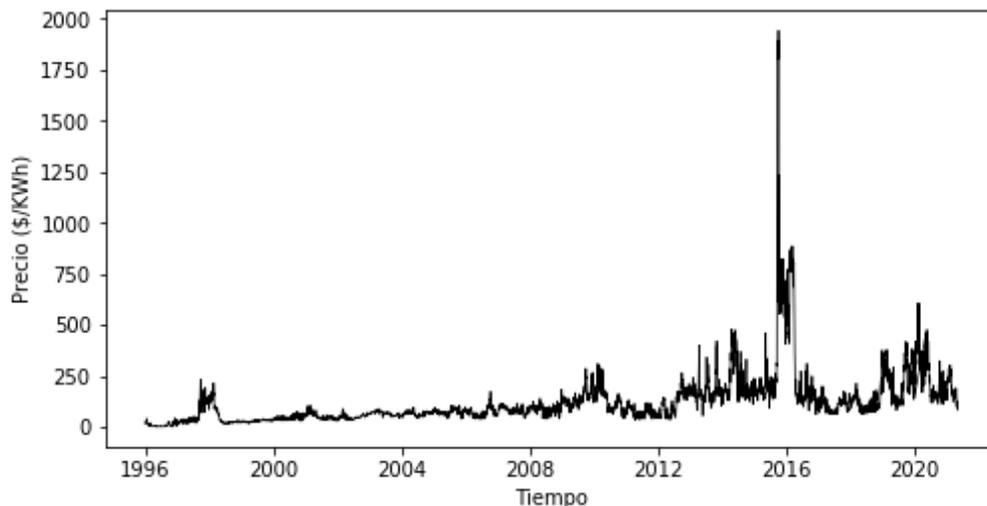
1.1 Definición del problema de negocio

El objetivo de los procesos de liberalización de la industria de la electricidad a nivel mundial es introducir competidores para un abastecimiento de energía eficiente [64], con el fin de proporcionar beneficios al consumidor [54]. Bajo este nuevo esquema, la comercialización de electricidad se realiza a través de dos mecanismos fundamentales: los contratos bilaterales entre los agentes y la subasta en el mercado de corto plazo, también conocido como mercado spot [65]. Este nuevo ambiente competitivo crea incertidumbre en los precios (volatilidad del precio) [38], lo que condujo a que algunos agentes de mercado se expongan significativamente a altos riesgos [43], [66], [67], especialmente para aquellos que realizan negociaciones en mercados de corto plazo donde la alta volatilidad de los precios puede traducirse en beneficios económicos o en pérdida de capital. Debido a esta alta volatilidad, los agentes requieren mecanismos de cubrimiento que les permitan mitigar los riesgos asociados a las fluctuaciones de los precios de la electricidad.

Diversos estudios han demostrado que los precios de la electricidad en los mercados liberalizados exhiben una dinámica compleja evidenciada por características como: alta volatilidad, presencia de picos instantáneos, múltiples niveles de estacionalidad, cambios abruptos, características técnicas de la oferta e impacto a la demanda, dependencia de las condiciones climáticas, entre otros [3], [6], [12], [13], [68]. El sistema eléctrico colombiano no es ajeno a esta situación ya que es muy vulnerable a eventos climáticos extremos caracterizados por prolongados periodos de altas lluvias o de fuertes sequias [67]; en periodos de extremo verano los embalses no se alcanzan a llenar completamente, frenando la generación hidráulica y obligando a las plantas térmicas a operar para suplir la demanda, lo que aumenta el precio de la energía muy por encima de sus precios normales. Este incremento en los precios puede ser explicado por la alta dependencia de recursos hidráulicos para la generación de electricidad.

El principal recurso energético del sistema eléctrico colombiano son las energías renovables (hidráulica, eólica, solar y biomasa) y por tanto los precios se ven afectados indirectamente por los factores inherentes a dichas energías renovables; para el año 2020 produjeron el 78,9% de la generación total del sistema y el resto corresponde a energías no renovables (combustibles fósiles) con una participación de 21,1%. Particularmente, el recurso hídrico es el más abundante en el país y en el 2020 se generaron 54.437 GWh-año con plantas hidráulicas, que corresponde al 77,6% de la generación total del sistema [69]. Debido a la alta dependencia hidráulica, el sistema eléctrico colombiano es muy sensible a un fenómeno denominado El Niño que produce una reducción significativa en la precipitación en Colombia; por el contrario, La Niña incrementa la precipitación y el flujo de agua en los ríos [70]. Particularmente, Colombia se caracteriza por no tener estaciones climáticas, sólo temporadas secas y lluvias; generalmente se presentan dos periodos de lluvias al año: Abril-Junio y Septiembre y Noviembre [71]. Para ilustrar lo anterior, se puede hacer referencia a la alteración que se presentó en el 2015 con un pico en el precio durante el periodo comprendido entre septiembre hasta octubre; esta variación fue del 88,0% y perduró hasta abril del 2016; este comportamiento se puede observar en la Figura 1-1. Los estudios concluyen que durante este periodo se presentó el evento de El Niño más largo e intenso desde 1950 [72].

Figura 1-1: Precio promedio diario en la Bolsa de Energía del mercado eléctrico colombiano entre enero de 1996 y abril de 2021.



Fuente: elaboración propia a partir de datos publicados en www.xm.com.co. (2021).

La serie de precios de la electricidad en Colombia exhibe una alta volatilidad que puede ser explicada por la incertidumbre de diferentes factores como: cambios climáticos, variación del precio de combustible, reglas de mercado, crecimiento de la demanda y las interrupciones de los equipos y redes de transmisión [73]. Las altas fluctuaciones de los precios en el mercado *spot* generan diferentes riesgos que deben ser mitigados con el fin de evitar pérdidas económicas. Es así como surge la necesidad de adaptar mecanismos de cobertura de los mercados financieros a los mercados eléctricos, los cuales han sido ampliamente utilizados porque facilitan la incorporación de participantes, brindan diferentes instrumentos para opciones de inversión y cobertura de riesgos [74]. Con el objetivo de ofrecer mecanismos de cobertura, Colombia creó el Mercado de Derivados Estandarizados de Commodities Energéticos Derivex. Sin embargo, Derivex no suministra herramientas de toma de decisiones para que los agentes establezcan sus posiciones de negociación de acuerdo a la expectativa de los precios. En consecuencia, el agente requiere una estrategia de cobertura que le permita mitigar los riesgos del mercado de corto plazo.

1.2 El mercado mayorista de Colombia

El gran aporte británico del mercado *spot* para incentivar la libre competencia en los mercados eléctricos de 1990 [75], y la reforma de las leyes 142 (Ley de servicios públicos domiciliarios) y 143 (Ley eléctrica) de 1994, dieron lugar a la reestructuración del sector eléctrico y su mercado mayorista de electricidad en 1995; a partir de esta fecha se da apertura al Mercado Eléctrico Mayorista en Colombia (MEM) y a la Bolsa de Energía [68]. Este proceso condujo a la separación del sector eléctrico en cuatro actividades independientes de negocio: generación, transmisión, distribución y comercialización. Asimismo, se crean dos mercados de usuarios finales: el mercado regulado que son aquellos usuarios que pagan una tarifa regulada por los cargos de generación, transmisión, comercialización y distribución de electricidad y tienen un consumo inferior a 55 MWh mensuales [67]; y el mercado no regulado que comprende los consumos comerciales e industriales superiores a los 55 MWh mensuales cuyos usuarios están representados por comercializadores (comprador) y generadores (vendedor) [76]. Gracias a esta reestructuración los agentes del mercado pueden negociar la electricidad directamente con los generadores a través de contratos bilaterales o la Bolsa de Energía [77]. Los contratos bilaterales son acuerdos que se firman entre dos partes y que permiten una alta flexibilidad para definir los términos del contrato; los precios definidos en estos contratos pueden ser fijos o iguales al precio *spot*, con topes máximos y mínimos [78]. La Bolsa de Energía o mercado *spot* es un mercado diario de resolución horaria [79] que se ha convertido en una de las principales fuentes de ingreso y egresos de los generadores y comercializadores, quienes tienen como objetivo abastecer la demanda de los usuarios.

La operación de la Bolsa de Energía consiste en una subasta en la que cada agente oferta un único precio por recurso de generación para todas las horas del siguiente día y una cantidad de energía. El precio de la electricidad en la Bolsa de Energía para cada hora del día siguiente es el precio de oferta del último recurso de generación requerido para atender la demanda de electricidad [67], y el resultado de esta subasta se entrega en un sobre sellado y se da a conocer al público por el operador de mercado al día siguiente del que se hizo la subasta [80]. A diferencia de los precios de la energía en contratos bilaterales, los precios de la electricidad en la Bolsa de Energía recogen en mayor medida las señales del mercado [79]. En este contexto, se generan escenarios de muy alta competencia en el que los agentes implicados enfrentan diferentes tipos de riesgos: riesgo de crédito

(incumplimiento de la contraparte para cumplir con sus obligaciones), riesgos operativos (errores humanos, falla en los sistemas o procesos) y riesgo de mercado (volatilidad en el precio de la electricidad en la Bolsa de Energía). Con el fin de mitigar estos riesgos se creó el Mercado de Derivados Estandarizados de Commodities Energéticos (Derivex) en el año 2010. Este mercado tiene la estructura de los mercados financieros, los cuales cuentan con una cámara de compensación que elimina el vínculo creado en la transacción y se convierte en la contraparte de los participantes para asegurar la transparencia en las operaciones; de esta forma se busca fomentar la formación eficiente de precios y eliminar el riesgo de contraparte y liquidez.

1.3 Mercado de Derivados Estandarizados de Commodities Energéticos en Colombia

En el año 2009 se presenta el proyecto “Creación de un nuevo mercado de derivados estandarizados energéticos” que toma como base la estructura de mercados eléctricos más grandes del mundo como el Nord Pool, y desarrolla la alianza entre el mercado financiero y energético [81]. De este modo se constituye Derivex S.A. el 2 de junio de 2010 por la Bolsa de Valores de Colombia (BVC) y XM S.A, como un sistema de negociación y registro de operaciones sobre instrumentos financieros derivados que cuenten con la calidad de valor cuyos activos subyacentes sean: energía eléctrica, gas combustible y otros commodities energéticos. Inicialmente, los principales objetivos de este proyecto fueron establecer una alianza ente el Mercado de Valores y el Sector Eléctrico, y crear un mecanismo para mitigar el riesgo del Mercado Eléctrico [82]. Posteriormente, se presentaron las principales funciones de Derivex, entre las que se encuentran: la reglamentación, la administración, el control y el seguimiento del mercado de derivados sobre subyacentes energéticos; la estructuración de productos; y la determinación de los precios de valoración [67]. La implementación de un mercado de Derivados Estandarizados de Commodities energéticos fue posible gracias a la normativa existente, la cual se resume en:

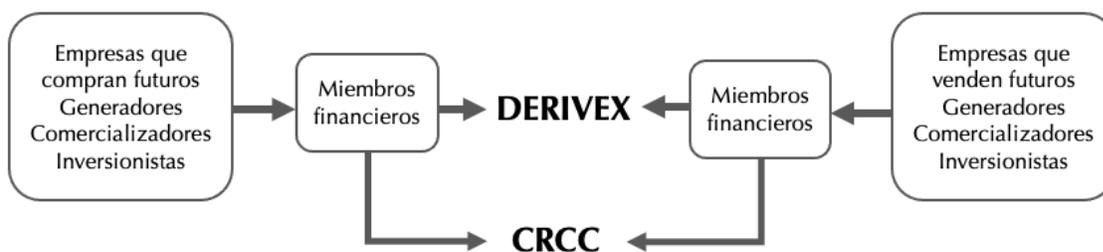
- Ley 964 de 2005: Ley de Mercado de Valores
- Decreto 2893 / 07: Regulación de las Cámaras de Riesgo Central de Contraparte
- Decreto 1120/ 08: Sistema de Negociación de Derivados
- Decreto 1796 /08: Operaciones con instrumentos financieros derivados.

Derivex es el administrador de una plataforma electrónica de negociación de contratos de futuros de electricidad y actúa como un mecanismo para contratar energía de una forma diferente a la contratación bilateral, lo cual fomenta la competencia de los agentes, dinamiza el sector eléctrico y favorece la liquidez. Uno de los principales objetivos de este mercado es promover la formación de precios eficientes y transparentes; para esto la CREG (Comisión de Regulación de Energía y Gas) emitió las resoluciones 114 de 2018 y 206 de 2020, en las cuales se definen los principios y condiciones que debe cumplir un mecanismo de comercialización de energía para que sus precios sean trasladados en la tarifa al usuario final, y establece el procedimiento mediante el cual la CREG determina la forma en que dichos precios se reconocen dentro de la tarifa, así como los indicadores de seguimiento para asegurar el funcionamiento adecuado del mecanismo [83]; de esta forma, se reconocen los costos asociados a las transacciones realizadas por los comercializadores que prestan el servicio a los usuarios regulados y se genera un incentivo para garantizar su participación en Derivex.

1.3.1 Mercado de Derivados Organizados

En Derivex, las condiciones de contratación son estandarizadas por el administrador del mercado (sistema de negociación y registro); toda operación además debe contar con la actuación de la Cámara de Riesgo Central de Contraparte (CRCC) y la supervisión de la Superintendencia Financiera de Colombia. Las negociaciones se pueden realizar a través de los principales grupos financieros de Colombia. Esta es la estructura de mercado que existe para los contratos estandarizados de futuros de energía eléctrica en Colombia y se presenta en la Figura 1-2.

Figura 1-2. Esquema del Mercado de Derivex.



Fuente: elaboración propia.

1.3.2 La Cámara de Riesgo Central de Contraparte de Colombia

El objeto social principal de la Cámara de Riesgo Central de Contraparte de Colombia (CRCC) es la prestación del servicio de compensación como contraparte central de operaciones, con el propósito de reducir o eliminar los riesgos de incumplimiento de las obligaciones derivadas de las mismas. Por ende, la CRCC opera como un tercer actor debido a que el contrato deja de tener el carácter bilateral para convertirse en dos operaciones: una en la que la contraparte del vendedor es la cámara y otra en la que la contraparte del comprador es la misma cámara [84].

La CRCC es la única entidad de contrapartida (ECC) central que opera en el mercado de valores de Colombia. El modelo de gestión de riesgo que utiliza la CRCC contempla una serie de anillos de seguridad que le permiten a las ECC absorber el impacto que pueden traer escenarios extremos en los mercados, así como incumplimientos en sus contrapartes [85]. Este es un modelo de gestión de riesgos sólido en el que la CRCC cuenta con los mecanismos suficientes para garantizar el cumplimiento de las operaciones, y así mitigar el riesgo de crédito de contraparte. Dentro de las principales actividades presentada por la CRCC están:

- Constituirse, compensar y liquidar, con o sin interposición como contraparte, operaciones sobre valores nacionales o extranjeros, inscritos o no en el Registro Nacional de Valores y Emisores.
- La compensación y liquidación de operaciones aceptadas por la cámara como contraparte, la cámara se constituirá como acreedora y deudora recíproca de los derechos y obligaciones que se deriven de dichas operaciones.
- Realizar la gestión de riesgo para el adecuado funcionamiento de la cámara y el sistema.
- Celebrar acuerdos con las bolsas y con las entidades que administren sistemas u otros mecanismos de contratación en los cuales se negocien, registren o celebren operaciones susceptibles de ser aceptadas, para administrar su compensación y liquidación con interposición o no como contraparte.

1.3.3 Contrato de Futuro sobre Energía Eléctrica

Cada día Derivex abre setenta y dos (72) contratos de futuros mensuales que corresponden a las fechas de vencimiento de cada uno de los 72 meses siguientes. En el

sistema estarán listados los contratos con vencimiento más cercano, y se ofrecen dos tipos de productos: el Contrato de Futuro sobre Energía Eléctrica (ELM) y el Contrato Mini de Futuro sobre Energía Eléctrica (ELS). La principal diferencia entre ambos contratos se encuentra en su tamaño (360.000 Kwh para ELM y 10.000 Kwh para ELS), siendo el ELM, el contrato que más se transa en el mercado. Las características los contratos ELM y ELS se presentan en las Tablas 1-1 y 1-2 respectivamente. El activo subyacente es el precio de la electricidad publicado en la Bolsa de Energía, las 24 horas de todos los días del mes de expiración, y publicada diariamente por el administrador del mercado de energía eléctrica colombiano, XM S.A. E.S.P.

Tabla 1-1. Contrato Futuro de Electricidad Mensual (ELM).

Característica	Descripción
Activo Subyacente	Precio de electricidad (24 horas)
Tamaño	360.000 Kwh
Generación de contratos	Mensual
Tick de precio	0,01 pesos por kilovatio hora
Método de liquidación	Liquidación financiera por diferencias
Último día de negociación	Último día hábil del mes de entrega
Día de vencimiento	Segundo día hábil del mes siguiente al mes de entrega
Precio de liquidación	Promedio aritmético de los precios de referencia del subyacente de cada uno de los días del mes y el precio de activación del mes de expiración
Parámetros de cantidad para la Celebración y Registro	Cantidad máxima para ingresar una orden 2000 contratos. Se podrá solicitar el registro de operaciones por una cantidad mínima de un (1) contrato
Parámetro de barrido	5000 ticks

Fuente: elaboración propia a partir de datos publicados en <http://www.derivex.com.co>. (2021).

Tabla 1-2. Contrato mini de Futuro de Electricidad Mensual (ELS).

Característica	Descripción
Activo Subyacente	Precio de electricidad (24 horas)
Tamaño	10.000 Kwh
Generación de contratos	Mensual
Tick de precio	0,01 pesos por kilovatio hora
Método de liquidación	Liquidación financiera por diferencias
Último día de negociación	Último día hábil del mes de entrega
Día de vencimiento	Segundo día hábil del mes siguiente al mes de entrega
Precio de liquidación	Promedio aritmético de los precios de referencia del subyacente de cada uno de los días del mes y el precio de activación del mes de expiración
Parámetros de cantidad para la Celebración y Registro	Cantidad máxima para ingresar una orden 72000 contratos. Se podrá solicitar el registro de operaciones por una cantidad mínima de un (1) contrato
Parámetro de barrido	5000 ticks

Fuente: elaboración propia a partir de datos publicados en <http://www.derivex.com.co>. (2021).

1.3.4 Liquidación de los contratos estandarizados

Al tratarse de operaciones estandarizadas con el concurso de una contraparte central, todas las operaciones que se celebran a través de Derivex deben estar garantizadas por el agente o los miembros liquidadores que lo representen ante la CRCC. Es por esto, que todos los que participan de operaciones en el mercado lo hacen con las mismas calidades. El cumplimiento de las operaciones se garantiza mediante la constitución de garantías iniciales de compra y venta que se liquidan a medida que se aproxima el vencimiento del contrato de la siguiente forma: la garantía inicial es del 23,4% para los cuatro primeros meses; 11,9% para los meses cinco al ocho; 11,3% para los meses nueve a veinticuatro y 10% para los meses restantes; es así como a medida que se aproxima el vencimiento del contrato disminuye su garantía. Las garantías son el respaldo de las operaciones

realizadas en Derivex a través de la CRCC y pueden ser en efectivo o en títulos TES emitidos por el Banco de la República de Colombia a una tasa fija en pesos.

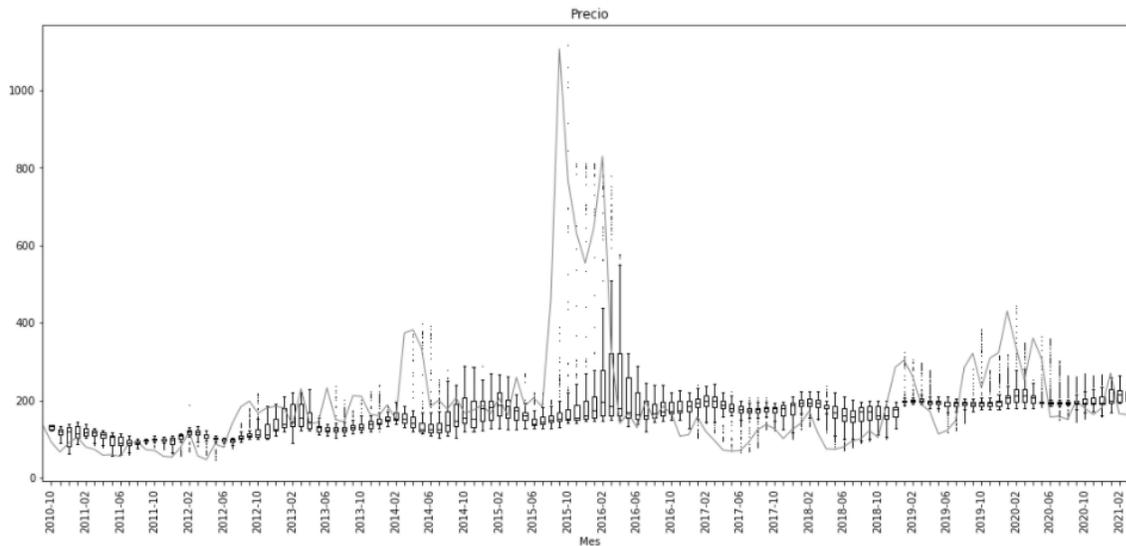
En el mercado de derivados colombiano Derivex todo el periodo de negociación se hace *marking to market* (liquidación diaria de pérdidas y ganancias) respecto al precio de liquidación del contrato de futuro que determine la CRCC; de esta forma, se realiza seguimiento al mercado respecto a la gestión de garantías. Las sesiones de negociación de contratos de futuros son: la sesión de negociación electrónica, la sesión de registro de operaciones, la sesión de negociación mixta y la subasta de cierre. En la sesión de negociación electrónica, los participantes pueden exponer sus órdenes de compra o venta para cada mes y con el precio requerido; en la sesión de registro de operaciones se registran las operaciones a través de su miembro financiero de Derivex; la sesión de negociación mixta solo permite negociar bloques anuales a un precio fijo; y la subasta de cierre se realiza por medio de convocatoria y permite la negociación de bloques anuales [82]. Los contratos de futuros negociados en Derivex son productos de liquidación financiera, es decir, sin entrega del bien físico. La liquidación final del contrato se hace efectiva el segundo día hábil del mes siguiente al mes de expiración, de la siguiente forma: para el comprador del contrato se calcula como el precio de liquidación menos el precio pactado; y para el vendedor del contrato como el precio pactado menos el precio de liquidación. Este último corresponde al promedio aritmético del precio de la electricidad negociado en la Bolsa de Energía las 24 horas de todos los días del mes de expiración (versión TX1). Si la diferencia es positiva se recibe dinero, de lo contrario se entrega dinero. A partir de estas definiciones se pueden plantear estrategias de cubrimiento dependiendo del tipo de agente [67].

1.3.5 Precios de referencia en Derivex

Derivex publica diariamente los precios de referencia o cierre y la información de las operaciones que se realicen durante el día. Para calcular el precio de cierre, Derivex tiene en cuenta el tipo de negociación de la siguiente forma: para contratos en los que se establezca una subasta de cierre, el precio de cierre corresponde al precio obtenido como resultado de dicha subasta; en caso contrario, el precio de referencia del contrato corresponde al precio obtenido en la última subasta de cierre efectuada dentro de los cinco

(5) días hábiles anteriores. Para aquellos contratos que no fueron efectuados en una subasta, el precio de cierre corresponde a un promedio ponderado por volumen de los precios de las operaciones celebradas durante la sub-sesión de mercado abierto y la sesión de negociación mixta. Si mediante las condiciones anteriores no es posible determinar el precio de cierre, éste se calcula como el promedio entre el precio de la primera orden de compra y la primera orden de venta o se aplica la mediana a los precios suministrados por una muestra representativa de los miembros y agentes del mercado; la cantidad de miembros y agentes encuestados no será inferior a cinco (5) [82].

La Figura 1-3 muestra el precio promedio mensual de los precios de la electricidad en la Bolsa de Energía y el diagrama de cajas y bigotes para los precios de referencia de Derivex entre octubre de 2010 y abril de 2021. Se observa que los precios de referencia suministrados por Derivex no reflejan el comportamiento real del mercado; de hecho, los precios de referencia se encuentran por debajo del precio spot real en la mayoría de los casos. Esto puede ser explicado por la forma como se valoran los contratos de futuros ya que se toman los valores resultantes de la subasta la cual se define según las expectativas de los agentes. Es así como para los contratos próximos a vencerse se tienen expectativas mas cercanas al precio real ya que se tiene información del comportamiento del mercado; en caso contrario, es difícil plantear expectativas para el largo plazo ya que existe mucha incertidumbre sobre el futuro comportamiento de los precios. A razón de lo anterior, Derivex calcula un precio de referencia para cada mes del año calendario y los doce meses del año siguiente; a partir del tercer año se calcula un único precio para los 12 meses de ese año. En conclusión, los precios de referencia de Derivex no son un insumo para tomar decisiones de compra o venta de contratos porque no reflejan el comportamiento real del mercado.

Figura 1-3. Precios de referencia en Derivex.

Fuente: elaboración propia a partir de datos publicados en www.xm.com.co y www.derivex.com.co. (2021)

1.4 Definición del problema en términos del negocio

El negocio en Derivex es el de facilitar la formación de precios transparentes y eficientes para el mercado regulado y no regulado, así como la gestión de riesgos de crédito y contraparte; para esto le ofrece al usuario la compra o venta de futuros de electricidad. Sin embargo, Derivex no le proporciona al usuario herramientas de toma de decisiones para elegir el instrumento de cobertura que mejor satisfaga sus necesidades, es decir, el problema práctico que enfrenta el agente es como construir una estrategia de cobertura para mitigar del riesgo ante la caída o alza de los precios en la Bolsa de Energía. Diferentes aproximaciones se han desarrollado en la teoría financiera para valorarlos; entre las más comunes se encuentran: el modelo binomial de Cox, Ross & Rubinstein (1979); el modelo de Black & Scholes (1973); y los modelos de simulación numérica como Montecarlo. En la práctica el modelo binomial de Cox, Ross & Rubinstein es ampliamente utilizado para valoración de opciones; este modelo es un análogo de tiempo discreto del modelo de tiempo de Black & Scholes, y es fácil de implementar en la práctica [86]. Sin embargo, estas metodologías son inapropiadas para los mercados eléctricos debido a la complejidad que exhibe la serie de precios que se caracteriza por tener un comportamiento de reversión a la media, alta volatilidad y frecuentes picos [8], pero dichos modelos se basan en

supuestos muy diferentes sobre la dinámica de los precios. En consecuencia, los agentes no cuentan con un soporte teórico para gestionar sus mecanismos de cobertura; este punto se detalla en profundidad en la sección 1.7.

1.5 Definición del problema de analítica

Los agentes del mercado eléctrico están expuestos a diferentes riesgos debido a las características de la formación de los precios [87]; estos riesgos pueden crear desajustes en la asignación de recursos y provocar inestabilidad financiera [73]. Si los agentes del mercado tuvieran un modelo para planear las estrategias de negociación de electricidad, podrían mitigar el riesgo asociado a esta actividad y de manera simultánea generar rentabilidad. Un modelo de análisis de decisiones debería entregar un consolidado de las elecciones de compra o venta de contratos de derivados de electricidad en el futuro, y debería proponer el precio al cual se debe realizar la transacción; para este caso posiblemente se requieran modelos de simulación numérica del precio de la electricidad. Además el modelo debe ser operado por un experto en el mercado de energía, el cual debe ingresar algunos parámetros de entrada para alimentan el modelo de decisión. De esta forma los agentes podrían contar con un mecanismo de cobertura de riesgos para: maximizar los beneficios económicos, mejorar los sistemas de decisiones existentes, tener mayor confiabilidad en las operaciones que realizan en la Bolsa de Energía y brindar mejores costos a los consumidores.

1.6 Revisión de literatura

Desde la liberalización del mercado eléctrico en Colombia los agentes del mercado de electricidad enfrentan no solo una competencia cada vez mayor, sino niveles muy altos de riesgo [88]. Este nuevo ambiente competitivo generó cambios que modificaron los patrones de comportamiento de los usuarios finales [68], promovió la innovación en empresas del sector y facilitó la creación de los Mercados de Derivados Eléctricos en el mundo. Sin embargo, en algunos mercados tradicionales los agentes se encuentran expuestos a la volatilidad del precio de la electricidad [89], debido a las altas fluctuaciones que exhibe la serie temporal , y en consecuencia se requieren herramientas de apoyo para la toma de

decisiones con el fin de cubrirse ante el riesgo y simultáneamente incrementar sus ganancias [90].

Diferentes aproximaciones se han realizado con el fin de proponer estrategias para la gestión de riesgos financieros en los mercados eléctricos; sin embargo, existe mucha información disponible, que es difícil de describir, sintetizar y analizar por los métodos de revisión de literatura tradicionales. En consecuencia, se requieren herramientas que permitan procesar grandes volúmenes de información, analizar la interacción de las variables estudiadas y representar los resultados gráficamente. Por ende, resulta de sumo interés revisar, analizar y evaluar los principales aportes en la gestión de riesgos financieros en los mercados eléctricos empleando herramientas bibliometría con las siguientes preguntas de investigación:

- P1. ¿Qué mecanismos se han usado en otros mercados de derivados eléctricos para cobertura de riesgos?
- P2. ¿Cuáles son las características de los mecanismos de cobertura de riesgo en los principales Mercados de Derivados Eléctricos?
- P3. ¿Qué estudios se reportan en la literatura sobre mecanismos para valorar los contratos de derivados eléctricos en Colombia?
- P4. ¿Qué evidencias hay en favor o en contra de los mecanismos utilizados en los mercados de derivados eléctricos para garantizar la cobertura del riesgo?

1.6.1 Metodología de la revisión de literatura

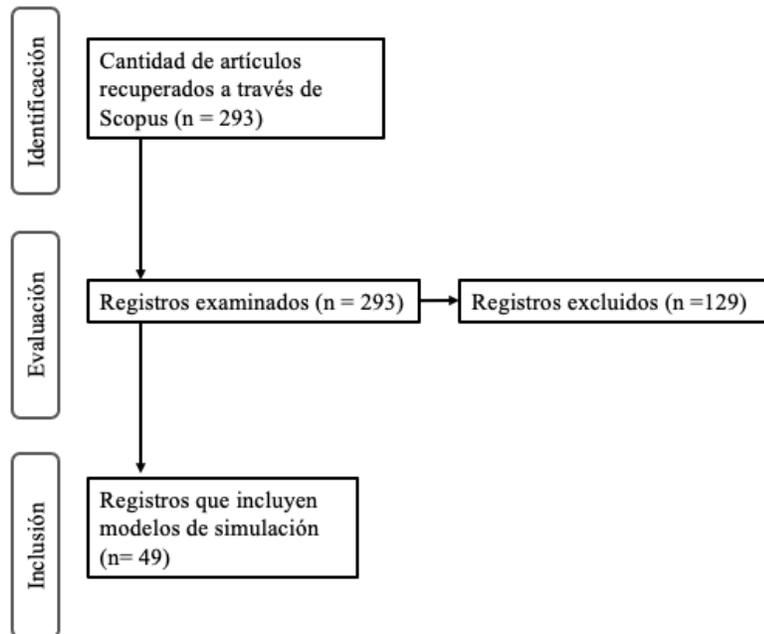
Con el fin de dar respuesta a los objetivos planteados, se emplearon herramientas de bibliometría y análisis de citas. La bibliometría consiste en la aplicación métodos matemáticos y estadísticos para registrar la información [91], favorece la recopilación y síntesis de información disponible, y permite entender el pasado para pronósticos de tendencias en líneas de investigación [92]. De forma complementaria, el análisis de citas calcula factores de impacto de autores, artículos y revistas [93], y permite construir mapas de ciencia que describen gráficamente como una disciplina se estructura conceptualmente [94], lo que facilita la comprensión de un tema de investigación.

Para sintetizar la información disponible y elaborar los mapas de ciencia se emplearon las herramientas: “Biblioshiny” de la interface web de R-package (“Bibliometrix 3,0”) y

“VOSViewer” la aplicación de Java. Estas herramientas permiten crear mapas de autores o revistas basados en la frecuencia de co-citación, o mapas de palabras clave basados en la frecuencia de ocurrencia [95], [96]. Para recolectar la información requerida por las herramientas de análisis de datos (Bibliometrix y VOSViewer), se empleó el sistema de indexación Scopus. El periodo de tiempo considerado se tomó a partir de enero de 1999 a septiembre de 2021, la búsqueda se limitó a las áreas relacionadas con: ingeniería, energía, ciencia de la computación, negocios, matemáticas, ciencias de la decisión y economía. Finalmente se empleó la siguiente ecuación de búsqueda:

```
(AUTHKEY(("electricity market" OR "Energy market") AND ( "risk management"or  
"Financial hedging" or "derivatives"))) OR TITLE(("electricity market" OR "Energy market")  
AND ( "risk management"or "Financial hedging" or "derivatives")))
```

Al aplicar esta ecuación de búsqueda se obtuvieron 293 artículos, los cuales pasaron a ser revisados manualmente con el fin de depurar la información. Se eliminaron los artículos relacionados con: proyectos de generación, distribución y trasmisión de energía, gestión de la calidad, análisis de congestión y políticas del sector eléctrico. Al aplicar el filtrado manual se obtuvieron 164 artículos de los cuales se extrajo la siguiente información: autor, título de documento, país, año, cantidad de citas, afiliaciones, palabras clave y referencias. Posteriormente, esta información se exportó para ser procesada por las herramientas de análisis de datos. Finalmente, se seleccionaron los artículos que incluían algún modelo de simulación para aplicarles una evaluación de calidad; en total se seleccionaron 49 artículos para ser evaluados. En [97] se presenta un diagrama de flujo PRISMA para los estudios seleccionados en la revisión de literatura que realizan las autoras; este esquema se adapta para mostrar el proceso de recuperación de los artículos seleccionados para esta revisión de literatura.

Figura 1-4. Diagrama de flujo de los artículos seleccionados.

Fuente: Cadavid,L.;Salazar-Serna, K. Mapping the Research Landscape for the Motorcycle Market Policies: Sustainability as a Trend—A Systematic Literature Review. (2021). Recuperado de <https://www.mdpi.com/2071-1050/13/19/10813>.

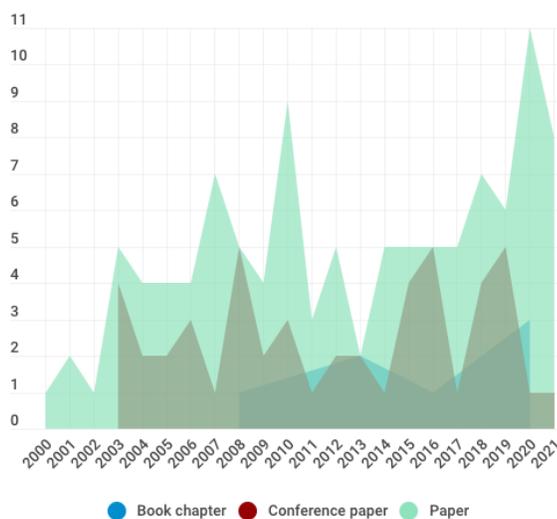
1.6.2 Resultados obtenidos

A continuación se presentan los resultados que se obtuvieron al aplicar la metodología descrita en la sección anterior. La base de datos tomada para este análisis consta de 164 publicaciones, las cuales comprenden artículos de conferencia, revistas, revisiones de literatura y capítulos de libro.

Inicialmente, se analizó la evolución de la producción académica. Este análisis permite comparar el incremento de la producción académica según el mecanismo de difusión de las investigaciones y muestra el interés de los académicos en el tema de investigación. Los resultados de este análisis se presentan en la Figura 1-5. En este gráfico se resalta que la mayor producción corresponde a artículos de revistas (65.85%), seguido por artículos de conferencia (29.88%) y finalmente capítulos de libros (4.27%). Por otro lado, el crecimiento en la producción académica ha venido en ascenso presentando dos puntos máximos: el año 2010 con un 7.32% y en el año 2020 con un 9,15% de la producción total. Adicionalmente, se observa que el nivel de publicaciones se incrementa a partir del año

2018, y va en ascenso, lo que demuestra el interés de los investigadores por el tema de gestión de riesgos en los mercados eléctricos.

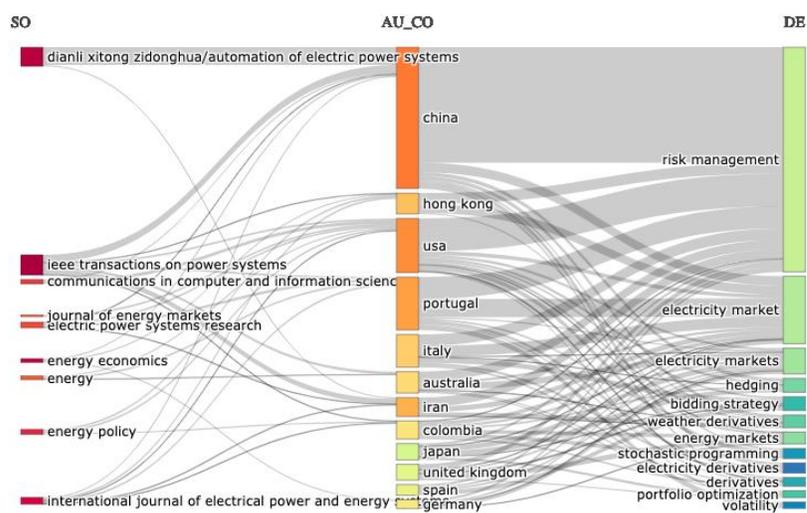
Figura 1-5. Evolución producción académica.



Fuente: elaboración propia.

Otro factor relevante en la investigación es la concentración de la producción académica en el ámbito geográfico, es decir, el aporte realizado por los autores según el país en el que desarrollan sus avances. En la Figura 1-6. se presentan 29 países donde se reporta producción académica en el tema. Se resalta que el país que tiene un índice de producción más alto es China (25.61%), seguido por Estados Unidos (15.24%) y Portugal (8.54%). Asimismo, los países con mayor cantidad de citas son: China (583), Estados Unidos (710) y Portugal (148).

Figura 1-7. Análisis de tres variables.



Fuente: elaboración propia.

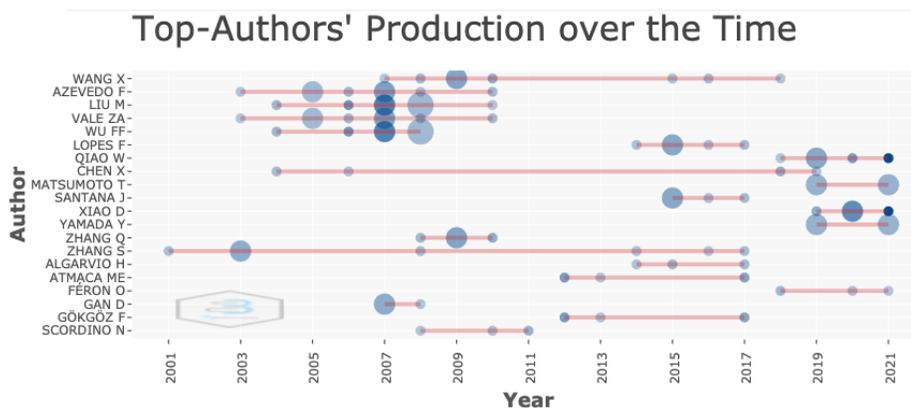
Continuando con el análisis, se procede a revisar la contribución de los autores durante el tiempo. En la Figura 1-8 se presentan los autores con mayor producción. Se resalta que los autores con mayor consistencia de producción académica en el tiempo son:

- Wang, X.: sus estudios están enfocados estudiar la gestión de riesgos financieros en los mercados ISO (*New England's Electricity Market*) y PJM *Interconnection*. El autor emplea la metodología de valor en riesgo condicional (CVaR) para: crear un modelo de decisión que tiene en cuenta el riesgo de transacción, los ingresos y costos del negocio de la electricidad [98], y proponer estrategias de cobertura incluyendo contratos y porcentaje de carga cubiertos [99]. También ha estudiando la gestión de riesgos para el comercio de energía eólica proponiendo contratos de futuros en bloque [100], y contratos bilaterales para energía fotovoltaica; este último emplea series de tiempo para calcular la proporción óptima de asignación de electricidad a los proveedores [101].
- Azevedo, F., Vale, ZA: sus estudios proponen el método *particle swarm optimization* (PSO) para proponer estrategias a un productor que le permitan cubrirse de la volatilidad del precio [102], apoyar a los productores de electricidad en la asignación óptima de contratos en múltiples periodos empleando contratos forward [103], incluyendo contratos de opciones y comparando el método PSO con

algoritmos genéticos [104]. También ha propuesto modelos para pronosticar el precio marginal del sistema [105], y el precio de la electricidad para contratos bilaterales empleando redes neuronales artificiales [106].

- Liu, M. y Wu, FF: sus estudios emplean la teoría de portafolios para: la asignación de energía eléctrica en los mercados *spot* [107], diseñar estrategias de diversificación con contratos bilaterales [108]. Además, los autores han investigado el efecto de los instrumentos financieros en la programación de operaciones [109], y ha diseñado estrategias comerciales con contratos bilaterales [110]. Todo lo anterior aplicado al mercado PJM.
- Lopes, F: este autor se centra en la gestión de riesgos de la contratación bilatelar, las estrategias comerciales para encarar los riesgos [111], y la actitud frente al riesgo y como puede esto influir en la negociación de precios [112]. Además, propone una simulación basada en agentes para analizar la efectividad de los contratos bilaterales como herramienta financiera para cobertura de la volatilidad del precio [113].

Figura 1-8. Trayectoria de los autores en el tiempo.

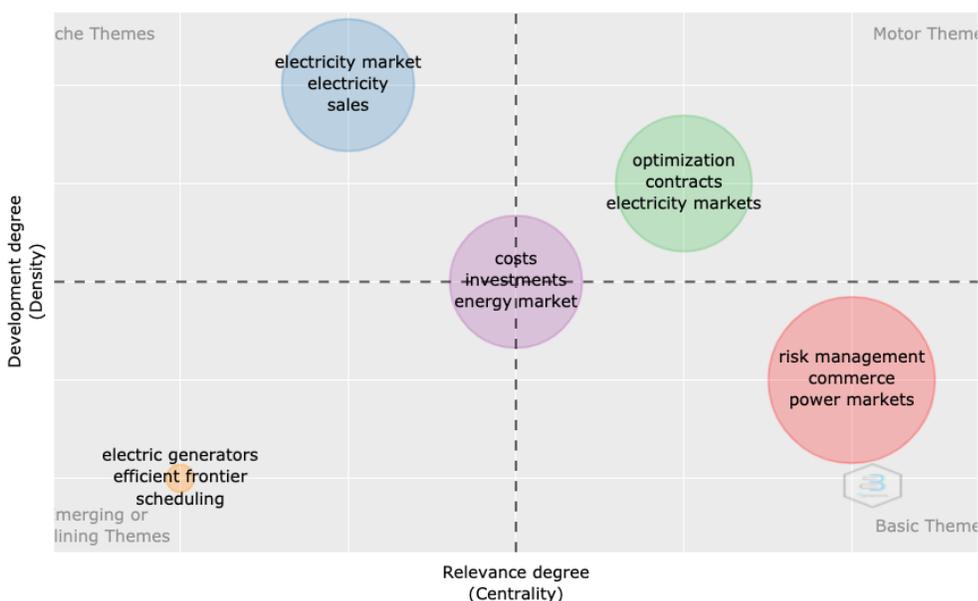


Fuente: elaboración propia.

Con respecto al análisis de las principales palabras clave del tema se elaboró un mapa temático que se muestra en la Figura 1-9. El mapa se conforma de la siguiente manera: el eje X mide la importancia y el eje Y mide el desarrollo del tema, se divide en cuatro secciones: el cuadrante inferior izquierdo muestra los temas cuya investigación está disminuyendo, el cuadrante inferior derecho contiene los temas transversales con alto

número de publicaciones, el cuadrante superior izquierdo representa los temas que han sido más desarrollados pero aislados y los del cuadrante superior derecho corresponden a los temas que se encuentran en pleno desarrollo y de mayor interés por los investigadores [114]. Según lo anterior, se puede concluir que los temas con mayor auge en los últimos años son: optimización, contratos y mercados de electricidad, temas como generación eléctrica o frontera eficiente están emergiendo y el tema de gestión de riesgos es transversal a las investigaciones. En el centro del gráfico se encuentran: costos, inversiones y mercado de energía, de esto se concluye que son temas relevantes y en desarrollo.

Figura 1-9. Mapa temático de las palabras clave.



Fuente: elaboración propia.

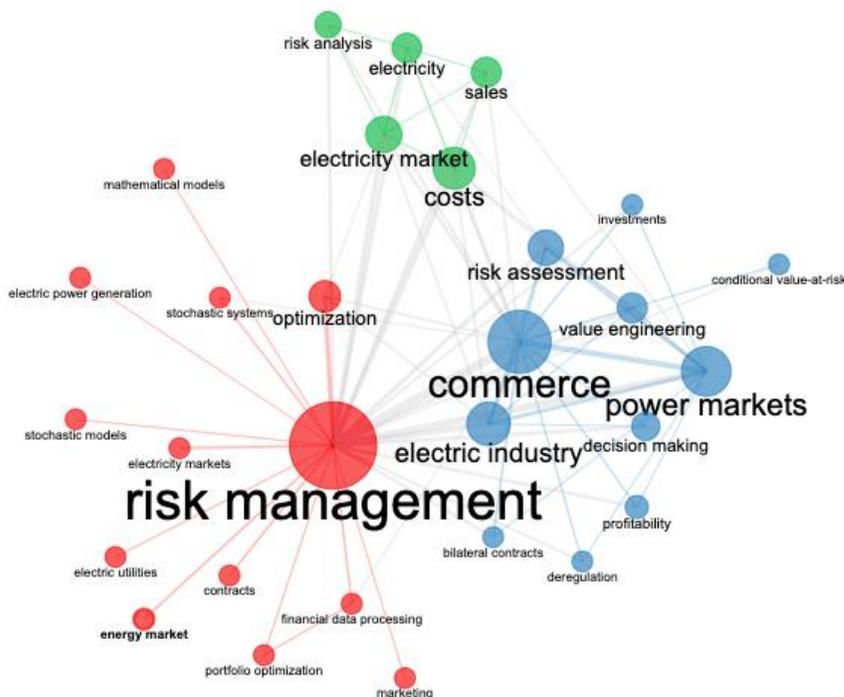
Para complementar el anterior análisis se realizó una red de co-ocurrencia de las palabras clave que se muestra gráficamente en la Figura 1-10. Este análisis identifica clusters de palabras clave que expresan conceptos comunes y por tanto reflejan las áreas temáticas en que puede dividirse la literatura [96]. Para la revisión de literatura reportada en este trabajo se detectaron tres clusters: gestión de riesgos, comercio y costos. El grupo rojo tiene alta relevancia, representa la gestión de riesgos y los estudios aplican diferentes métodos matemáticos para desarrollar modelos de cobertura en mercados de energía. En este grupo se reportan estudios que formulan el problema de asignación de energía como

un problema general de optimización y consideran la gestión de riesgos mediante diversificación [108], o proponen un enfoque basado en *particle swarm optimization* (PSO) empleando contratos con liquidación física y financiera [103]. Otros estudios emplean optimización para la adquisición de grandes cantidades de electricidad mediante la teoría de la cartera de Markowitz [115]; de esta forma buscan un costo mínimo y al mismo tiempo minimizan la exposición al riesgo.

Los grupos azules y verdes están vinculados por temás similares. El grupo azul se enfoca más en temas comerciales e incluye la toma de decisiones, inversiones y valoración del riesgo en la industria de la electricidad. En este grupo se reportan estudios que evalúan la eficacia de la cobertura de los contratos de futuros y tienen en cuenta activos como: petróleo, gas natural y mercados mayoristas de electricidad; se concluye que los futuros de electricidad son ineficaces para la gestión de riesgos comparados con otros activos energéticos [116]. Otros estudios proponen modelos de valor en riesgo (VaR) para cuantificar el riesgo de los precios de la electricidad y las medidas de déficit esperadas; se concluye que es importante tener en cuenta las posiciones de negociación para mejorar el modelo propuesto [25].

Por otra parte, el grupo verde está vinculado con temas financieros como análisis de riesgos, costos y ventas. En este grupo se encuentran estudios que buscan fortalecer la gestión crediticia calculando la cantidad de garantías e incluyendo la situación de todas las transacciones realizadas en el mercado eléctrico Guangdong [117]. Otros estudios se examinan el uso de modelos de aprendizaje automático con fines de cobertura en productos financieros basados en energía; concluyen que el modelo propuesto supera sustancialmente a los modelos de series de tiempo [118]. Finalmente, se reportan estudios que buscan desarrollar modelos de planificación para las licitaciones en el mercado *spot* en las empresas de ventas de electricidad; se concluye que los generadores pueden beneficiarse del modelo propuesto [119].

Figura 1-10. Red de co-ocurrencia.



elaboración propia.

A partir de los resultados obtenidos en esta revisión de literatura se concluye lo siguiente:

- Los resultados revelan que este tema de investigación es de gran interés por la comunidad científica, y continúa en ascenso. En el ámbito global se concluye que los países con mayor contribución en esta área de investigación, son: China, Hong Kong y Estados Unidos; en contraste los principales autores son: Wang, X ,Azevedo, F., Vale, ZA, Liu, M. y Wu, FF; además son los investigadores que realizaron los artículos más citados.
- La cantidad de citas es el factor más importante para determinar el impacto de la producción académica y visibilidad de los autores.
- El principal mecanismo de difusión de las investigaciones es el Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- La gestión de riesgos es el eje transversal de las investigaciones abordadas en esta revisión. Inicialmente, los trabajos centraron su interés en temas relacionados con la planificación y generación eléctrica, luego se fueron incorporando modelos de análisis de riesgos matemáticos e instrumentos financieros de cobertura hasta

llegar a tendencias novedosas como el papel de las criptomonedas en la gestión de riesgos en los mercados energéticos [120], o la integración de instrumentos financieros con Blockchain en el mercado de la electricidad [121].

1.6.3 Evaluación de calidad

A partir de la revisión de la literatura disponible sobre la gestión de riesgos financieros en los mercados eléctricos, se realiza una evaluación de la calidad de los artículos que incluyen alguna metodología empleada para la construcción de una estrategia de cobertura del riesgo y algún modelo de simulación o pronóstico. Una vez se depura la información teniendo en cuenta estos criterios, se reportan 49 artículos que cumplen ambas condiciones y se procede a realizar la valoración de calidad de los trabajos. Es importante anotar que la valoración de los artículos consiste en la aplicación de una serie de preguntas de calidad y posterior asignación de puntajes a cada estudio. En este orden de ideas, se realiza la evaluación de calidad teniendo como base la metodología planteada en [122] con las siguientes preguntas:

- QA1: ¿Es explícita la formulación matemática del modelo?
- QA2: ¿Es definido el proceso para determinar el horizonte de pronóstico?
- QA3: ¿El estudio presenta criterios para seleccionar las variables explicativas?
- QA4: ¿Hay una evaluación o diagnóstico para el modelo?
- QA5: ¿Se valida la factibilidad de la metodología propuesta mediante su aplicación algún mercado eléctrico?
- QA6: ¿Existe alguna estrategia de cobertura explícita aplicada a un mercado eléctrico?

Para cada una de las preguntas se asignaron puntajes teniendo en cuenta los criterios de evaluación propuestos en [122]. Las preguntas QA1 a QA6 se califican así: S =1, P = 0,5 y N = 0, y los criterios empleados, son:

- QA1: S (si), la formulación matemática del modelo propuesto se presenta en el artículo; P (parcialmente), la formulación matemática es implícita; N (no) no se define la formulación matemática del modelo.
- QA2: S (si), se describe el proceso para determinar el horizonte de pronóstico del modelo; P (parcialmente), se señala un procedimiento o sugiere la lectura de otros

estudios; N (no) no se especifica el procedimiento para determinar el horizonte de pronóstico.

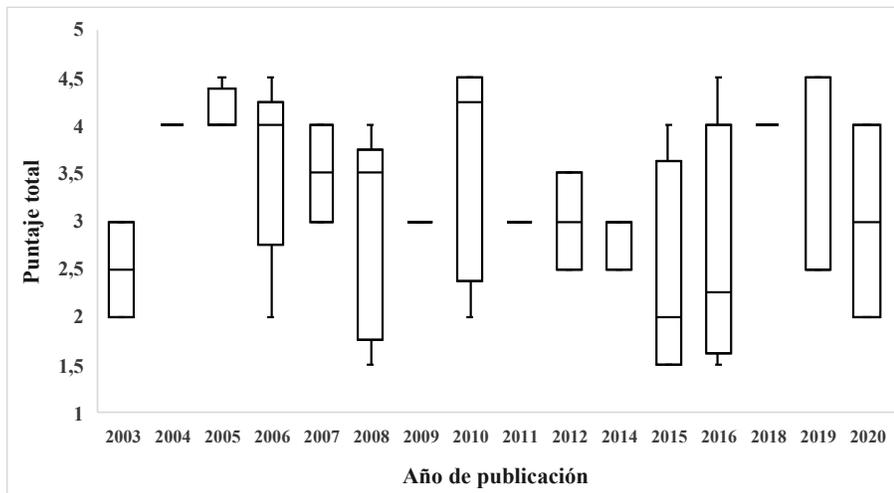
- QA3: S (si), el estudio plantea criterios para seleccionar variables explicativas; P (parcialmente), se señalan procedimientos o se sugiere la lectura de otros estudios; N (no), no se aborda el tema de selección de variables explicativas.
- QA4: S (si) se muestra un procedimiento para realizar un diagnóstico del modelo: P (parcialmente), el diagnóstico del modelo es realizado implícitamente; N (no), no se aplica un método de diagnóstico para el modelo propuesto.
- QA5: S (si) los autores aplican el modelo para pronosticar una serie de tiempo de algún mercado eléctrico; P (parcialmente), el modelo desarrollado es usado para el pronóstico de una serie simulada; N (no), no se especifica la aplicación del modelo propuesto.
- QA6: (si) los autores presentan alguna estrategia de cobertura explícita y se aplica en al menos un mercado eléctrico; P (parcialmente), se mencionan al menos una metodología para cubrimiento de riesgo pero no se implementa en un mercado eléctrico ; N (no), no se especifica la aplicación de una estrategia de cobertura.

Estos criterios se aplicaron a los 49 estudios seleccionados y los resultados se presentan en la Tabla 1-3, de la siguiente forma: las filas corresponden a los estudios y las columnas presentan la evaluación de cada pregunta, finalmente la última columna muestra el puntaje total asignado a cada estudio. Los resultados de la evaluación de calidad muestran que el máximo puntaje alcanzado es 4,5 y el mínimo es 1,5; el puntaje promedio es $3,18 \pm 0,96$, lo que indica que el rango de valores se encuentra entre 2,0 y 4,0. Se concluye que los puntajes difieren del puntaje ideal que es 6 y ninguna referencia cumple con los criterios planteados en la Sección anterior; es importante resaltar que para la pregunta PQ3 ningún estudio es concluyente sobre la selección de variables explicativas, la mayoría de estudios emplean la información disponible del mercado estudiado [123], [124], [110]. Asimismo, para la pregunta PQ2 ningún estudio describe el proceso para determinar el horizonte de pronóstico; al respecto, se reportan estudios que analizan la dinámica de los contratos y de acuerdo a esto seleccionan diferentes periodos (semanal o mensual) [21]. Una vez se evaluaron los estudios se continuó con el proceso de calificación de cada pregunta y los resultados muestran que la pregunta con mayor puntaje es QA6 seguida por QA1, y con el puntaje nulo es QA3. Esto significa que la mayoría de estudios emplean alguna

metodología con fines de cobertura en riesgos y especifican explícitamente la formulación matemática del modelo empleado; en contraste, ningún estudio plantea criterios para la selección de variables explicativas y muy pocos estudios plantean un procedimiento para determinar el horizonte de pronóstico, además pocos estudios mencionan la periodicidad de los datos sin especificar los criterios para seleccionar esta ventana temporal. Finalmente, sobre el diagnóstico del modelo se concluye que se emplean diferentes métricas para el error como MAE (Mean Absolute Error), MAPE (Mean absolute Percentage Error) y SMAPE (Symmetric Mean Absolute Percentage Error) [125].

Finalmente, se analizó la correlación entre el puntaje obtenido por los estudios y el año de publicación. El coeficiente de correlación es 45,13%, lo que indica que la calificación tiene una correlación baja respecto a la cantidad de citas recibidas por la publicación en el año; particularmente durante los años: 2006 y 2010 tienen la mayor cantidad de citas junto con los puntajes más altos; en contraste, los estudios que no cumplen los criterios de calidad se presentan durante los años: 2008, 2015 y 2016; este periodo coincide con los valores de mayor dispersión. Los resultados de este análisis se presentan gráficamente en la Figura 1-11.

Figura 1-11. Diagrama de cajas de los puntajes de las preguntas de calidad



Fuente: elaboración propia

Tabla 1-1. Evaluación de calidad.

PAPER	QA1	QA2	QA3	QA4	QA5	PUNTAJE TOTAL
S	N	N	N	N	N	1
S	N	N	N	S	N	2
S	N	N	N	S	S	3
S	N	N	N	S	S	3
S	P	N	N	P	S	3
S	P	N	N	P	S	3
S	P	N	N	S	S	3,5
P	P	N	N	S	S	3
S	P	N	N	S	S	3,5
S	P	N	N	P	S	3
P	P	N	N	P	S	2,5
S	N	N	N	N	N	1
S	N	N	N	S	N	2
P	P	N	N	S	S	3
P	N	N	N	N	N	0,5
P	N	N	N	P	N	1
S	P	N	N	P	S	3
S	N	N	N	P	S	2,5
S	N	N	N	P	S	2,5
S	N	N	N	N	S	2
S	N	N	N	N	S	2
S	P	N	N	S	S	3,5
P	P	N	N	S	S	3
P	N	N	N	S	N	1,5
P	N	N	N	P	N	1
S	P	N	N	S	S	3,5
S	P	N	N	S	S	3,5
P	N	N	N	P	S	2
P	P	N	N	P	N	1,5
P	N	N	N	S	S	2,5
P	N	N	N	P	S	2
P	N	N	N	N	S	1,5
S	N	N	N	N	S	2
S	N	N	N	N	S	2
P	N	N	N	N	N	0,5
P	N	N	N	N	N	0,5
S	N	N	N	P	N	1,5
S	P	N	N	P	S	3
S	P	N	N	S	S	3,5
N	P	N	N	N	N	0,5
S	N	N	N	P	N	1,5
P	N	N	N	P	N	1
S	P	N	N	P	S	3
P	P	N	N	P	N	1,5
S	P	N	N	S	S	3,5
S	N	N	N	P	N	1,5
S	P	N	N	P	S	3
P	P	N	N	N	S	2
S	N	N	N	N	N	1

Fuente: elaboración propia

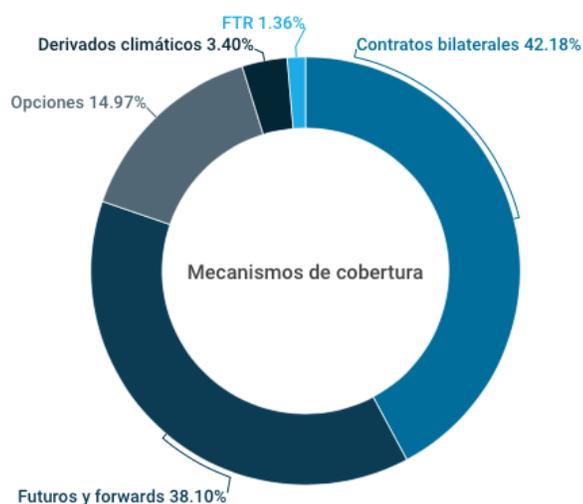
1.6.4 Discusión

En esta sección se responden las preguntas de investigación formuladas en la sección anterior:

- A. *¿Qué mecanismos se han usado en otros Mercados de Derivados Eléctricos con fines de cobertura de riesgos?*

Según los resultados obtenidos en la revisión de literatura, el principal mecanismo empleado para la cobertura de riesgos en los Mercados de Derivados Eléctricos es el contrato bilateral; el cual es un contrato de suministro de energía entre comercializadores y distribuidores sobre futura compra/venta de electricidad con un volumen y vigencia que son negociados entre ambas partes [78]. Luego se encuentran los *forwards* y futuros que son contratos estandarizados en el que dos partes se comprometen a comprar o vender un subyacente en una fecha futura, con un tamaño y un precio establecidos [82]; estos mecanismos permiten gestionar el riesgo asociado a la volatilidad inherente al mercado *spot* [126]. A continuación, se encuentran las opciones que son contratos que le otorgan al tenedor el derecho mas no la obligación de comprar o vender el producto en un momento y precio específico [23]. Posteriormente, se encuentran los derivados climáticos que son instrumentos financieros que difieren de los contratos convencionales porque generalmente el activo subyacente es un índice meteorológico no negociable [127]. Finalmente, se encuentran los FTR's (*Financial Transmission Rights*) que son contratos que no otorgan derechos físicos sobre el flujo de energía en la interfaz eléctrica, sino que proporciona una cobertura contra cambios en los precios de transmisión [128]. Estos resultados se muestran en la Figura 1-12.

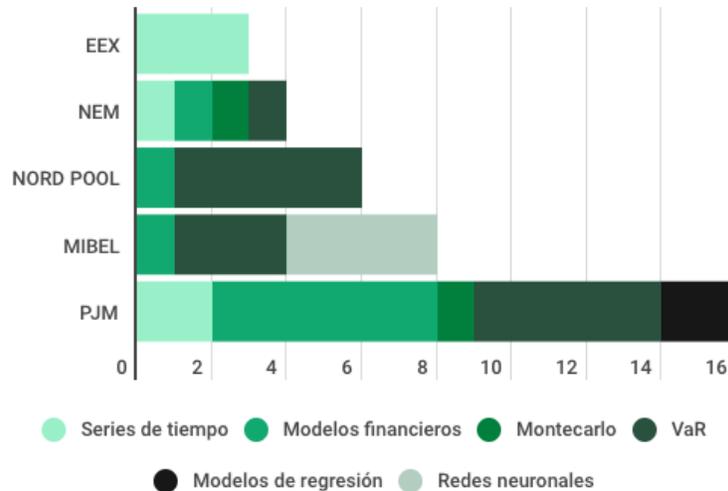
Figura 1-12. Mecanismos de cobertura.



Fuente: elaboración propia.

B. *¿Cuáles son las metodologías empleadas para valorar los mecanismos de cobertura de riesgo en los principales Mercados de Derivados Eléctricos?*

Los principales Mercados de Derivados Eléctricos reportados en la literatura son: PJM *Interconnection* [115], [129]–[132], MIBEL (Mercado Ibérico de Electricidad) [124], [125], [133]–[135], NORD POOL [21], [136]–[138], NEM (*Australia electricity Market*) [24], [32], [123], [139], [140] y EEX (*European Energy Exchange*) [63], [141]–[143]. En la Figura 1-13 se presentan los principales mecanismos de cobertura estudiados en los Mercados de Derivados Eléctricos. Se resalta que las metodologías que se más se han empleado son: *Value at Risk* (VaR) [24], [25], [144]–[146] incluido el *Conditional Value at Risk* (CVaR) [26], [98], [147]–[149] y modelos financieros que comprenden varias metodologías: teoría de portafolio [31], [32], [136], [150], [151], flujo de caja condicional [152] y función de utilidad [153]. Los modelos de series de tiempo, [139], [123], [141], regresión [110], [129], [154] y redes neuronales artificiales [105], [106], [125], han sido aplicadas recientemente para pronosticar el precio *spot* de la electricidad, ya que éste es el subyacente de algunos instrumentos financieros. Se observa que el mercado más estudiado con fines de cobertura es PJM, seguido por NEM y MIBEL.

Figura 1-13. Principales Mercados de Derivados Eléctricos.

Fuente: elaboración propia.

C. ¿Cuáles aportes se reportan en la literatura sobre valoración de los contratos de derivados eléctricos en Colombia?

Para revisar la información disponible sobre el tema se inició la búsqueda de los principales aportes realizados sobre el Mercado de Derivados Estandarizados de Commodities Energéticos, Derivex. Al respecto, Velásquez et al [67] presenta una descripción breve del mercado Colombiano de electricidad, discute las causas de la variabilidad de los precios, describe a Derivex y se concluye que la alta volatilidad de los precios promedio mensuales de Bolsa implican un riesgo a la hora de estructurar la estrategia de cubrimiento usando derivados. Sobre este punto en [155] se propone un producto derivado del precio de la electricidad que analiza la serie temporal para modelar la volatilidad y se diseña una opción exótica, además se calculan las primas con el modelo Black & Scholes y se concluye que mientras más tiempo se tome para la cobertura menos confiable será la estrategia. Por otro lado, en [156] se muestra un esquema de cobertura estática a través de contratos a plazo, y en [157] se plantea una metodología para la estimación de garantías del mercado de futuros en energía eléctrica del mercado colombiano, y ambos estudios emplean simulación montecarlo. Este último [157] concluye

que la metodología actual empleada para la estimación de garantías no es adecuada para la definición de los niveles requeridos para transacciones en el mercado de derivados eléctricos en Colombia.

Por otro lado, también se revisaron los aportes en temas de pronóstico del precio de la electricidad ya que en muchos casos se emplean con fines de valoración de contratos de derivados. Sobre este punto se encuentran estudios que se interesan en el análisis de los fundamentales del mercado que afectan la formación de los precios de la energía eléctrica en Colombia [158], [159], así como los efectos de choques positivos de algunas variables mediante la aplicación de la metodología VaR (vectores autorregresivos) [79]. Se concluye que las variables que influyen los precios de la energía son: la demanda, la hidrología y la disponibilidad declarada; en contraste, las variables dummy empleadas para incluir el efecto de los cambios en la regulación, no muestran efectos estadísticamente significativos. Un análisis más específico de la influencia del Niño Oceánico (ONI, por sus siglas en inglés) sobre los aportes hidrológicos mensuales se presenta en [71], en el cual se presenta la relación no lineal entre estas variables y se concluye que los aportes pueden llegar a reducirse hasta el 26.8% de la media histórica en periodos de Niño y aumentar hasta el 260.4% durante fenómenos de La Niña. Adicionalmente, se encuentran estudios que aplican diferentes metodologías para el pronóstico del precio de la electricidad. En primera instancia, se encuentran estudios que emplean la metodología de Box-Jenkins; al respecto en [160] se desarrolla un modelo ARIMA y un modelo estructural donde los errores son modelados con la misma estructura de Box-Jenkins, y esta aproximación captura de forma más completa las características de la serie. De forma similar, en [161] se emplean varios modelos de media móvil autorregresiva y procesos generalizados de heterodacedasticidad condicional. En este caso, el modelo de volatilidad sugiere un shock en la varianza persistente conservando su efecto en el largo plazo. Es así como algunos estudios analizan volatilidad de la serie de precios de la electricidad [16], así como la asimetría en la distribución, comportamientos bruscos en periodos cortos y heterodacedasticidad [162], en ambos casos emplean modelos ARCH y GARCH y concluyen que la serie se caracteriza por curtosis, aglomeraciones de volatilidad, ocurrencia de eventos extremos y reversión a la media.

Posteriormente se encuentran estudios que proponen un modelo de pronóstico bajo el enfoque de redes neuronales. Es así como en [163] emplean redes neuronales para el

pronóstico diario de la electricidad y en [164] se emplean redes neuro-difusas; estos estudios concluyen que: la tarea de pronosticar el valor exacto del precio en bolsa es una tarea compleja debido a la gran cantidad de elementos endógenos y exógenos involucrados en su formación del precio, y el modelo que se propone es de fácil implementación, muestra un buen desempeño y requiere menor tiempo de cómputo respecto a otras metodologías de pronóstico. De forma similar para la predicción de los precios mensuales de la electricidad en [165] se emplean redes neuronales con variables exógenas, en [166] se emplean máquinas de vectores de soporte y en [167] se incluyen modelos ARMA e híbridos. Estos estudios concluyen que la predicción de esta serie es bastante compleja debido a la presencia de cambios en la amplitud en su patrón cíclico de periodo anual, incremento en la tendencia, así como varios cambios en su tendencia de largo plazo durante el período analizado.

Sobre este último punto se reportan estudios que analizan el comportamiento del precio de la electricidad en el largo plazo. En así como en [168] se ajusta un modelo de regresión y econométrico para proyectar el precio de la electricidad a 2030, teniendo en cuenta variables como la población y la precipitación; en contraste en [169] se presenta una metodología para determinar precios estacionales en forwards en mercado de generación de electricidad en Colombia empleando un juego de Cournot para caracterizar el precio, y la teoría clásica de portafolio para determinar la distribución de estas cantidades en contratos. Los autores concluyen que en el largo plazo será más rentable para los generadores vender forwards estacionales en lugar de participar en la Bolsa de Energía.

La revisión de literatura muestra que los temas relacionados con el análisis del comportamiento y pronóstico del precio de la electricidad en Colombia han sido ampliamente estudiados; sin embargo, no se reportan estudios que diseñen un mecanismo de valoración de los contratos derivados en el mercado de commodities energéticos en Colombia o propongan algún modelo para la cobertura de los riesgos que enfrentan los agentes que realizan operaciones en la Bolsa de Energía.

D. ¿Qué evidencias hay en favor o en contra de los mecanismos utilizados en los mercados de derivados eléctricos para garantizar la cobertura del riesgo?

Ningún estudio es concluyente respecto al tema de la cobertura del riesgo en los mercados eléctricos. Su principal interés se centra en cuantificar el riesgo aplicando metodologías como el VAR o CVAR, y en algunos casos se analiza el comportamiento del precio de la energía en los mercados de corto plazo para determinar cual modelo de pronóstico es más preciso al evaluar las metodologías con criterios estadísticos. Aunque la mayoría de los estudios expresan la necesidad de contar con herramientas que reduzcan la exposición al riesgo de los agentes del mercado, no se proponen mecanismos de cobertura de riesgos, ni aproximaciones para valorar contratos de derivados energéticos a partir de los hallazgos reportados en temas de pronóstico.

Teniendo en cuenta todo lo anterior se concluye que:

- La valoración de contratos de futuros es un tema de sumo interés para los agentes del Mercado de Derivados Eléctricos en Colombia, con fines de cobertura de riesgo y rentabilidad; sin embargo, los estudios se han enfocado en la caracterización del precio o pronóstico de la serie temporal.
- A partir de la evaluación de calidad de los artículos, no se reporta en los estudios el proceso para seleccionar las variables explicativas de los modelos de simulación ni los criterios que se emplean para la elección del horizonte de pronóstico.
- Cada trabajo es válido para el mercado que estudia. Es decir, que la metodología planteada no es transferible ya que los mercados operan de forma diferente.
- No existe una aproximación robusta para pronosticar el precio de la energía en Bolsa, como insumo para la valoración de contratos en el Mercado de Derivados de Commodities Energéticos-Derivex.
- No reportan estudios que tengan criterios de especificación para seleccionar las variables explicativas del modelo de pronóstico en el mercado eléctrico de Colombia que pueda ser usado con fines de simulación del precio.
- Los modelos de pronóstico reportados en la literatura no determinan cual debe ser el horizonte de predicción dependiendo de las características particulares de cada mercado de derivados eléctricos estudiado.
- No existe una metodología que permita valorar los contratos de derivados financieros en el Mercado de Derivados de Commodities Energéticos- Derivex.

1.7 Definición del problema de investigación

En la sección anterior se presentó una revisión de la literatura más relevante en el tema: gestión de riesgos financieros en los mercados eléctricos. Al respecto se estableció la pertinencia del tema, se identificaron tendencias de investigación, se presentaron los principales hallazgos, así como vacíos de investigación que serán abordados en esta sección, la cual tiene como objetivo presentar el problema de investigación.

Los agentes del mercado eléctrico se encuentran expuestos continuamente al riesgo [66], producto de la alta volatilidad del precio de la energía en Bolsa [6], [47], [67], [73]. Con el fin de mitigar este efecto, surgen los mercados de derivados eléctricos para gestionar el riesgo y administrar las operaciones financieras del mercado adaptando el mismo concepto de los derivados financieros tradicionales. Estos mercados realizan sus transacciones a través de instrumentos derivados: futuros o forwards, swaps y opciones, que a su vez han servido de insumo para crear estrategias de cobertura en las bolsas de energía, siendo los futuros y forwards, los instrumentos más utilizados. Un contrato de futuros es un acuerdo para comprar o vender un activo en una fecha específica a un precio determinado [170]; en este contrato se pueden presentar dos posiciones: de compra o de venta del contrato y su beneficio se calcula como:

$$\text{Beneficio} = S_t - K \quad (1)$$

Donde: S_t representa el valor del precio del activo subyacente al vencimiento y K representa el precio de compra pactado en el contrato. Para el caso de un contrato de venta el beneficio se obtiene con la fórmula (1), sólo que el activo subyacente es negativo y el precio de ejercicio positivo. De acuerdo a las expectativas que se tengan del precio del activo subyacente, se toman decisiones de compra o venta y se pacta el precio de ejercicio, por ende, para maximizar el beneficio es fundamental conocer la trayectoria futura del precio del subyacente.

Existen dos mecanismos para valorar las opciones: mediante modelos derivados a partir de la teoría financiera, y mediante simulación numérica. Entre los modelos más conocidos se encuentran el modelo de Cox, Ross & Rubinstein (1979) y el modelo de Black & Sholes

(1973) [86]. El modelo publicado por Black & Scholes [171] es ampliamente usado para la valoración de contratos de cualquier activo financiero; sin embargo, la aplicación de este modelo asume el precio del activo subyacente es conducido por el movimiento Browniano geométrico, es decir, el precio es lognormal [172]. Asimismo, el modelo propuesto por Cox, Ross & Rubinstein [173], considera que la evolución del precio del activo subyacente varía según el proceso binomial multiplicativo [174]. En contraste, los mercados de electricidad difieren fuertemente de los mercados financieros [4], ya que el precio de la electricidad es más volátil que otros commodities [3], [47], [57], [60], [62], [175], y la serie temporal presenta un comportamiento de reversión a la media [8], [66], [176], [177]. En este orden de ideas, los supuestos de los modelos financieros no pueden ser replicados a los mercados eléctricos y en consecuencia, la otra alternativa que queda para valorar los contratos es la simulación numérica del precio del activo subyacente (que para el caso de los mercados de derivados eléctricos es el precio de la energía en bolsa), cuyo insumo fundamental son los modelos de pronóstico. En efecto, surge la necesidad de utilizar modelos de pronóstico para simular numéricamente el precio de la energía en bolsa.

En la literatura se han reportado diferentes aproximaciones al tema del pronóstico de los precios de la electricidad teniendo en cuenta el comportamiento de los price-drivers [54], [175], [178], [179]; estos estudios hacen énfasis en la importancia de tener como variables de entrada del pronóstico los price-drivers más significativos, y contar con herramientas que cuantifiquen su precisión. Adicionalmente, uno de los principales objetivos del modelado de series de precios de la energía es garantizar la eficiencia y precisión del pronóstico. Sobre este punto, diferentes aproximaciones determinan la metodología que mejor captura las características del precio comparativamente entre varias técnicas de pronóstico [14],[17], [47], [48], [57], [180], o validan su metodología en varios mercados [13], [38], [49], [60], [61], [73], [181]. No obstante, no se reportan análisis que permitan cuantificar la degradación de la calidad del pronóstico como función de las variables explicativas, ni la influencia de estas variables con el fin de determinar si se deben incluir en el modelo; generalmente el enfoque ha sido seleccionar predictores mediante el uso de conocimiento de expertos [181]. Es decir, no hay un criterio de especificación de modelos basado en la pérdida de calidad de los pronósticos, el cual se puede medir como pérdida de precisión o mediante el incremento del tamaño de los intervalos de confianza a medida que crece el tiempo; tampoco existen indicadores que midan este comportamiento.

Generalmente, los modelos de pronóstico de la electricidad tienen ventanas de tiempo de corto plazo (una hora hasta pocos días), mediano plazo (pocos días hasta meses) y largo plazo (más de un año) [57], [45]. Sin embargo, en la literatura no hay un consenso sobre cuál debe ser realmente el umbral de pronóstico para los modelos de predicción del precio de la electricidad [182]; al respecto se argumenta que: el proceso de pronóstico se hace más complejo al aumentar el horizonte de pronóstico [183], el error del pronóstico depende de la escala temporal (hora, diario, semanal, mensual, etc.) y se incrementa al aumentar umbral del pronóstico [184]. Sin embargo, estos criterios no son suficientes para tomar una decisión de inversión en contratos, tampoco se cuenta con criterios para definir el plazo de un contrato en términos de un modelo de pronóstico. Por lo tanto, crece el interés alrededor de poder valorar adecuadamente los derivados energéticos a partir de procesos de simulación numérica, ya que los métodos actuales tienen falencias y no garantizan la precisión en el pronóstico.

Finalmente, es importante resaltar que la electricidad tiene una naturaleza instantánea, no puede ser almacenada, y su transmisión puede ser interrumpida por problemas de congestión en la red eléctrica [3], [9], [57], [185], esto sumado a otros factores como los cambios climáticos ocasionan que la serie temporal exhiba una alta volatilidad, exceso de curtosis, heterodasticidad y no linealidad [37], [47]–[49], [58], [141], [186]. Estas características agregan incertidumbre al pronóstico, afectan el rendimiento del modelo, aumentan el error [61], lo que dificulta aún más la tarea de predecir la dinámica de los precios [13], [17], [50], [54], [187], [188]; y un buen modelo de pronóstico debe ser capaz de capturar la dinámica compleja de la serie de precios de la electricidad [43]. Teniendo en cuenta todo lo anterior, es necesario mejorar el criterio de la selección de variables de entrada del modelo de pronóstico y emplear herramientas más sofisticadas. Por consiguiente, un modelo de pronóstico per se no es adecuado ya que está enfocado en la predicción de corto plazo y no explícitamente en la generación de series de precios sintéticas que conserven las propiedades de los precios reales. El problema de investigación abordado en esta tesis tiene que ver con el desarrollo de un modelo de valoración de los contratos de Derivex compuesto por un modelo de toma de decisiones y un modelo de simulación del precio de la electricidad en la Bolsa de Energía, que permita: determinar el máximo horizonte de pronóstico dada una métrica de calidad (parámetro), seleccionar el mejor conjunto de variables explicativas que caracterizan el precio y obtener

el valor esperado del instrumento financiero; como herramienta de valoración de los contratos en Derivex.

1.8 Hipótesis

Es posible contar con un modelo de valoración compuesto por un modelo de toma de decisiones y un modelo de simulación de los precio para pronosticar el precio de la energía en Bolsa, que permita la valoración de contratos en el Mercado de Commodities Energéticos-Derivex. El modelo de simulación puede ser obtenido empleando técnicas univariadas y multivariadas. Adicionalmente, se puede mejorar su precisión del pronóstico mediante la selección del conjunto de variables capturan las relaciones del precio, discriminando las que le agregan ruido a la serie, y determinando el umbral de pronóstico más eficiente. Con esta herramienta de valoración, los agentes del mercado podrán cubrirse al riesgo asociado a la volatilidad del precio e incrementar sus ingresos, como producto de las transacciones realizadas en la Bolsa de Energía.

1.9 Objetivos

1.9.1 Objetivo general

Desarrollar una aproximación metodológica para valorar los contratos en Derivex a partir de los pronósticos del precio de la electricidad.

1.9.2 Objetivos específicos

- Evaluar la capacidad de pronóstico de diferentes técnicas de pronóstico univariadas y su aplicabilidad en la valoración de derivados energéticos en Colombia.
- Evaluar la capacidad de pronóstico de diferentes técnicas de pronóstico multivariados y su aplicabilidad en la valoración de derivados energéticos en Colombia.
- Desarrollar una aproximación que permita combinar los criterios obtenidos en los dos primeros objetivos como herramienta de valoración de contratos en Derivex.

2. Metodología

En este capítulo se presenta la metodología propuesta en esta Tesis. En primer lugar, se presenta el modelo de decisión y posteriormente se describe el proceso de simulación numérica para la serie de precios.

2.1 Volatilidad del precio

Los agentes que operan el mercado *spot* de electricidad se encuentran expuestos al riesgo debido a las características de la dinámica del precio debido a la incertidumbre del comportamiento futuro de los precios. Tal como se mencionó en la Sección 1.1, esto se debe a la dinámica compleja que presenta la serie de precios caracterizada por una alta volatilidad. En este contexto, los contratos de electricidad son una herramienta útil para proteger a los participantes del mercado eléctrico de los riesgos asociados a las operaciones de negociación que se realizan en el mercado *spot*, ya que estos pueden significar una pérdida monetaria. Es así como surgen los mercados de derivados eléctricos, los cuales adoptaron los instrumentos de derivados de los mercados financieros tradicionales, pero tienen una baja liquidez y no proveen herramientas para diseñar estrategias de cobertura.

2.2 Derivex

Derivex es el administrador del sistema de negociación y registro de operaciones de los instrumentos financieros derivados de electricidad en Colombia; su estructura, funcionamiento y características se explican detalladamente en la Sección 1.3. Actualmente, Derivex ofrece contratos mensuales de electricidad que son utilizados por los agentes del mercado para cubrirse ante las fluctuaciones del precio en bolsa ya que al comprar o vender un contrato se asegura el precio de contratación. Derivex publica diariamente los precios de valoración de los contratos así como los precios de las operaciones que se realizan en el día; sin embargo, este sistema no provee herramientas

para establecer las posiciones de compra o venta del futuro de acuerdo a la expectativa de los precios.

2.3 Problema de decisión del agente

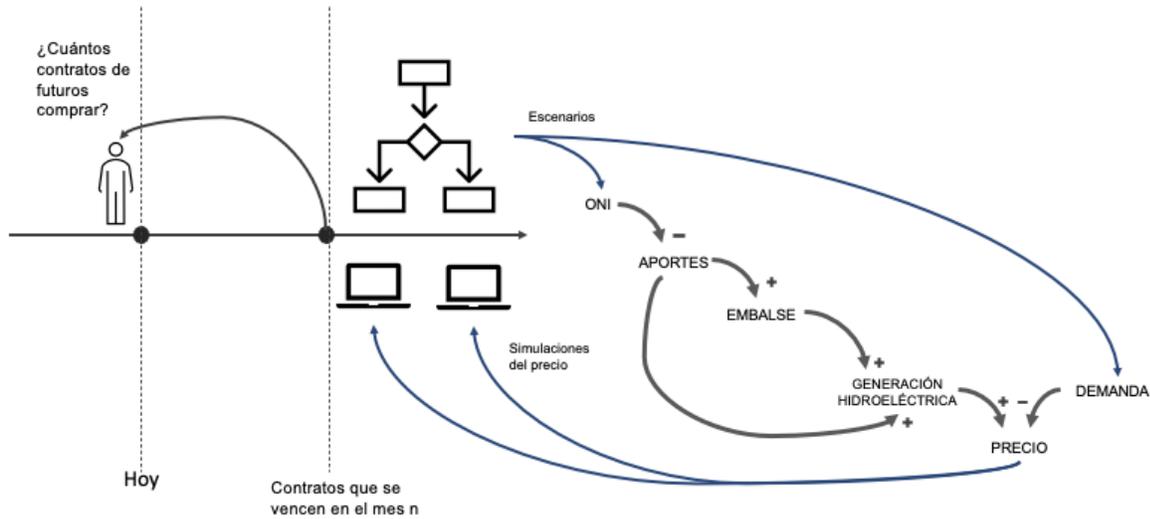
Los agentes que realizan negociaciones en el mercado *spot* deciden que posición tomar (compra o venta) de acuerdo a sus expectativas del precio de la electricidad, y pueden emplear los contratos de futuros ofrecidos por Derivex para respaldar sus operaciones. Sin embargo, los agentes del mercado no tienen suficiente información objetiva para saber si les conviene comprar o vender el contrato de futuro, y sus estrategias de negociación son creadas a partir de los recursos que tengan disponibles como los precios de referencia de Derivex y su propio criterio. Es así como el agente se enfrenta a un entorno complejo donde la información disponible es escasa e imprecisa y no se cuenta con modelos analíticos del comportamiento del precio; lo que dificulta aún más la toma de decisiones. En consecuencia, se requieren modelos de toma de decisiones para plantear las estrategias de negociación que maximicen los beneficios económicos y reduzcan el riesgo. Estos modelos pueden incorporar la información de la valoración de los precios de los contratos publicada por Derivex y modelos que simulen la evolución del precio *spot*. Inicialmente se debe diseñar un método analítico que represente las diferentes alternativas que tiene el operador para tomar la difícil decisión.

2.4 El modelo de decisión

Tal como se mencionó en la sección anterior, el operador de mercado requiere una metodología para tomar decisiones objetivas bajo una alta incertidumbre sobre la evolución del precio. Un modelo de decisiones proporciona una estructura y orientación para el pensamiento sistemático ante situaciones complejas y su creación requiere tres pasos: la identificación de los objetivos, la estructura de los elementos de la situación o decisión en un marco lógico y la definición precisa de todos los elementos del modelo de decisión [189]. En el primer paso, el agente tiene como problema su exposición a la volatilidad del precio *spot* y sus objetivos son: minimizar la exposición al riesgo ante las operaciones que realiza en la Bolsa de Energía, y maximizar sus beneficios económicos. En el segundo paso, si el agente decide realizar el cubrimiento con derivados encara el problema de decidir cuando y bajo que condiciones comprar o vender los contratos; para poder decidir, el agente debe analizar el comportamiento del mercado ante condiciones particulares teniendo en cuenta

las variables intrínsecas y su propio juicio. En el tercer paso, se deben identificar todos los elementos del modelo de decisiones, definir su estructura determinando las variables que influyen el comportamiento del precio de la electricidad y construir el modelo empleando la probabilidad ya que en este caso la incertidumbre es inherente al problema.

El mercado eléctrico colombiano es un sistema de comportamiento complejo donde algunas de las variables explicativas tienen impacto sobre otras variables explicativas y sobre el precio; en este contexto, la elaboración de un modelo de decisiones es un problema tan complejo que para analizarlo el uso de modelos que simulan únicamente el comportamiento de los precios no es suficiente, ya que no se capturan la influencia de otras variables del sistema que tienen un gran impacto en su comportamiento. Al respecto, se sabe que la operación de largo plazo del mercado eléctrico se ve afectada por dos grandes factores que son la hidrología y la demanda [79]; estas variables son externas al mercado y gobiernan su comportamiento [16]. Los escenarios de hidrología y demanda han sido empleados para la toma de decisiones de los agentes del mercado eléctrico en la planeación del corto, mediano y largo plazo. En el corto plazo estos escenarios se emplean para minimizar los costos de operación, en el mediano plazo para determinar cuales recursos se utilizan para garantizar la generación de electricidad y en el largo plazo para establecer la expansión de la capacidad. Particularmente, la hidrología afecta la formación de los precios de la electricidad debido a la vulnerabilidad del sistema eléctrico ante eventos secos ya que este recurso representa aproximadamente el 78% de la generación total del sistema [69]; es así como en periodos de lluvias los precios disminuyen y en periodos de sequía los precios se incrementan porque se requieren otros recursos de generación. Para construir el modelo de decisiones se plantearon escenarios de los fenómenos de variabilidad climática El Niño y La Niña ya que tienen una fuerte incidencia sobre los recursos hídricos, y se plantearon escenarios de demanda de acuerdo a las proyecciones que se realizan en los planes de expansión de generación y transmisión. En la Figura 2-1 se presenta un esquema del problema que enfrenta el agente y el modelo de decisiones. En el lado izquierdo del gráfico se plantea el problema del agente por la incertidumbre de cuántos contratos y en cuál plazo se deben comprar; posteriormente se propone un modelo de decisiones cuyos nodos son alimentados por las simulaciones del precio de la electricidad y contiene los escenarios de hidrología y demanda.

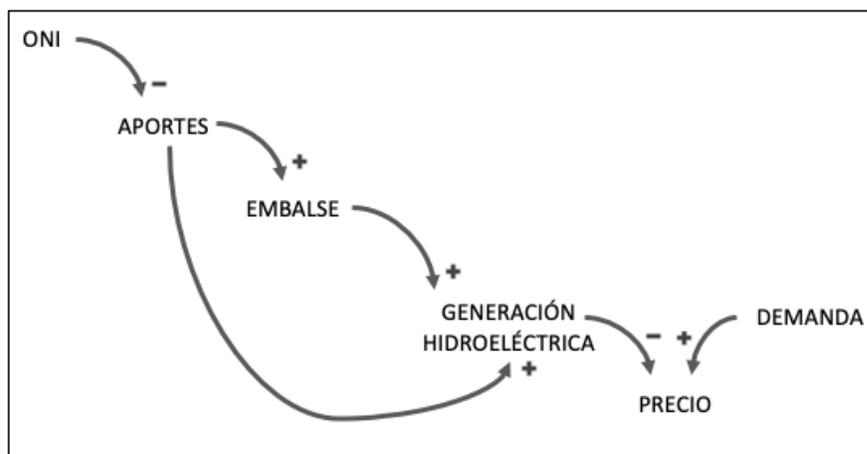
Figura 2-1. Problema del agente y modelo de decisiones

Fuente: elaboración propia.

2.5 Modelo de simulación

La naturaleza de los mercados eléctricos conduce a que la simulación de la evolución del precio *spot* de la electricidad requiere el análisis de las variables que afectan su comportamiento. Al respecto, algunos autores sustentan que las variables que tiene mayor influencia en la formación del precio de la electricidad en el mercado colombiano son: los aportes hídricos [71], [80], [190]; la demanda [16] y la generación [159]. Un diagrama causal sobre la influencia de las variables que impactan en el comportamiento del precio es representado en la Figura 2-2. Tal como se mencionó en la sección anterior, los fenómenos macroclimáticos El Niño y La Niña se encuentran asociadas a las anomalías hidrológicas que ocurren en Colombia; el Niño produce periodos secos más fuertes y prolongados, en cambio La Niña amplifica las lluvias y los caudales [191]. El nivel de los embalses depende de los aportes y la generación hidroeléctrica depende tanto de los embalses como de los aportes; esta relación es directamente proporcional. Finalmente, se encuentra el precio que depende del comportamiento de las anteriores variables junto con la demanda.

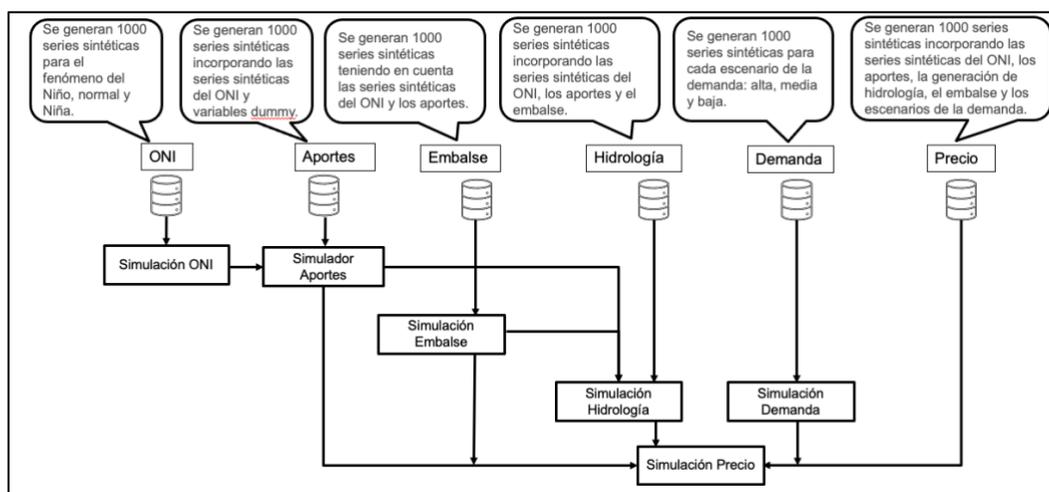
Figura 2-2. Diagrama causal.



Fuente: elaboración propia.

Teniendo en cuenta lo anterior, el modelo de simulación del precio de la electricidad inicia con las simulaciones de cada escenario del ONI (El Niño, La Niña y normal) y estas simulaciones alimentan el modelo de simulación de los aportes; ambos modelos alimentan el modelo de simulación de los embalses. Posteriormente, el modelo de simulación de la hidrología es alimentado por las simulaciones de: el ONI, los aportes y los embalses. Por otro lado, se desarrolla un modelo de simulación de la demanda para cada escenario (alta, media y baja). Todo lo anterior se incorpora en el modelo de simulación del precio de la electricidad que se ilustra en la Figura 2-2.

Figura 2-3. Modelo de simulación para un mes adelante



Fuente: elaboración propia.

2.5.1 Aclaración sobre los modelos

En esta tesis se utiliza el enfoque de *machine learning*, en el cual se busca explícitamente la generalización de los datos por parte del modelo. Por ejemplo, en el caso del ONI se busca un modelo que permita generar series sintéticas que tengan el mismo comportamiento real de la serie del ONI. Es necesario aclarar que el enfoque seleccionado en esta tesis difiere grandemente de los procedimientos utilizados en estadística y econometría, ya que en estos últimos se verifica el cumplimiento de los supuestos estadísticos sobre los cuales se desarrolla la formulación matemática del modelo, pero en ningún momento se verifica si las series sintéticas de dichos modelos realmente son similares a las series reales del fenómeno.

Por otro lado, el periodo de simulación seleccionado para las series sintéticas es de 24 meses ya que el modelo de decisión propuesto en esta Tesis busca emular el comportamiento del mercado, así que se tuvieron en cuenta los criterios para valorar los contratos en Derivex y la operación del mercado con contratos bilaterales. En primer lugar, Derivex publica una valoración individual para los contratos correspondientes al año calendario vigente y los vencimientos del siguiente año; es decir, que máximo se realizan valoraciones individuales para 24 contratos y para el resto se calcula un único precio. En segundo lugar, la vigencia de los contratos bilaterales varía entre pocos meses y dos años máximo [78]. Adicionalmente, el clima es una de las principales variables del modelo de decisiones y con los modelos que existen actualmente sólo se puede lograr un pronóstico para 18 meses adelante. En este orden de ideas se concluye que en la práctica no tienen sentido valorar contratos para periodos superiores a 24 meses.

Finalmente, para determinar la cantidad óptima de simulaciones de las series sintéticas se estimaron los momentos de las simulaciones de los precios para cada periodo. A partir de 1000 simulaciones los valores de los momentos tienden a permanecer constantes.

2.5.2 Información utilizada

La información empleada para alimentar el modelo de simulación del ONI fue extraída de la página del *National Oceanic and Atmospheric Administration* (por sus siglas en inglés, NOAA), y la información para las demás variables: aportes, embalse hidrología, demanda

de energía y precio se descargaron de la página del operador del Sistema Interconectado y administrador del Mercado de Energía de Colombia XM. El periodo seleccionado tiene como fecha inicial 1 de enero del 2000 y fecha final 31 de diciembre de 2017.

A continuación, se presenta la explicación de cada modelo de simulación presentado en la Figura 2-2.

2.5.3 Modelo de simulación del ONI

El modelo del ONI se elaboró con un modelo autorregresivo. Inicialmente, se realizó la partición de los datos en dos subconjuntos: *train* y *test*. Para la muestra de train se tomó el 60% de los valores y para la muestra de test el resto de valores. Para realizar el cómputo numérico se utilizó el Lenguaje Python y la librería de *machine learning sklearn*. Se ajustaron diez modelos incrementando la cantidad de rezagos hasta determinar el modelo óptimo; para esto se buscó el modelo que sobre la muestra de train se comporte de la mejor manera posible y se valida sobre la muestra de test empleando las métrica MSE (Mean squared error). De acuerdo con los resultados obtenidos, el modelo que tiene mejor comportamiento es un modelo autorregresivo de orden tres:

$$y_t = -0.0035 + 1.3500y_{t-1} - 0.3142y_{t-2} - 0.0159y_{t-3} + a_t \quad (2)$$

- Obtención de las series sintéticas para representar los escenarios del ONI

El modelo anterior se empleó para la elaboración de las series sintéticas del ONI. Inicialmente, se entrenó el modelo con la muestra de datos históricos disponibles y se simularon veinticuatro periodos hacia adelante para un total de mil simulaciones. Posteriormente, se toma el valor promedio de cada simulación y se ordenan de menor a mayor para sacar los percentiles que corresponden a cada una de las posibilidades del ONI: La Niña, neutral, El Niño. Para el caso de La Niña se seleccionó el percentil 10, para el estado Neuro se seleccionó el percentil 50 y para el caso de El Niño se seleccionó el percentil 90. Para determinar estos percentiles se analizó la información histórica disponible del ONI de la siguiente forma: se agruparon los valores del ONI en tres subconjuntos (La Niña, neutral y El Niño), se calculó el promedio del ONI para cada grupo y se buscó el valor del percentil correspondiente para cada uno de los promedios.

2.5.4 Modelo de los aportes

Para el modelo de aportes desarrollado se empleó un modelo autorregresivo con variables explicativas. Este modelo considera como variables explicativas el ONI y variables *dummy* del inicio de operación de proyectos de generación hidroeléctrica. En total se tuvieron en cuenta siete variables dummy las cuales tienen un valor de cero hasta la fecha de inicio de operación, a partir de este punto la variable toma el valor de uno; estas variables se elaboraron a partir de la información disponible en el histórico de los proyectos de generación de energía eléctrica con fuentes hídricas y la información de entrada de nuevos proyectos. Para replicar el comportamiento de los aportes se realizó el siguiente proceso:

- Se estandarizó cada población mensual: se resta la media mensual y luego se divide por la desviación estándar mensual, tal como se suele hacer en modelamiento hidrológico.
- Se calcularon coeficientes de las variables explicativas y sus retardos.
- Se removió el efecto de las variables explicativas.
- Se estimó la cantidad de retardos óptimos de la propia serie. Para determinar la cantidad de rezagos óptima se ajustaron veinticuatro modelos hasta encontrar el modelo con mejor desempeño sobre la muestra train (60% de los valores) y luego se validó sobre la muestra test (40% de los valores) empleando el MSE.

De acuerdo a los resultados obtenidos, el modelo que replica mejor el comportamiento de los aportes es un modelo autoregresivo de orden uno con tres retardos para la variable ONI (x_t) y siete variables dummy (w_t).

$$y_t = 2826.0825 + 0.3814y_{t-1} - 507.0557x_t + 481.5534x_{t-1} + 312.4130x_{t-2} - 1154.0098x_{t-3} - 1716.8544w^{(1)}_t + 2389.6704w^{(2)}_t + 531.3605w^{(3)}_t + 345.0474w^{(4)}_t + 347.5969w^{(5)}_t + 75.3149w^{(6)}_t + 356.5377w^{(7)}_t + a_t \quad (3)$$

- Obtención de las series sintéticas de los aportes

El modelo anterior se empleó para la elaboración de las series sintéticas de los aportes. Inicialmente, se entrenó el modelo con la muestra de datos históricos disponibles y se simuló veinticuatro periodos hacia adelante para un total de mil simulaciones. Por cada

una de las tres series seleccionadas del ONI (percentiles del 10%, 50% y 90%) se generaron mil series sintéticas de los aportes.

2.5.5 Modelo del embalse

En el modelo del embalse se empleó un modelo autorregresivo con variables explicativas. Este modelo considera como variables explicativas el ONI, los aportes y las siete variables *dummy* consideradas en el modelo de aportes. Para replicar el comportamiento del embalse se realizó el siguiente proceso:

- Se eliminó el ciclo estacional de la serie: a cada valor se le resta el promedio mensual dividido entre la desviación estándar mensual del embalse.
- Se calcularon los coeficientes de las variables explicativas y sus retardos.
- Se removió el efecto de las variables explicativas.
- Se estimó la cantidad de retardos óptimos de la propia serie. Para determinar los rezagos óptimos de las variables explicativas se evaluaron retardos entre uno y quince y se seleccionó el modelo con retardo que tiene mejor desempeño sobre la muestra train (60% de los valores) y luego se validó sobre la muestra test (40% de los valores) empleando el MSE.

De acuerdo a los resultados obtenidos, el modelo que replica mejor el comportamiento del embalse es un modelo autoregresivo de segundo orden con tres retardos el ONI (x_t), doce retardos de los aportes (z_t) y siete variables dummy (w_t).

$$\begin{aligned}
 y_t = & -2.38844 + 1.12943y_{t-1} - 0.36083y_{t-2} + 0.30407x_t - 0.27212x_{t-1} - 0.00634x_{t-2} + \\
 & 0.00241x_{t-3} + 0.00031z_t + 0.00007z_{t-1} + 0.00008z_{t-2} + 0.00006z_{t-3} + 0.00011z_{t-4} + \\
 & 0.00007z_{t-5} + 0.00008z_{t-6} + 0.00007z_{t-7} + 0.00008z_{t-8} + 0.00008z_{t-9} + 0.00006z_{t-10} + \\
 & 0.00001z_{t-11} - 0.00014z_{t-12} - 1.06501w^{(1)}_t + 0.76706w^{(2)}_t - 1.17283w^{(3)}_t - \\
 & 0.69629w^{(4)}_t + 0.02284w^{(5)}_t - 0.07826w^{(6)}_t + 0.12233w^{(7)}_t + a_t
 \end{aligned} \tag{4}$$

En la ecuación anterior algunos coeficientes tienen valores muy bajos porque no se emplean procedimientos para eliminar rezagos intermedios ya que es un proceso extremadamente costoso computacionalmente.

- Obtención de las series sintéticas del embalse

El modelo anterior se empleó para la elaboración de las series sintéticas del embalse. Inicialmente, se entrenó el modelo con la muestra de datos históricos disponibles y se simularon veinticuatro periodos hacia adelante para un total de mil simulaciones. Por cada una de las tres series seleccionadas del ONI (percentiles del 10%, 50% y 90%) se generaron mil series sintéticas del embalse.

2.5.6 Modelo de la generación hidroeléctrica

Para el modelo de la generación hidroeléctrica se empleó un modelo autorregresivo con variables explicativas. Este modelo considera como variables explicativas el ONI, los aportes, el embalse y las siete variables dummy consideradas en los anteriores modelos. Para replicar el comportamiento de la generación hidroeléctrica se realizó el siguiente proceso:

- Se calcularon los coeficientes de las variables explicativas y sus retardos.
- Se removi6 el efecto de las variables explicativas.
- Se estimó la cantidad de retardos 6ptimos de la propia serie. Para determinar los rezagos 6ptimos de las variables explicativas se evaluaron retardos entre uno y quince y se seleccionó el modelo con retardo que tiene mejor desempe6o sobre la muestra train (60% de los valores) y luego se validó sobre la muestra test (40% de los valores) empleando el MSE.

De acuerdo a los resultados obtenidos, el modelo que replica mejor el comportamiento de la generación hidroeléctrica es un modelo autoregresivo de segundo orden con dos retardos del ONI (x_t), once retardos de los aportes (z_t), un retardo del embalse (v_t) y siete variables *dummy* (w_t).

$$\begin{aligned}
 y_t = & 1315.4984 + 0.4272y_{t-1} - 0.1041y_{t-2} - 369.8058x_t + 229.4212x_{t-1} - \\
 & 157.6814x_{t-2} + 0.0952z_t + 0.0463z_{t-1} + 0.0198z_{t-2} + 0.0077z_{t-3} + 0.0091z_{t-4} + \\
 & 0.0127z_{t-5} - 0.00698z_{t-6} + 0.00857z_{t-7} + 0.0079z_{t-8} - 0.0125z_{t-9} + 0.0053z_{t-10} + \\
 & 0.0204z_{t-11} - 0.0205v_t + 0.0655v_{t-1} - 75.5757w^{(1)}_t + 291.4985w^{(2)}_t + 402.9670w^{(3)}_t + \\
 & 43.9142w^{(4)}_t + 186.8912w^{(5)}_t + 504.7084w^{(6)}_t + 93.7286w^{(7)}_t + a_t \quad (5)
 \end{aligned}$$

- Obtención de las series sintéticas de la generación hidroeléctrica

El modelo anterior se empleó para la elaboración de las series sintéticas de la generación hidroeléctrica. Inicialmente, se entrenó el modelo con la muestra de datos históricos disponibles y se simularon veinticuatro periodos hacia adelante para un total de mil simulaciones. Por cada una de las tres series seleccionadas del ONI (percentiles del 10%, 50% y 90%) se generaron mil series sintéticas de la generación hidroeléctrica.

2.5.7 Modelo de la demanda

Para desarrollar el modelo de la demanda se realizó el siguiente proceso:

- Se calcularon factores para cada uno de los meses del año: se tomaron valores históricos de la demanda desde el año 2000 hasta el año 2017 y se calculó la proporción del valor de la demanda para cada mes respecto al año, luego se calculó el promedio de estos valores.
- Se tomaron los valores porcentuales del crecimiento de la demanda (escenario: alto, medio y bajo) proyectados por la Unidad de Planeación Minero-Energética UPME para los siguientes dos años a partir del periodo en que se inicia la simulación (2017 y 2018).
- Para cada valor de crecimiento se calculó la tasa de crecimiento diaria y luego se computó para el mes.
- Se calculó la demanda anual del año anterior, y este resultado se multiplica por el factor correspondiente al mes y por la tasa mensual calculada en el anterior paso.

2.5.8 Modelo del precio univariado

Para dar cumplimiento al primer objetivo específico se realizó el modelo del precio univariado; para esto se empleó un modelo autorregresivo aplicando el siguiente proceso:

- Se removió el efecto de la inflación: se expresaron los precios de la electricidad en pesos constantes y se calcularon los rendimientos logarítmicos.
- Se estimó la cantidad de retardos óptimos de la serie de precios. Para determinar los rezagos óptimos del precio se evaluaron retardos entre uno y veinte; los parámetros del modelo fueron estimados con la muestra de entrenamiento train (60% de los valores), y se seleccionó el modelo con el mejor desempeño para la

muestra de prueba (40% de los valores); el criterio de desempeño empleado fue el MSE. De acuerdo a los resultados obtenidos, el modelo que presenta mejores resultados es un modelo autorregresivo de primer orden.

$$y_t = 0.46808 + 0.89399y_{t-1} + a_t$$

Este modelo se descarta porque no permite emular el comportamiento basado en escenarios.

2.5.9 Modelo del precio autorregresivo con variables explicativas

Para el modelo de los precios se empleó un modelo autorregresivo con variables explicativas. Este modelo considera como variables explicativas el ONI, los aportes, el embalse, la demanda y la generación térmica. El algoritmo utilizado para este modelo se presenta en la Figura 2-4 y se detalla a continuación:

- Se removió el efecto de la inflación: se expresaron los precios de la electricidad en pesos constantes y se calcularon los rendimientos logarítmicos.
- Se calculó la generación térmica como la diferencia entre la demanda y la generación hidroeléctrica.
- Se calcularon los coeficientes de las variables explicativas y sus retardos.
- Se removió el efecto de las variables explicativas.
- Se estimó la cantidad de retardos óptimos de la serie de precios. Para determinar los rezagos óptimos de las variables explicativas se evaluaron retardos entre uno y trece; los parámetros del modelo fueron estimados con la muestra de entrenamiento train (60% de los valores), y se seleccionó el modelo con el mejor desempeño para la muestra de prueba (40% de los valores); el criterio de desempeño empleado fue el MSE. De acuerdo a los resultados obtenidos, el modelo que replica mejor el comportamiento de los precios es un modelo autorregresivo de primer orden con cinco retardos del ONI (x_t), diez retardos de los aportes (z_t), un retardo del embalse (v_t), cinco retardos de la generación hidroeléctrica (r_t) y cuatro retardos para la generación térmica (p_t). La demanda (q_t), es la única variable que no presenta rezagos.

Figura 2-4. Algoritmo de estimación del modelo óptimo

```

Paso 01. Carga de datos del ONI
Paso 02: dividir datos en entrenamiento y validación
Paso 03: MSE_Validación_opt = None
Paso 04: Para p desde 1 hasta p_máx
Paso 05:     Entrenar modelo con muestra de entrenamiento
Paso 06:     Calcular MSE con muestra de validación (MSE_Validación)
Paso 07:     Si MSE_Validación_opt == None o MSE_Validación < MSE_Validación_opt entonces
Paso 08:         p_opt = p
Paso 09:         MSE_Validación_opt = MSE_Validación
Paso 10: Guardar p_opt

ALGORITMO DE SIMULACIÓN DEL ONI

Paso 01: Carga valor p_opt, valores ONI
Paso 02: Para serie desde 1 hasta 1000
Paso 03:     Generar serie sintética
Paso 04:     Guardar serie sintética

```

Fuente: elaboración propia.

La ecuación obtenida al aplicar el algoritmo es la siguiente:

$$\begin{aligned}
 y_t = & 1.96523 + 0.67725y_{t-1} + 0.08018x_t - 0.20817x_{t-1} - 0.257234x_{t-2} - 0.04157x_{t-3} - \\
 & 0.03024x_{t-4} + 0.06804x_{t-5} - 0.000066z_t + 0.00057z_{t-1} + 0.000068z_{t-2} + 0.000048z_{t-3} + \\
 & 0.000054z_{t-4} + 0.00038z_{t-5} + 0.000035z_{t-6} + 0.000017z_{t-7} + 0.000008z_{t-8} - \\
 & 0.000018z_{t-9} - 0.000006z_{t-10} + 0.000017v_t - 0.000168v_{t-1} - 0.000167r_t + \\
 & 0.000335r_{t-1} + 0.000125r_{t-2} + 0.000034r_{t-3} - 0.000048r_{t-4} - 0.000016r_{t-5} + \\
 & 0.000308q_t + 0.000475p_t + 0.000302p_{t-1} + 0.000144p_{t-2} - 0.000107p_{t-3} - \\
 & 0.000007p_{t-4} + a_t
 \end{aligned}$$

(6)

En la ecuación anterior algunos coeficientes tienen valores muy bajos porque no se emplean procedimientos para eliminar rezagos intermedios ya que es un proceso extremadamente costoso computacionalmente.

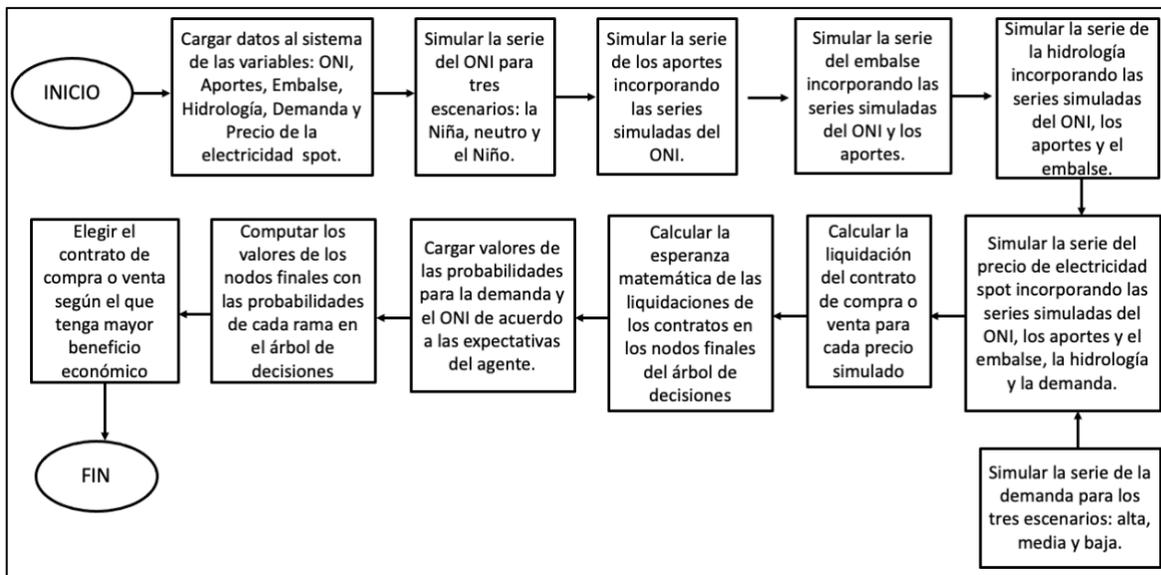
- Obtención de las series sintéticas del precio

El modelo anterior se empleó para la elaboración de las series sintéticas del precio. Se simularon veinticuatro periodos hacia adelante para un total de mil simulaciones para cada una de las combinaciones de escenarios del ONI (percentiles del 10%, 50% y 90%) con escenarios de la demanda (demanda alta, media y baja).

2.6 Modelo de valoración para un mes adelante

La Figura 2-5 muestra los pasos de cada una de las simulaciones para alimentar el modelo de decisión (elegir entre contrato de compra o venta) para un mes adelante. Las simulaciones del precio son el insumo del modelo de valoración que entrega la decisión de comprar o vender el contrato. Para realizar la elección más rentable se emplea un árbol de decisiones que se explica en la próxima sección. Es importante anotar que este modelo se realiza para la valoración de los 24 contratos próximos al mes de referencia.

Figura 2-5. Modelo de decisión para un mes adelante.

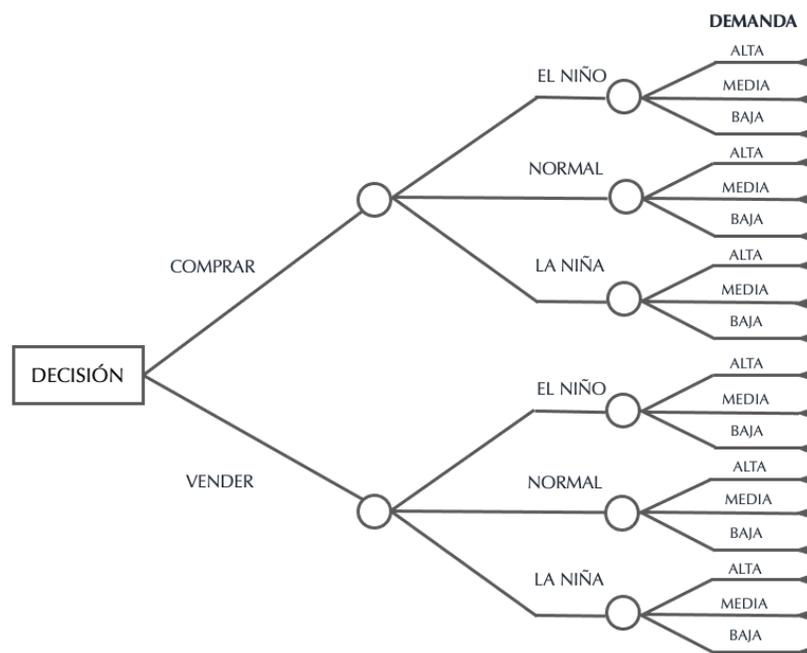


Fuente: elaboración propia.

2.7 Estructura del árbol de decisiones

Un árbol de decisiones es una representación gráfica de todas las alternativas posibles que puede elegir el agente que toma la decisión y le brinda orientación para actuar con confianza a través de una comprensión clara del problema. La naturaleza de este modelo es matemática y gráfica lo que permite representar las fuentes de incertidumbre de manera sistemática y someter a análisis cada una de las decisiones para seleccionar la mejor alternativa [138]. La Figura 2-6 presenta la estructura del árbol de decisiones elaborado para facilitar el proceso de toma de decisiones del agente que realiza operaciones en la Bolsa de Energía. Inicialmente se encuentra el nodo raíz que representa la decisión de comprar o vender. Posteriormente se encuentran los nodos de incertidumbre: hidrología y demanda; que se elaboraron a partir de escenarios teniendo en cuenta que son variables inciertas y deben modelarse a partir de probabilidades; estos escenarios generan nueve ramas que representan los nodos terminales.

Figura 2-6. Árbol de decisión.



Fuente: elaboración propia.

2.7.1 Nodo terminal: precios

En el nodo terminal se calcula el beneficio para la opción de compra como la diferencia entre el valor esperado del precio *spot* y el precio de ejercicio. Por el contrario, para la decisión de venta el beneficio se obtiene como la diferencia entre el precio de ejercicio y el valor esperado del precio *spot*. Estas operaciones matemáticas se muestran a continuación:

$$\text{Precio Compra} = P_r - k \quad (7)$$

$$\text{Precio Venta} = k - P_r \quad (8)$$

Donde: P_r es el valor esperado del precio de la electricidad en la Bolsa y k es el precio de referencia que suministra Derivex. El valor esperado del precio de la electricidad se obtuvo a partir de las simulaciones del precio de la electricidad para cada una de las combinaciones de los escenarios de hidrología y demanda.

2.7.2 Nodo de hidrología

Los fenómenos de variabilidad climática El Niño y La Niña constituyen las fases extremas del fenómeno oceanoatmosférico conocido como ENSO (por sus siglas en inglés, El Niño Southern Oscillation) [191], y que está vinculado a cambios periódicos en los patrones de viento y a un calentamiento cuasi-periódico de las temperaturas de la superficie marina a través del Océano pacífico. La ocurrencia y duración de estos episodios se registra con el ONI (NOAA's Oceanic Niño Index) de la siguiente manera: El Niño representa una anomalía positiva de temperatura (calentamiento) superior a 0.5°C sobre la media móvil de la temperatura superficial del mar; por el contrario, La Niña (enfriamiento) se presenta en los periodos con un descenso de la temperatura. El intervalo de temperatura comprendido entre -0.5°C y 0.5°C se considera neutral. Teniendo en cuenta la clasificación del ONI se construyeron los escenarios de hidrología: La Niña, neutral y El Niño. La probabilidad es fundamental para alimentar los escenarios de hidrología; para esto los valores de las probabilidades para cada rama se asignan según el reporte de la probabilidad de

ocurrencia de El Niño y La Niña realizado por *Research Institute for Climate and Society (IRI)*. Sin embargo, estos valores podrían ser ajustados y completados de acuerdo a las expectativas de la persona que toma la decisión.

Tabla 2-1. Valores de probabilidad de ocurrencia de El Niño y La Niña.

Season	La Niña	Neutral	El Niño
DJF 2017	43%	57%	0%
JFM 2017	28%	70%	2%
FMA 2017	19%	74%	7%
MAM 2017	14%	74%	12%
AMJ 2017	12%	67%	21%
MJJ 2017	12%	60%	28%
JJA 2017	13%	54%	33%
JAS 2017	15%	50%	35%
ASO 2017	15%	49%	36%

Fuente: elaboración propia a partir de datos publicados en www.iri.columbia.edu.

2.7.3 Nodo de demanda

La proyección de la demanda de energía eléctrica en Colombia para el Sistema Interconectado Nacional (SIN) es el insumo de mayor importancia para el planeamiento de la generación de la energía eléctrica en el país [192]. La proyección de la demanda de energía a corto plazo (mensual) utiliza datos del modelo de largo plazo y pronostica fundamentalmente tres escenarios: escenario alto, medio y bajo; sin embargo, el operador del sistema en ocasiones publica escenarios adicionales para reflejar algún aspecto particular del mercado. De acuerdo con lo anterior, se plantean tres escenarios para el árbol de decisiones. Adicionalmente, estos escenarios deben incorporar a cada rama los

valores de probabilidad; para esta finalidad se recurre al juicio de expertos, que también son entradas importantes para el análisis de decisiones.

2.7.4 Nodo raíz: decisión de comprar o vender

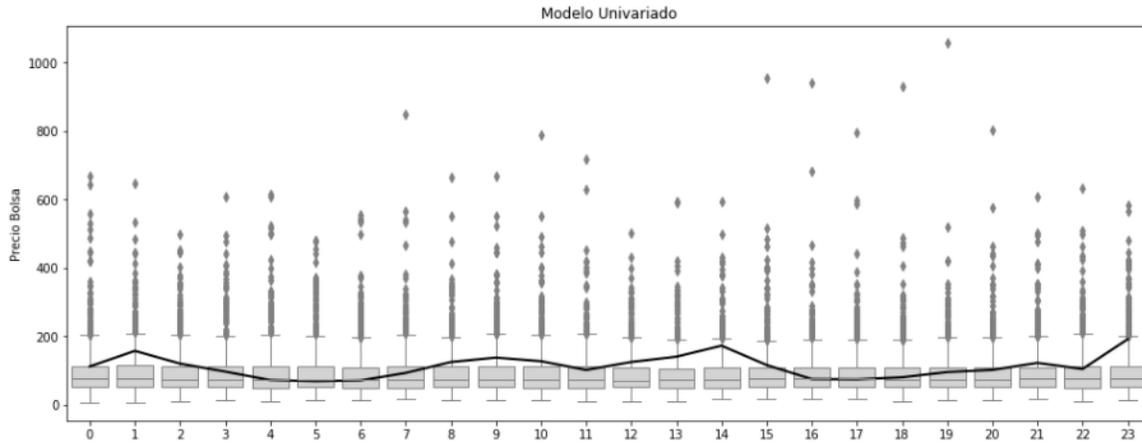
Este nodo representa la decisión que toma el agente de comprar o vender el derivado. Tal como se ha mencionado, el agente debe elegir la opción que tenga un impacto positivo en su rentabilidad; en términos matemáticos debe seleccionar la rama (compra o venta) que contenga el valor más alto. Una vez se tengan los resultados de los nodos terminales de precios y los valores de probabilidad de los nodos de incertidumbre de hidrología y demanda, se procede a calcular el valor de las ramas de comprar y venta. Comenzando por la derecha del árbol de decisión y recorriendo hacia la izquierda se multiplican las probabilidades de cada nodo de demanda con el valor esperado del precio, luego se multiplican estos valores por las probabilidades de cada nodo de hidrología para finalmente sumar estos resultados. El proceso se realiza para la rama de compra y para la rama de venta, se elige la rama que contenga el valor más alto, es decir el valor que representa el mejor beneficio.

3. Resultados

En este capítulo se presentan los resultados al implementar la metodología descrita en la sección anterior. Inicialmente, se muestran los resultados del modelo univariado; seguidamente, se presentan los resultados de las simulaciones de las variables que influyen en el precio de la electricidad y por ende que alimentan el modelo de la simulación. Posteriormente, se presenta el beneficio que se obtiene al aplicar el modelo de decisión presentado en esta Tesis.

3.1 Resultados del modelo univariado

Se realizaron 1000 simulaciones del modelo univariado para un periodo de tiempo de 24 meses adelante. Los resultados de dichas simulaciones se muestran en la Figura 3-1 que contrasta el precio real de la Bolsa de Energía con el gráfico de bajas y bigotes de las simulaciones. Se resalta que las simulaciones no reflejan el comportamiento real del precio ya que el precio tendería a permanecer en el rango intercuartil y esto no emula las fluctuaciones del precio ante escenarios de La Niña, neutral o El Niño; es decir, el modelo univariado no permite capturar las variaciones aperiódicas que tienen los precios y por lo tanto una valoración basada en ellos conduciría a conclusiones erróneas. Por tal motivo, el modelo de simulación empleado en esta Tesis contempla la incorporación de variables explicativas ya que se busca replicar el comportamiento del mercado y un modelo univariado es inapropiado.

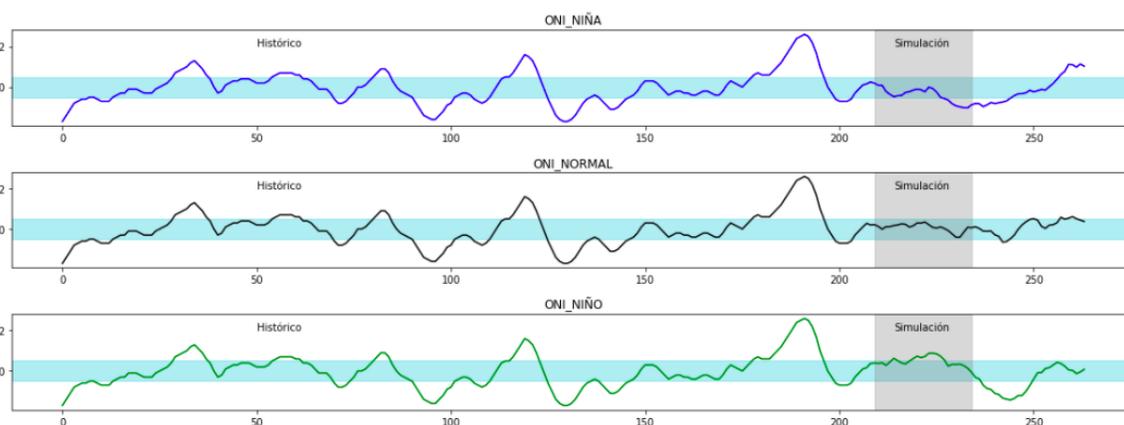
Figura 3-1. Simulaciones del modelo de precios univariado

Fuente: elaboración propia.

3.2 Resultados de las simulaciones

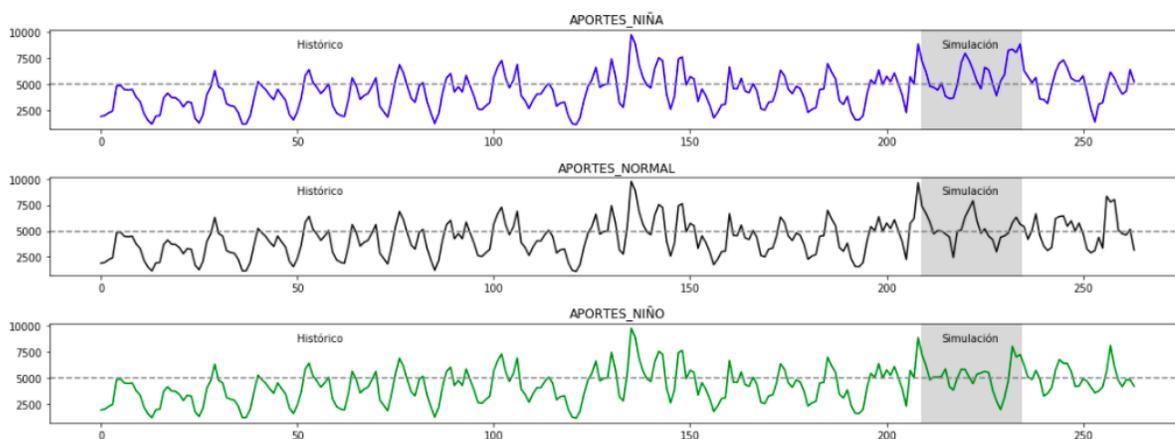
Tal como se mencionó en la sección anterior, el modelo desarrollado para alimentar los nodos terminales del árbol de decisiones no realiza el pronóstico del precio de la electricidad en la Bolsa de Energía sino que simula su evolución. Estas series deben ser consistentes entres sí y con el precio real presentado en el mercado; es decir, que emulan el comportamiento del precio ante condiciones particulares que se presentan en las variables inciertas de demanda e hidrología. En este sentido, se plantearon diferentes alternativas para tomar la difícil decisión de comprar o vender contratos de futuros de electricidad.

La Figura 3-2 muestra el comportamiento de la serie simulada del ONI ante diferentes escenarios: La Niña, neutral, El Niño. La franja gris marca el periodo de los 24 meses simulados y la franja azul resalta el periodo neutral del ONI (valores entre -0.5 y $+0.5$). Se evidencia que para el caso del fenómeno de La Niña, los valores simulados se encuentran por debajo del cero y superan la franca de -0.5 ; por el contrario, la serie de El Niño presenta valores por encima del cero y algunos superan la franja de $+0.5$. En condiciones normales, los valores simulados se encuentran en la franja azul. Se puede observar, el modelo desarrollado genera series sintéticas acordes con los escenarios planteados del ONI.

Figura 3-2. Simulación del ONI.

Fuente: elaboración propia.

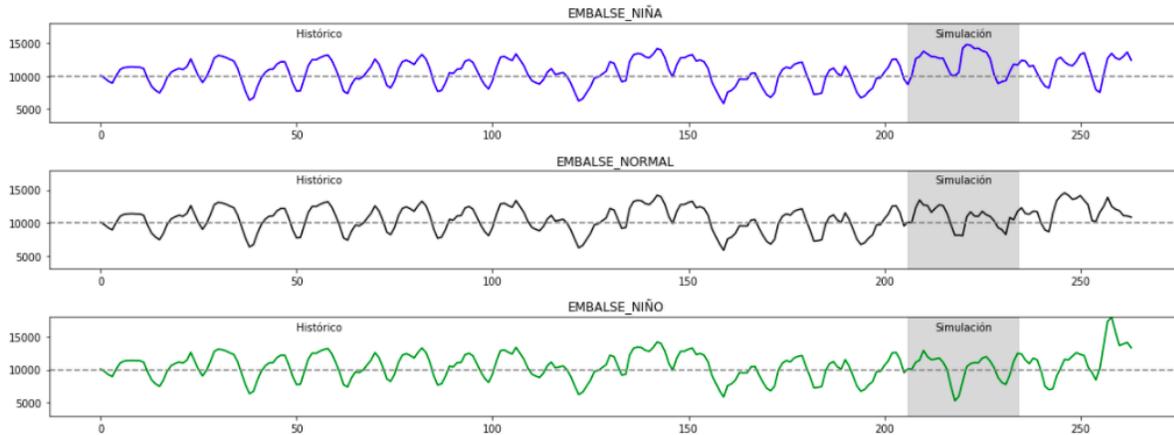
La Figura 3-3 muestra el comportamiento de la serie simulada de los aportes (franja gris) ante diferentes escenarios: La Niña, neutral, El Niño. Se evidencia que en el caso de la serie simulada para el fenómeno de La Niña los valores se encuentran sobre el valor promedio de los aportes ya que en estos periodos aumentan las lluvias lo que incrementa el nivel de los aportes; por el contrario, para el caso de El Niño se presentan valores por debajo del valor promedio de los aportes ya que en estos periodos se presenta sequía. En condiciones normales, la serie simulada presenta valores alrededor del promedio de los aportes.

Figura 3-3. Simulación de los aportes.

Fuente: elaboración propia.

La Figura 3-4 muestra el comportamiento de la serie simulada del embalse (franja gris) ante diferentes escenarios: La Niña, neutral, El Niño. Se evidencia que en el caso de la serie simulada para el fenómeno de La Niña los valores se encuentran sobre el valor promedio del embalse ya que en estos periodos aumentan los aportes y se llenan más rápidamente los embalses; por el contrario, para el caso de El Niño se presentan valores por debajo del valor promedio del embalse ya que en estos periodos disminuyen los aportes reduciendo el nivel de los embalses. En condiciones normales, la serie simulada presenta valores alrededor del promedio del embalse.

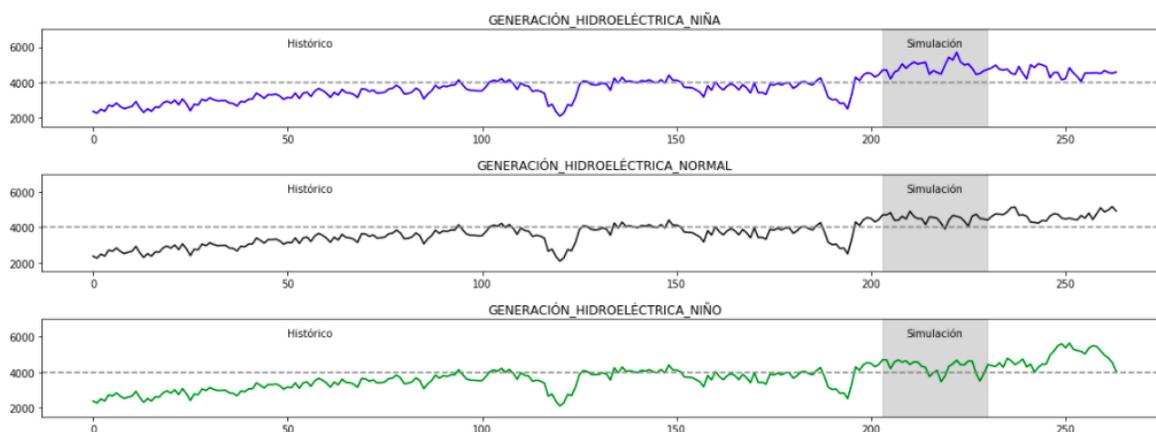
Figura 3-4. Simulación del embalse.



Fuente: elaboración propia.

La Figura 3-5 muestra el comportamiento de la serie simulada de la generación hidroeléctrica (franja gris) ante diferentes escenarios: La Niña, neutral, El Niño. Se evidencia que para el caso del fenómeno de La Niña los valores simulados se encuentran sobre el valor promedio de la generación hidroeléctrica ya que en estos periodos los embalses se encuentran llenos lo que aumenta la generación hidroeléctrica; por el contrario, la serie de El Niño presenta valores por debajo del valor promedio de la generación hidroeléctrica ya que en estos periodos se reduce el nivel de los embalses, y por ende disminuye la generación hidroeléctrica. En condiciones normales, la serie simulada presenta valores cercanos al promedio de la generación hidroeléctrica.

Figura 3-5. Simulación de la generación hidroeléctrica.

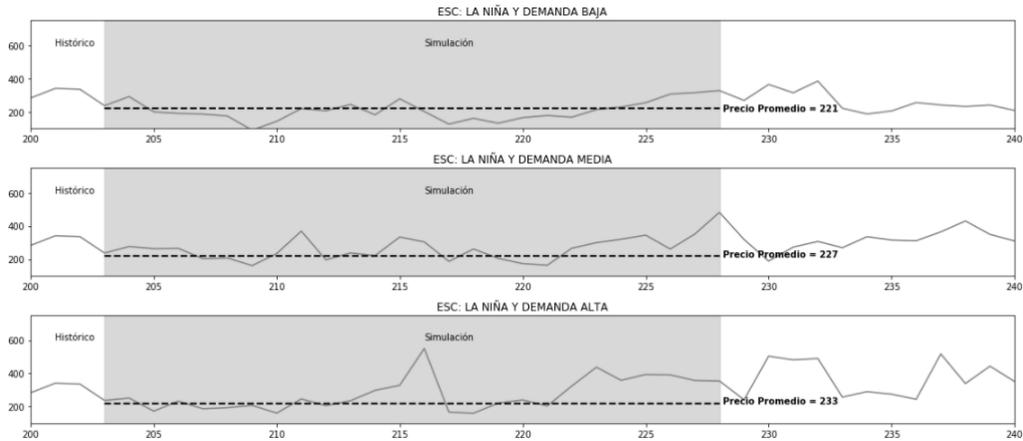


Fuente: elaboración propia.

3.3 Resultados de las simulaciones del precio con los diferentes escenarios

La Figura 3-6 presenta un ejemplo del comportamiento de una de las series simuladas de precios con el escenario de hidrología La Niña y los tres escenarios de la demanda (demanda alta, media y baja) para los 24 meses de simulación. Se puede observar que para el primer caso (escenario La Niña y demanda baja) el precio se encuentra por debajo de la franja del promedio del precio simulado, muy pocos valores se incrementan al final de los 24 meses. En el segundo caso (escenario La Niña y demanda media), los valores oscilan alrededor del promedio del precio de la serie simulada lo cual es coherente con el comportamiento del precio en condiciones normales; y finalmente en el tercer caso (escenario La Niña y demanda alta), los valores presentan incrementos por encima del promedio de la serie simulada del precio. Se puede observar que el modelo desarrollado genera series sintéticas acordes al comportamiento del precio de la electricidad ante variaciones de la demanda con el escenario La Niña. Se concluye que el modelo tiene un comportamiento consistente con la realidad.

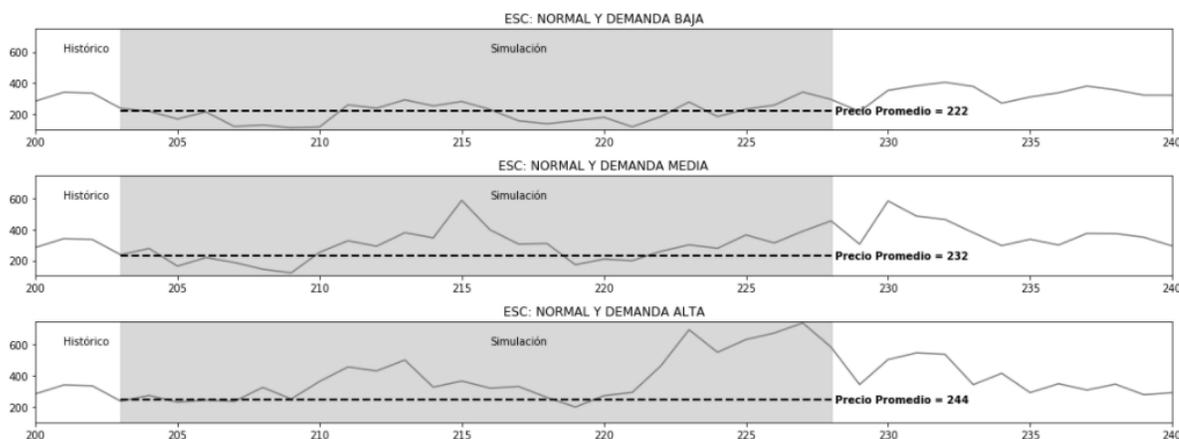
Figura 3-6. Simulaciones de los escenarios de demanda con el escenario La Niña.



Fuente: elaboración propia.

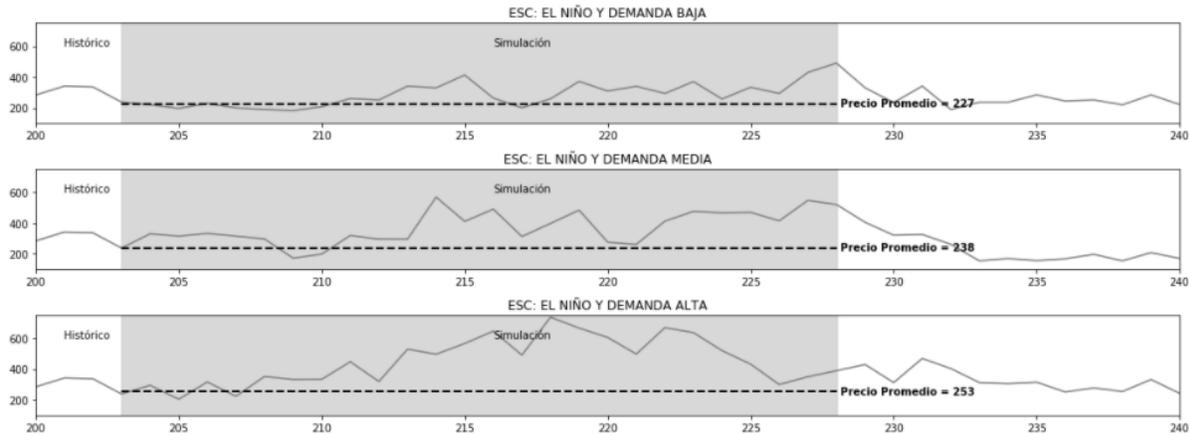
La Figura 3-7 presenta un ejemplo del comportamiento de una de las serie simuladas de precios con el escenario de hidrología neutral y los tres escenarios de la demanda (demanda alta, media y baja) para los 24 meses de simulación. Se puede observar que para el primer caso (escenario neutral y demanda baja) el precio se encuentra por debajo de la franja del promedio del precio simulado. En el segundo caso (escenario neutral y demanda media), los valores oscilan alrededor del promedio del precio de la serie simulada lo cual es coherente con el comportamiento del precio en condiciones normales; y finalmente en el tercer caso (escenario neutral y demanda alta), los valores presentan incrementos por encima del promedio del precio, especialmente al final de los 24 meses. Se puede observar que el modelo desarrollado genera series sintéticas acordes al comportamiento del precio de la electricidad ante variaciones de la demanda con el escenario neutral. Además, el valor promedio de las series simuladas es superior en comparación con el escenario La Niña.

Figura 3-7. Simulaciones de los escenarios de demanda con el escenario neutral.



Fuente: elaboración propia.

La Figura 3-8 presenta el comportamiento de la serie simulada de precios con el escenario de hidrología El Niño y los tres escenarios de la demanda (demanda alta, media y baja) para los 24 meses de simulación. Se puede observar que para el primer caso (escenario El Niño y demanda baja) el precio se encuentra por debajo de la franja del promedio del precio simulado, solo al inicio de la serie simulada y luego empieza a oscilar alrededor del promedio. En el segundo caso (escenario El Niño y demanda media), los valores se encuentran sobre el promedio y se incrementa el valor promedio de la serie simulada respecto al escenario anterior; y finalmente en el tercer caso (escenario El Niño y demanda alta), los valores presentan incrementos muy por encima del promedio del precio. Se puede observar que el modelo desarrollado genera series sintéticas acordes al comportamiento del precio de la electricidad ante variaciones de la demanda con el escenario El Niño. Además, el valor promedio de las series simuladas es superior en comparación con el escenario neutral. Todo lo anterior se explica por la alta incidencia del fenómeno de El Niño sobre la hidrología ya que afecta el abastecimiento de agua en los embalses causando una reducción en la generación hidroeléctrica; y por consiguiente, se requiere poner en operación las centrales térmicas para abastecer la demanda lo que representa un aumento significativo en el precio de la electricidad en la Bolsa de Energía.

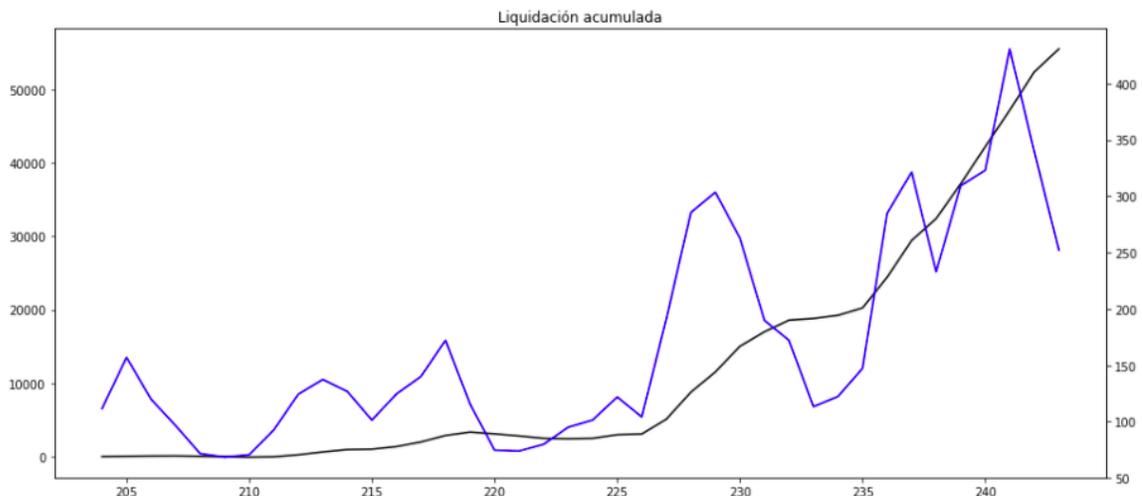
Figura 3-8. Simulaciones de los escenarios de demanda con el escenario El Niño.

Fuente: elaboración propia.

3.4 Resultados del árbol de decisiones

Tal como se explico en la Sección 2.4.2.4 el nodo raíz entrega la opción de comprar o vender y el valor del contrato (precio de referencia de los contratos en Derivex) para los siguientes 24 meses siguientes al mes en que se desea realizar la negociación de los contratos. La liquidación total de los contratos se calcula como: la diferencia entre el precio del contrato y el precio de la electricidad en la Bolsa de Energía para los contratos de compra; en caso contrario se calcula la liquidación de los contratos de venta. La liquidación total se obtiene sumando las liquidaciones individuales de los contratos de compra y venta, y entrega como resultado el beneficio de emplear la metodología propuesta en esta Tesis.

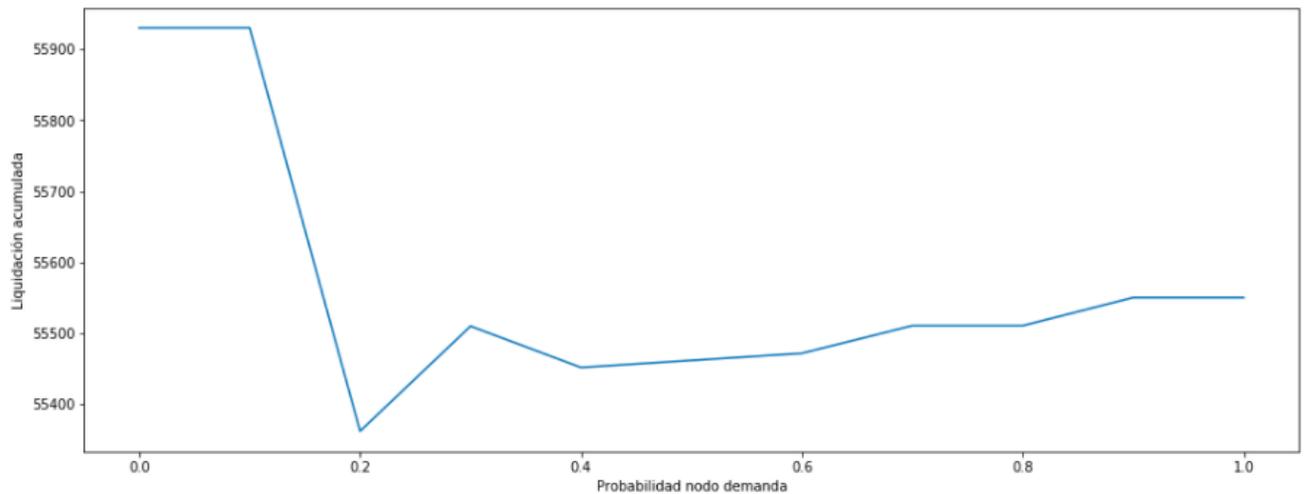
La Figura 3-9 presenta la liquidación acumulada al emplear el modelo de valoración propuesto en esta Tesis. Se observa un punto de quiebre entre el mes 225 y 228; esto se explica porque justo en ese tramo el precio de la electricidad presenta un incremento significativo y para los contratos de compra la ganancia empieza a aumentar; se evidencia que en estos periodos se realizó la cobertura, es decir, se compraron contratos con valores inferiores al precio de la electricidad y por tanto hay beneficios positivos. También se observa que en el tramo 230 a 235 el precio de la electricidad se reduce significativamente; sin embargo, se realiza la cobertura porque la ganancia continúa en ascenso; para estos casos los contratos de venta mitigaron el riesgo.

Figura 3-9. Liquidación acumulada.

Fuente: elaboración propia.

3.5 Análisis de sensibilidad

El análisis de sensibilidad es un proceso que muestra los cambios que se producen en los resultados al modificar los valores de las variables del sistema; de esta manera se reduce la incertidumbre ante fluctuaciones elevadas de los parámetros de entrada. Para el análisis de sensibilidad de esta Tesis, se tomaron las variables hidrología y demanda ya que éstas alimentan nodos de incertidumbre; esto se explicó en la Sección 2.4.2. Las probabilidades para las ramas del nodo de hidrología se asignan según el reporte de la probabilidad de ocurrencia de El Niño y La Niña realizado por *Research Institute for Climate and Society (IRI)*; estos valores no se modificaron ya que este reporte se actualiza basado en estudios de expertos en el tema. Para el caso de las probabilidades de las ramas del nodo de demanda se realizaron variaciones con el fin de analizar el comportamiento del árbol de decisiones ante fluctuaciones de esta variable. Los resultados se presentan en la Figura 3-10.

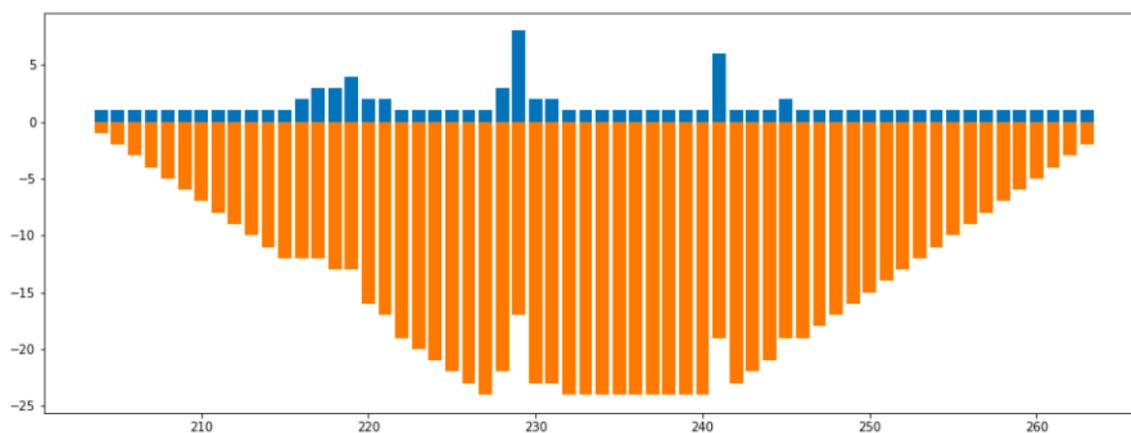
Figura 3-10. Análisis de sensibilidad.

Fuente: elaboración propia.

Los resultados muestran que con valores de probabilidad cercanos a cero en el nodo de demanda alta se presenta la mayor liquidación acumulada; por el contrario, para valores superiores a 0.4 la liquidación acumulada es inferior y no presenta grandes variaciones. Se resalta que el rango de valores de la liquidación acumulada es bajo (aproximadamente el 1.02% respecto al valor máximo), lo que indica que ante variaciones en la demanda la liquidación no presenta altas fluctuaciones. Con el fin de ampliar este análisis se examinó el comportamiento de los contratos de compra y venta ante variaciones de la demanda.

En el primer caso se asignaron valores de probabilidad a cada nodo de la siguiente manera: 90% de probabilidad en el nodo de demanda alta, 0% en el nodo de demanda media y 10% en el nodo de demanda baja. El resultado de la liquidación acumulada es de 55550,29. Los resultados de este análisis se presentan en la Figura 3-11.

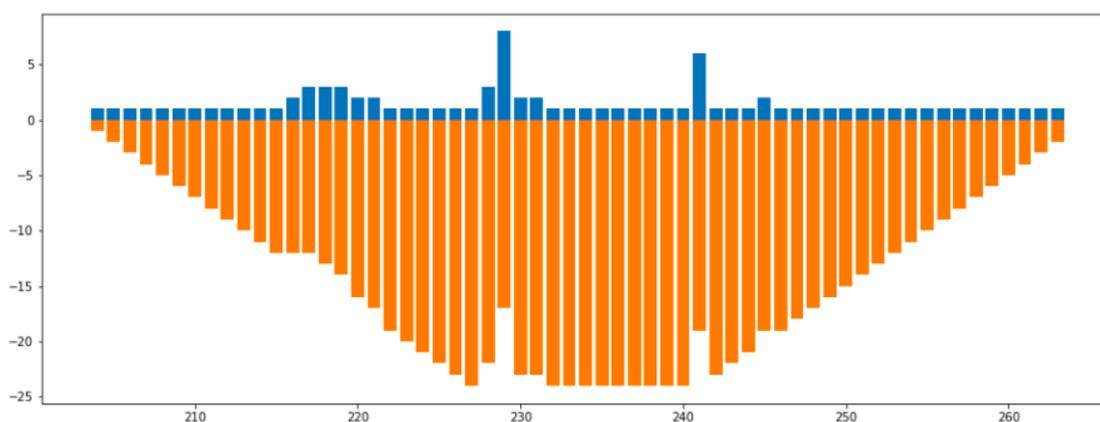
Figura 3-11. Primer caso: Contratos de compra y venta.



Fuente: elaboración propia.

En el segundo caso se asignaron valores de probabilidad a cada nodo de la siguiente manera: 30% de probabilidad en el nodo de demanda alta, 40% en el nodo de demanda media y 30% en el nodo de demanda baja. El resultado de la liquidación acumulada es de 55510,71. Los resultados de la cantidad de contratos de compra y venta en cada periodo se presentan en la Figura 3-12.

Figura 3-12. Segundo caso: Contratos de compra y venta.

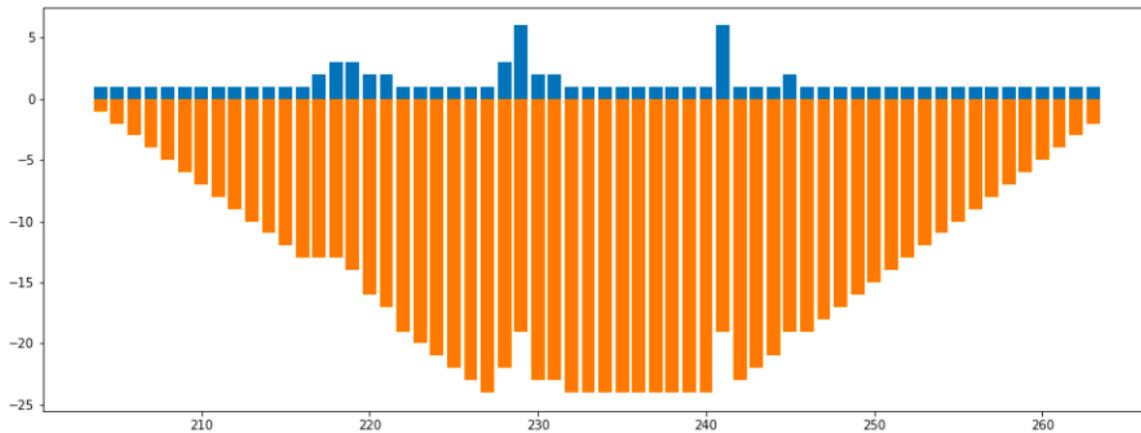


Fuente: elaboración propia.

Finalmente, en el tercer caso se asignaron valores de probabilidad a cada nodo de la siguiente manera: 10% de probabilidad en el nodo de demanda alta, 0% en el nodo de

demanda media y 90% en el nodo de demanda baja. El resultado de la liquidación acumulada es de 55930,40. Los resultados de la cantidad de contratos de compra y venta en cada periodo se presentan en la Figura 3-13.

Figura 3-13. Tercer caso: Contratos de compra y venta.



Fuente: elaboración propia.

El análisis de sensibilidad muestra que al modificar las probabilidades en los nodos de la demanda la cantidad de contratos de compra y venta varía muy poco; a pesar de las fluctuaciones la liquidación acumulada no se ve fuertemente afectada. Además se evidencia que en el modelo se presentan más contratos de compra que contratos de venta. Esta situación se explica por el comportamiento de los precios de referencia suministrados por Derivex que se caracterizan por ser mas bajos que los valores reales del precio de la electricidad en la bolsa de energía; esto se puede evidenciar en el diagrama de barras y bigotes de los precios de referencia en la Figura 1-3. En consecuencia, el modelo elige la compra de contratos ya que encuentra que los precios de referencia de Derivex son más bajos que el precio pronosticado; los que se traduce en beneficios económicos. Esto implica que el agente del mercado que emplee este modelo de decisiones puede plantear sus expectativas con mayor certeza ya que se realiza la cobertura del riesgo.

4. Conclusiones y recomendaciones

En este capítulo se presentan las conclusiones y recomendaciones; se enfatiza en el cumplimiento de los objetivos de esta investigación y se proponen recomendaciones para trabajos futuros a partir de los resultados obtenidos con esta Tesis.

4.1 Cumplimiento de objetivos

4.1.1 Objetivo general

El objetivo general de esta Tesis fue desarrollar una aproximación metodológica para valorar los contratos en Derivex a partir de los pronósticos del precio de la electricidad. Para cumplir con este objetivo se desarrolló un modelo de decisiones que consta de un árbol de decisión y un modelo que simula la evolución del precio de la electricidad. El modelo de decisión contempla los diferentes escenarios que pueden presentarse en la operación del mercado eléctrico, tiene en cuenta el criterio de expertos de acuerdo a la asignación de probabilidades para las ramas de hidrología y demanda, y es alimentado por un modelo de simulación del precio que emula su evolución. A partir de los resultados se puede concluir que la aproximación metodológica propuesta en esta Tesis realiza la cobertura del riesgo en la Bolsa de Energía y genera beneficios económicos.

4.1.2 Objetivo específico 1

El primer objetivo específico de esta Tesis fue evaluar la capacidad de pronóstico de diferentes técnicas de pronóstico univariadas y su aplicabilidad en la valoración de derivados energéticos en Colombia. Para desarrollar este objetivo se empleó un modelo autorregresivo estimando la cantidad de rezagos óptimos de la serie de precios de la electricidad. Los resultados indican que el modelo con mejor pronóstico es un modelo autorregresivo de orden uno; sin embargo, al analizar el comportamiento de las

simulaciones se concluye que este modelo es inapropiado ya que no replica el comportamiento real de la serie de precios. En conclusión, estos modelos no pueden ser empleados en esta Tesis ya que se requieren series que sean consistentes con el precio real del mercado para incorporarlas en el modelo de decisión, y no permiten incorporar los escenarios de hidrología y demanda.

4.1.3 Objetivo específico 2

El segundo objetivo específico de esta Tesis fue evaluar la capacidad de pronóstico de diferentes técnicas de pronóstico multivariados y su aplicabilidad en la valoración de derivados energéticos en Colombia. Para desarrollar este objetivo se emplearon modelos autorregresivos con variables explicativas. Inicialmente, se analizaron las variables que influyen en el comportamiento del precio de la electricidad teniendo en cuenta la alta dependencia del sistema eléctrico colombiano a las fuentes hídricas y a la demanda. En este sentido, se incorporaron las siguientes variables: ONI, aportes, embalse, generación hidroeléctrica, generación térmica y demanda. Los resultados obtenidos muestran que el modelo desarrollado es consistente con la dinámica del precio de la electricidad, y por tal motivo se puede aplicar en modelos de valoración de derivados energéticos en Colombia.

4.1.4 Objetivo específico 3

El tercer objetivo específico de esta Tesis fue desarrollar una aproximación que permita combinar los criterios obtenidos en los dos primeros objetivos como herramienta de valoración de contratos en Derivex. Para desarrollar este objetivo se tuvieron en cuenta los resultados de los modelos univariados y multivariados. Tal como se mencionó en el Objetivo específico 1, el modelo univariado no se contempló en esta Tesis ya que no emula el comportamiento de la serie de precios; por tal razón se implementó el modelo multivariado para el modelo de decisiones. El modelo desarrollado para simular la evolución del precio efectivamente replica la dinámica de la serie temporal ante diferentes escenarios y resulta adecuado para alimentar un modelo de decisiones.

4.2 Recomendaciones y trabajo futuro

Esta Tesis deja abiertas las siguientes preguntas de investigación para ser abordadas en investigaciones futuras:

- Evaluar otras alternativas para pronosticar los precios de la electricidad.
- Incorporación de criterio experto en la elaboración de pronósticos.
- Desarrollar variaciones de esta Tesis que permitan evaluar nuevos esquemas y políticas para el mercado de derivados.
- Modificar el modelo de valoración propuesto para evaluar nuevas alternativas para la construcción de precios de referencia publicados por Derivex.

Bibliografía

- [1] N. Singh, S. R. Mohanty, and S. Dev, "Short term electricity price forecast based on environmentally adapted generalized neuron," *Energy*, vol. 125, pp. 127–139, 2017, doi: 10.1016/j.energy.2017.02.094.
- [2] "Power System Economics: Designing Markets for Electricity | Wiley," *Wiley.com*. <https://www.wiley.com/en-us/Power+System+Economics%3A+Designing+Markets+for+Electricity-p-9780471150404> (accessed Oct. 24, 2021).
- [3] A. Khosravi, S. Nahavandi, and D. Creighton, "A neural network-GARCH-based method for construction of Prediction Intervals," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 96, pp. 185–193, 2013, doi: 10.1016/j.epsr.2012.11.007.
- [4] M. Gürtler and T. Paulsen, "Forecasting performance of time series models on electricity spot markets: a quasi-meta-analysis," *Int. J. Energy Sect. Manag.*, vol. 12, no. 1, pp. 103–129, 2018, doi: 10.1108/IJESM-06-2017-0004.
- [5] A. Khosravi, S. Nahavandi, and D. Creighton, "Quantifying uncertainties of neural network-based electricity price forecasts," *Appl. Energy*, vol. 112, pp. 120–129, 2013, doi: 10.1016/j.apenergy.2013.05.075.
- [6] P. Di and I. Perin, "An ambit stochastic approach to pricing electricity forward contracts: The case of the German Energy Market," *J. Probab. Stat.*, vol. 2015, 2015, doi: 10.1155/2015/626020.
- [7] M. Shafie-khah, M. P. Moghaddam, and M. K. Sheikh-EI-Eslami, "Price forecasting of day-ahead electricity markets using a hybrid forecast method," *Energy Convers. Manag.*, vol. 52, no. 5, pp. 2165–2169, May 2011, doi: 10.1016/j.enconman.2010.10.047.
- [8] H. Xiong and R. Mamon, "A higher-order Markov chain-modulated model for electricity spot-price dynamics," *Appl. Energy*, vol. 233–234, pp. 495–515, 2019, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.09.039.
- [9] G. G. P. Murthy, V. Sedidi, A. K. Panda, and B. N. Rath, "Forecasting electricity prices in deregulated wholesale spot electricity market: A review," *Int. J. Energy Econ. Policy*, vol. 4, no. 1, pp. 32–42, 2014.
- [10] J.-M. Hu and J.-Z. Wang, "Forecasting day-ahead electricity price using a hybrid improved approach," *J. Electr. Eng. Technol.*, vol. 12, no. 6, pp. 2166–2176, 2017, doi: 10.5370/JEET.2017.12.6.2166.
- [11] K. B. Sahay, "One hour ahead price forecast of Ontario electricity market by using ANN," in *2015 International Conference on Energy Economics and Environment (ICEEE)*, Mar. 2015, pp. 1–6. doi: 10.1109/EnergyEconomics.2015.7235102.
- [12] H. Mosbah and M. El-Hawary, "Hourly Electricity Price Forecasting for the Next Month Using Multilayer Neural Network," *Can. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 39, no. 4, pp. 283–291, 2016, doi: 10.1109/CJECE.2016.2586939.
- [13] J.-L. Zhang, Y.-J. Zhang, D.-Z. Li, Z.-F. Tan, and J.-F. Ji, "Forecasting day-ahead electricity

- prices using a new integrated model," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 105, pp. 541–548, Feb. 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2018.08.025.
- [14] A. Aghajani, R. Kazemzadeh, and A. Ebrahimi, "Short-term prediction of market-clearing price of electricity in the presence of wind power plants by a hybrid intelligent system," *Neural Comput. Appl.*, May 2018, doi: 10.1007/s00521-018-3544-8.
- [15] T. Niimura, "Forecasting Techniques for Deregulated Electricity Market Prices - Extended Survey," in *2006 IEEE PES Power Systems Conference and Exposition*, Oct. 2006, pp. 51–56. doi: 10.1109/PSCE.2006.296248.
- [16] M. M. G. Zapata and C. M. Ochoa, "Modelación De La Volatilidad De Los Precios De La Energía Eléctrica En Colombia," *Rev. Ing. Univ. Medellín*, vol. 7, no. 12, pp. 87–114, 2008, Accessed: Jun. 05, 2019. [Online]. Available: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=75011517005>
- [17] K. Maciejowska and R. Weron, "Forecasting of daily electricity prices with factor models: utilizing intra-day and inter-zone relationships," *Comput. Stat.*, vol. 30, no. 3, pp. 805–819, 2015, doi: 10.1007/s00180-014-0531-0.
- [18] G. P. Girish and S. Vijayalakshmi, "Spot Electricity Price Dynamics of Indian Electricity Market," in *Advances in Computer Science and its Applications*, H. Y. Jeong, M. S. Obaidat, N. Y. Yen, and J. J. (Jong H. Park, Eds., in Lecture Notes in Electrical Engineering. Springer Berlin Heidelberg, 2014, pp. 1129–1135.
- [19] J. Pokora, "Hybrid arima and support vector regression in short-term electricity price forecasting," *Acta Univ. Agric. Silv. Mendel. Brun.*, vol. 65, no. 2, pp. 699–708, 2017, doi: 10.11118/actaun201765020699.
- [20] H. Izadpanah, G. R. Yousefi, and S. M. Kaviri, "Asset and risk management for a wind farm in a competitive electricity market," in *2013 21st Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE)*, May 2013, pp. 1–6. doi: 10.1109/IranianCEE.2013.6599765.
- [21] J. Kettunen, A. Salo, and D. W. Bunn, "Optimization of electricity retailer's contract portfolio subject to risk preferences," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 25, no. 1, pp. 117–128, 2010, doi: 10.1109/TPWRS.2009.2032233.
- [22] M. Liu and F. F. Wu, "Framework for generation risk management in electricity markets," *Dianli Xitong Zidonghua Automation Electr. Power Syst.*, vol. 28, no. 13, pp. 1–6, 2004.
- [23] M. Liu and F. F. Wu, "Risk management in a competitive electricity market," in *Analytical Methods for Energy Diversity and Security*, 2008, pp. 247–262. doi: 10.1016/B978-0-08-056887-4.00012-3.
- [24] K. He, C. Xie, S.-M. Guu, L. Yu, and K. K. Lai, "Multi scale risk measurement in electricity market: A wavelet based value at risk approach," *J. Southeast Univ. Engl. Ed.*, vol. 24, no. SUPPL., pp. 54–59, 2008.
- [25] K. Andriosopoulos and N. Nomikos, "Risk management in the energy markets and value-at-risk modelling: A hybrid approach," *Eur. J. Finance*, vol. 21, no. 7, pp. 548–574, 2015, doi: 10.1080/1351847X.2013.862173.
- [26] J. Wang, Y. Li, and S. Zhang, "CVaR-based electricity purchase model for power supply company," *Dianli Zidonghua Shebei Electr. Power Autom. Equip.*, vol. 28, no. 2, pp. 19–23, 2008.
- [27] H. Hailun, Y. Zheng, and H. Yunhe, "A novel CVaR based portfolio optimization model for LDC electricity procurement," presented at the 2008 Joint International Conference on Power System Technology POWERCON and IEEE Power India Conference, POWERCON 2008, 2008. doi: 10.1109/ICPST.2008.4745232.
- [28] A. Hatami, H. Seifi, and M. K. Sheikh-El-Eslami, "A stochastic-based decision-making framework for an electricity retailer: Time-of-use pricing and electricity portfolio optimization," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 26, no. 4, pp. 1808–1816, 2011, doi:

- 10.1109/TPWRS.2010.2095431.
- [29] D. Feng, D. Gan, J. Zhong, and Y. Ni, "Supplier asset allocation in a pool-based electricity market," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 22, no. 3, pp. 1129–1138, 2007, doi: 10.1109/TPWRS.2007.901282.
- [30] M. Liu and F. F. Wu, "Correlation matrices estimation in energy portfolio optimization," presented at the IEEE Power and Energy Society 2008 General Meeting: Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century, PES, 2008. doi: 10.1109/PES.2008.4596170.
- [31] D. Feng, D. Gan, and J. Zhong, "Supplier multi-trading strategy: A stochastic programming approach," presented at the IEEE Power and Energy Society 2008 General Meeting: Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century, PES, 2008. doi: 10.1109/PES.2008.4596119.
- [32] P. Tang and A. Callan, "Contract optimisation and market operation - A generator's perspective," presented at the CIGRE International Symposium Guilin 2009: Operation and Development of Power System in the New Context, 2009.
- [33] J. F. Rodríguez, "Hedging swing options," *Int. J. Theor. Appl. Finance*, vol. 14, no. 2, pp. 295–312, 2011, doi: 10.1142/S021902491100636X.
- [34] F. Martínez-álvarez, A. Troncoso, G. Asencio-Cortés, and J. C. Riquelme, "A survey on data mining techniques applied to electricity-related time series forecasting," *Energies*, vol. 8, no. 11, pp. 13162–13193, 2015, doi: 10.3390/en81112352.
- [35] H. Daneshi and A. Daneshi, "Price forecasting in deregulated electricity markets - A bibliographical survey," presented at the 3rd International Conference on Deregulation and Restructuring and Power Technologies, DRPT 2008, 2008, pp. 657–661. doi: 10.1109/DRPT.2008.4523487.
- [36] G. J. Osório, J. C. O. Matias, and J. P. S. Catalão, "Electricity prices forecasting by a hybrid evolutionary-adaptive methodology," *Energy Convers. Manag.*, vol. 80, pp. 363–373, 2014, doi: 10.1016/j.enconman.2014.01.063.
- [37] 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.
- [38] P. M. R. Bento, J. A. N. Pombo, M. R. A. Calado, and S. J. P. S. Mariano, "A bat optimized neural network and wavelet transform approach for short-term price forecasting," *Appl. Energy*, vol. 210, pp. 88–97, Jan. 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.10.058.
- [39] S. K. Aggarwal, L. M. Saini, and A. Kumar, "Short term price forecasting in deregulated electricity markets: A review of statistical models and key issues," *Int. J. Energy Sect. Manag.*, vol. 3, no. 4, pp. 333–358, 2009, doi: 10.1108/17506220911005731.
- [40] A. Aggarwal and M. M. Tripathi, "A novel hybrid approach using wavelet transform, time series time delay neural network, and error predicting algorithm for day-ahead electricity price forecasting," presented at the 2017 6th International Conference on Computer Applications in Electrical Engineering - Recent Advances, CERA 2017, 2018, pp. 199–204. doi: 10.1109/CERA.2017.8343326.
- [41] F. Wang *et al.*, "Daily pattern prediction based classification modeling approach for day-ahead electricity price forecasting," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 105, pp. 529–540, Feb. 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2018.08.039.
- [42] S. S. Reddy, C.-M. Jung, and K. J. Seog, "Day-ahead electricity price forecasting using back propagation neural networks and weighted least square technique," *Front. Energy*, vol. 10, no. 1, pp. 105–113, 2016, doi: 10.1007/s11708-016-0393-y.

- [43] M. Cerjan, I. Krželj, M. Vidak, and M. Delimar, "A literature review with statistical analysis of electricity price forecasting methods," presented at the IEEE EuroCon 2013, 2013, pp. 756–763. doi: 10.1109/EUROCON.2013.6625068.
- [44] X. Yan and N. A. Chowdhury, "Mid-term electricity market clearing price forecasting utilizing hybrid support vector machine and auto-regressive moving average with external input," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 63, pp. 64–70, Dec. 2014, doi: 10.1016/j.ijepes.2014.05.037.
- [45] Guang Li, Chen-Ching Liu, J. Lawarree, M. Gallanti, and A. Venturini, "State-of-the-art of electricity price forecasting," in *International Symposium CIGRE/IEEE PES, 2005.*, Oct. 2005, pp. 110–119. doi: 10.1109/CIGRE.2005.1532733.
- [46] A. Ghanbari, S. F. Ghaderi, and M. A. Azadeh, "Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System vs. Regression based approaches for annual electricity load forecasting," in *2010 The 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering (ICCAE)*, Feb. 2010, pp. 26–30. doi: 10.1109/ICCAE.2010.5451534.
- [47] E. Raviv, K. E. Bouwman, and D. van, "Forecasting day-ahead electricity prices: Utilizing hourly prices," *Energy Econ.*, vol. 50, pp. 227–239, 2015, doi: 10.1016/j.eneco.2015.05.014.
- [48] J. Carpio, J. Juan, and D. López, "Multivariate Exponential Smoothing and Dynamic Factor Model Applied to Hourly Electricity Price Analysis," *Technometrics*, vol. 56, no. 4, pp. 494–503, Oct. 2014, doi: 10.1080/00401706.2013.860920.
- [49] F. Lisi and M. M. Pelagatti, "Component estimation for electricity market data: Deterministic or stochastic?," *Energy Econ.*, vol. 74, pp. 13–37, Aug. 2018, doi: 10.1016/j.eneco.2018.05.027.
- [50] H. Ebrahimian, S. Barmayoon, M. Mohammadi, and N. Ghadimi, "The price prediction for the energy market based on a new method," *Econ. Res.-Ekon. Istraživanja*, vol. 31, no. 1, pp. 313–337, Jan. 2018, doi: 10.1080/1331677X.2018.1429291.
- [51] C. Ballester and D. Furió, "Impact of Wind Electricity Forecasts on Bidding Strategies," *Sustainability*, vol. 9, no. 8, p. 1318, Aug. 2017, doi: 10.3390/su9081318.
- [52] V. S. G. G. p, K. Singhanian, and E. N. Vincent, "Is Indian Spot Electricity Price Series Stationary?," *Energy Procedia*, vol. 138, pp. 1067–1072, Oct. 2017, doi: 10.1016/j.egypro.2017.10.114.
- [53] H. S. Sandhu, L. Fang, and L. Guan, "Forecasting day-ahead price spikes for the Ontario electricity market," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 141, pp. 450–459, Dec. 2016, doi: 10.1016/j.epsr.2016.08.005.
- [54] S. K. Dash, R. Bisoi, and P. K. Dash, "A hybrid functional link dynamic neural network and evolutionary unscented Kalman filter for short-term electricity price forecasting," *Neural Comput. Appl.*, vol. 27, no. 7, pp. 2123–2140, 2016, doi: 10.1007/s00521-015-2011-z.
- [55] A. K. Rout, R. Bisoi, and P. K. Dash, "A low complexity evolutionary computationally efficient recurrent Functional link Neural Network for time series forecasting," in *2015 IEEE Power, Communication and Information Technology Conference (PCITC)*, Oct. 2015, pp. 576–582. doi: 10.1109/PCITC.2015.7438230.
- [56] L. Zhou, B. Wang, Z. Wang, F. Wang, and M. Yang, "Seasonal classification and RBF adaptive weight based parallel combined method for day-ahead electricity price forecasting," in *2018 IEEE Power Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT)*, Feb. 2018, pp. 1–5. doi: 10.1109/ISGT.2018.8403372.
- [57] K. Sarada and V. Bapiraju, "Comparison of day-ahead price forecasting in energy market using Neural Network and Genetic Algorithm," in *2014 International Conference on Smart Electric Grid (ISEG)*, Sep. 2014, pp. 1–5. doi: 10.1109/ISEG.2014.7005607.
- [58] R. Beigaitė and T. Krilavičius, "Electricity price forecasting for Nord Pool data," presented at the CEUR Workshop Proceedings, 2017, pp. 37–42.

- [59] R. Beigaitė and T. Krilavičius, "Electricity price forecasting for nord pool data using recurrent neural networks," presented at the CEUR Workshop Proceedings, 2018, pp. 75–78.
- [60] R. Bisoi, P. K. Dash, and P. P. Das, "Short-term electricity price forecasting and classification in smart grids using optimized multikernel extreme learning machine," *Neural Comput. Appl.*, Aug. 2018, doi: 10.1007/s00521-018-3652-5.
- [61] N. A. Shrivastava, A. Khosravi, and B. K. Panigrahi, "Prediction Interval Estimation of Electricity Prices Using PSO-Tuned Support Vector Machines," *IEEE Trans. Ind. Inform.*, vol. 11, no. 2, pp. 322–331, Apr. 2015, doi: 10.1109/TII.2015.2389625.
- [62] A. Bello, J. Reneses, A. Muñoz, and A. Delgadillo, "Probabilistic forecasting of hourly electricity prices in the medium-term using spatial interpolation techniques," *Int. J. Forecast.*, vol. 32, no. 3, pp. 966–980, 2016, doi: 10.1016/j.ijforecast.2015.06.002.
- [63] M. Burger, B. Klar, A. Müller, and G. Schindlmayr, "A spot market model for pricing derivatives in electricity markets," *Quant. Finance*, vol. 4, no. 1, pp. 109–122, Feb. 2004, doi: 10.1088/1469-7688/4/1/010.
- [64] C. Redl, R. Haas, C. Huber, and B. Böhm, "Price formation in electricity forward markets and the relevance of systematic forecast errors," *Energy Econ.*, vol. 31, no. 3, pp. 356–364, 2009, Accessed: Jul. 03, 2019. [Online]. Available: https://econpapers.repec.org/article/eeeeneeco/v_3a31_3ay_3a2009_3ai_3a3_3ap_3a356-364.htm
- [65] J. D. Velásquez, C. J. Franco, and Y. Olaya, "Predicción de los precios promedios mensuales de contratos despachados en el mercado mayorista de electricidad en Colombia usando máquinas de vectores de soporte," *Cuad. Adm.*, vol. 23, no. 40, 2010.
- [66] M. Bierbrauer, C. Menn, S. T. Rachev, and S. Trück, "Spot and derivative pricing in the EEX power market," *J. Bank. Finance*, vol. 31, no. 11, pp. 3462–3485, 2007, doi: 10.1016/j.jbankfin.2007.04.011.
- [67] J. D. Velásquez, V. Gil, and C. J. Franco, "An Overview of the Colombian Market for Standardized Derivatives of Energy Commodities," *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 13, no. 7, pp. 2176–2182, 2015, doi: 10.1109/TLA.2015.7273774.
- [68] Isaac. Dyner, Carlos Jaime. Franco, and Santiago. Arango, *El mercado mayorista de electricidad colombiano*, Primera edición. Medellín: Centro de complejidad Ceiba, 2008.
- [69] XM, "Informes operación del SIN y administración del mercado." 2021. [Online]. Available: <https://www.xm.com.co/corporativo/Paginas/Nuestra-empresa/informes-anales.aspx>
- [70] F. Gutiérrez and J. A. Dracup, "An analysis of the feasibility of long-range streamflow forecasting for Colombia using El Niño–Southern Oscillation indicators," *J. Hydrol.*, vol. 246, no. 1, pp. 181–196, Jun. 2001, doi: 10.1016/S0022-1694(01)00373-0.
- [71] J. D. Velasquez, I. Dyner, and C. J. Franco, "Modeling the Effect of Macroclicmatic Events on River Inflows in the Colombian Electricity Market," *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 14, no. 10, pp. 4287–4292, 2016, doi: 10.1109/TLA.2016.7786307.
- [72] NOAA, "ENSO: Recent Evolution, Current Status and Predictions." 2017. [Online]. Available: http://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/analysis_monitoring/lanina/enso_evolution-status-fcsts-web.pdf
- [73] N. A. Shrivastava and B. K. Panigrahi, "A hybrid wavelet-ELM based short term price forecasting for electricity markets," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 55, pp. 41–50, Feb. 2014, doi: 10.1016/j.ijepes.2013.08.023.
- [74] C. A. Giraldo-Prieto, G. J. González Uribe, C. Vesga Bermejo, and D. C. Ferreira Herrera, "Coberturas financieras con derivados y su incidencia en el valor de mercado en empresas colombianas que cotizan en Bolsa," *Contad. Adm.*, vol. 62, no. 5, pp. 1553–1571, Dec. 2017,

- doi: 10.1016/j.cya.2017.04.008.
- [75] J. Benavides, Á. Cadena, J. J. González, C. Hidalgo, and A. Piñeros, *Mercado eléctrico en Colombia: Transición hacia una arquitectura descentralizada*. 2018. Accessed: Jun. 25, 2019. [Online]. Available: <http://www.repository.fedesarrollo.org.co/handle/11445/3694>
- [76] G. S. S. Marín and J. P. Robayo, “Los precios forward sobre electricidad. ¿Determinados racionalmente por los agentes del mercado colombiano?,” *AD-Minist.*, no. 18, pp. 77–99, 2011, Accessed: Nov. 21, 2021. [Online]. Available: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6251514>
- [77] I. Dyner, E. Larsen, and C. J. Franco, “Games for electricity traders: Understanding risk in a deregulated industry,” *Energy Policy*, vol. 37, no. 2, pp. 465–471, 2009, doi: 10.1016/j.enpol.2008.09.075.
- [78] A. Pérez and J. Carabalí, “Un modelo sobre competencia en mercados de electricidad: contratos bilaterales en Colombia,” *Rev. Desarro. Soc.*, Feb. 2021, doi: 10.13043/DYS.87.5.
- [79] J. Barrientos Marín, M. Toro Martínez, J. Barrientos Marín, and M. Toro Martínez, “ON THE FUNDAMENTALS OF ELECTRIC ENERGY PRICE: EMPIRICAL EVIDENCE FOR COLOMBIA,” *Rev. Econ. Caribe*, no. 19, pp. 33–59, Jun. 2017, Accessed: May 28, 2019. [Online]. Available: http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S2011-21062017000100033&lng=en&nrm=iso&tlng=es
- [80] J. Barrientos-Marín and M. T. Martínez, “Análisis de los fundamentales del precio de la energía eléctrica: evidencia empírica para Colombia,” *Econ. Caribe*, no. 19, pp. 33–59, 2017, Accessed: Oct. 31, 2021. [Online]. Available: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6143169>
- [81] BVC and XM S.A, “Estudio de Factibilidad Nuevo Mercado de Derivados Estandarizados sobre Commodities Energéticos.” 2009. [Online]. Available: http://www.derivex.com.co/accionistas/Asamblea%20de%20Constitucion/Indice/Documento_s_Asamblea/9_Estudio%20de%20Factibilidad%20DERIVEX.pdf
- [82] Derivex, “Circular única del Mercado de derivados de commodities energéticos Derivex.” Oct. 31, 2021.
- [83] Comisión de regulación de Energía y Gas, “Resolución 114 de 2018.” Aug. 02, 2018. Accessed: Nov. 06, 2021. [Online]. Available: [www.http://apolo.creg.gov.co/Publicac.nsf/1c09d18d2d5ffb5b05256eee00709c02/e1aa2bca619f4f6e05258305007463d1/\\$FILE/Creg114-2018.pdf](http://apolo.creg.gov.co/Publicac.nsf/1c09d18d2d5ffb5b05256eee00709c02/e1aa2bca619f4f6e05258305007463d1/$FILE/Creg114-2018.pdf)
- [84] CRCC S.A, “Reglamento de funcionamiento. Cámara de riesgo central de contraparte de Colombia S.A. CRCC S.A.” 2017.
- [85] R. Mariño, C. León, and C. Cadena, “Las entidades de contrapartida central en la mitigación del riesgo de contraparte y de liquidez: El caso de los derivados cambiarios en Colombia,” *Borradores Econ.*, vol. 1101, 2020.
- [86] C. B. Hunzinger and C. C. A. Labuschagne, “The Cox, Ross and Rubinstein tree model which includes counterparty credit risk and funding costs,” *North Am. J. Econ. Finance*, vol. 29, pp. 200–217, Jul. 2014, doi: 10.1016/j.najef.2014.06.002.
- [87] R. Huisman and R. Mahieu, “Regime jumps in electricity prices,” *Energy Econ.*, vol. 25, no. 5, pp. 425–434, Sep. 2003, doi: 10.1016/S0140-9883(03)00041-0.
- [88] Y. C. C. Martinez and L. B. Valencia, “Portfolio theory based approach to risk management in electricity markets: Colombian case study,” in *IEEE Systems and Information Engineering Design Symposium, 2003*, Apr. 2003, pp. 35–40. doi: 10.1109/SIEDS.2003.158001.
- [89] F. Azevedo, Z. A. Vale, and A. A. do Vale, “Decision-support tool for the establishment of contracts in the electricity market,” in *2003 IEEE Bologna Power Tech Conference Proceedings*, Jun. 2003, p. 6 pp. Vol.1-. doi: 10.1109/PTC.2003.1304154.
- [90] F. Azevedo, Z. A. Vale, and A. A. Vale, “Hedging using futures and options contracts in the

- electricity market,” *Renew. Energy Power Qual. J.*, vol. 1, no. 1, pp. 496–501, 2003, doi: 10.24084/repqj01.407.
- [91] A. Pritchard, “Statistical Bibliography or Bibliometrics?,” *Journal of Documentation*, vol. 25, pp. 348–349, 1969.
- [92] S. Morris, C. DeYong, Z. Wu, S. Salman, and D. Yemenu, “DIVA: A visualization system for exploring document databases for technology forecasting,” *Comput. Ind. Eng.*, vol. 43, no. 4, pp. 841–862, 2002, doi: 10.1016/S0360-8352(02)00143-2.
- [93] T. T. Chen and L. Q. Xie, “Identifying critical focuses in research domains,” in *Ninth International Conference on Information Visualisation (IV’05)*, Jul. 2005, pp. 135–142. doi: 10.1109/IV.2005.59.
- [94] M. J. Cobo, A. G. López-Herrera, E. Herrera-Viedma, and F. Herrera, “Science mapping software tools: Review, analysis, and cooperative study among tools,” *J. Am. Soc. Inf. Sci. Technol.*, vol. 62, no. 7, pp. 1382–1402, Jul. 2011, doi: 10.1002/asi.21525.
- [95] N. J. van Eck and L. Waltman, “Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping,” *Scientometrics*, vol. 84, no. 2, pp. 523–538, Aug. 2010, doi: 10.1007/s11192-009-0146-3.
- [96] M. Aria and C. Cuccurullo, “bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis,” *J. Informetr.*, vol. 11, no. 4, pp. 959–975, Nov. 2017, doi: 10.1016/j.joi.2017.08.007.
- [97] L. Cadavid and K. Salazar-Serna, “sustainability Mapping the Research Landscape for the Motorcycle Market Policies: Sustainability as a Trend-A Systematic Literature Review,” *Sustainability*, vol. 13, p. 10813, Sep. 2021, doi: 10.3390/su131910813.
- [98] Q. Zhang, X. Wang, and J. Wang, “Electricity purchasing and selling risk decision for power supplier under real-time pricing,” *Dianli Xitong Zidonghua Automation Electr. Power Syst.*, vol. 34, no. 3, pp. 22-27+43, 2010.
- [99] Q. Zhang and X. Wang, “Hedge contract characterization and risk-constrained electricity procurement,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 24, no. 3, pp. 1547–1558, 2009, doi: 10.1109/TPWRS.2009.2021233.
- [100] Y. Xiao, X. Wang, C. Du, and S. Liu, “Hedging against uncertainties for wind power producer with block futures contracts,” presented at the IEEE Power and Energy Society General Meeting, 2015. doi: 10.1109/PESGM.2015.7285850.
- [101] Z. Wu, X. Wang, Y. Xiao, Y. Zhang, T. Yang, and C. Xue, “Risk management strategy and model for photovoltaic suppliers based on bilateral contracts,” presented at the China International Conference on Electricity Distribution, CICED, 2016. doi: 10.1109/CICED.2016.7576081.
- [102] F. Azevedo and Z. A. Vale, “A short-term risk management tool applied to OMEL electricity market using Particle Swarm Optimization,” presented at the 2008 5th International Conference on the European Electricity Market, EEM, 2008. doi: 10.1109/EEM.2008.4579039.
- [103] F. Azevedo, Z. A. Vale, and P. B. de Moura Oliveira, “A decision-support system based on particle swarm optimization for multiperiod hedging in electricity markets,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 22, no. 3, pp. 995–1003, 2007, doi: 10.1109/TPWRS.2007.901463.
- [104] F. Azevedo and Z. A. Vale, “Optimal short-term contract allocation using particle swarm optimization,” *WSEAS Trans. Inf. Sci. Appl.*, vol. 2, no. 5, pp. 552–558, 2005.
- [105] F. Azevedo and Z. A. Vale, “Short-term price forecast from risk management point of view,” presented at the Proceedings of the 13th International Conference on Intelligent Systems Application to Power Systems, ISAP’05, 2005, pp. 111–116. doi: 10.1109/ISAP.2005.1599249.

- [106] F. Azevedo and Z. A. Vale, "Forecasting electricity prices with historical statistical information using neural networks and clustering techniques," presented at the 2006 IEEE PES Power Systems Conference and Exposition, PSCE 2006 - Proceedings, 2006, pp. 44–50. doi: 10.1109/PSCE.2006.296247.
- [107] M. Liu and F. F. Wu, "Managing price risk in a multimarket environment," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 21, no. 4, pp. 1512–1519, 2006, doi: 10.1109/TPWRS.2006.882455.
- [108] M. Liu and F. F. Wu, "Portfolio optimization in electricity markets," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 77, no. 8, pp. 1000–1009, 2007, doi: 10.1016/j.epsr.2006.08.025.
- [109] M. Liu and F. Wu, "Effect of Financial Hedging in Portfolio Selection in Electricity Markets," *HKIE Trans. Hong Kong Inst. Eng.*, vol. 17, no. 2, pp. 34–40, 2010, doi: 10.1080/1023697X.2010.10668194.
- [110] M. Liu and F. F. Wu, "Trading strategy of generation companies in electricity market," *Zhongguo Dianji Gongcheng Xuebao Proceedings Chin. Soc. Electr. Eng.*, vol. 28, no. 25, pp. 111–117, 2008.
- [111] H. Algarvio and F. Lopes, "Risk Management and Bilateral Contracts in Multi-agent Electricity Markets," *Commun. Comput. Inf. Sci.*, vol. 430, pp. 279–308, 2014, doi: 10.1007/978-3-319-07767-3_27.
- [112] H. Algarvio, F. Lopes, and J. Santana, "Bilateral contracting in multi-agent energy markets: Forward contracts and risk management," *Commun. Comput. Inf. Sci.*, vol. 524, pp. 260–269, 2015, doi: 10.1007/978-3-319-19033-4_22.
- [113] F. Lopes, H. Algarvio, and J. Santana, "Agent-based simulation of electricity markets: Risk management and contracts for difference," *Underst. Complex Syst.*, no. 9783319463308, pp. 207–225, 2017, doi: 10.1007/978-3-319-46331-5_10.
- [114] A. Nasir, K. Shaukat, I. A. Hameed, S. Luo, T. M. Alam, and F. Iqbal, "A Bibliometric Analysis of Corona Pandemic in Social Sciences: A Review of Influential Aspects and Conceptual Structure," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 133377–133402, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3008733.
- [115] P. Mathuria and R. Bhakar, "Large consumer's purchase portfolio optimization in electricity market," presented at the 2016 IEEE 6th International Conference on Power Systems, ICPS 2016, 2016. doi: 10.1109/ICPES.2016.7584115.
- [116] J. Hanly, "Risk management and hedging approaches in energy markets," in *Handbook of Energy Finance: Theories, Practices and Simulations*, 2020, pp. 651–667. doi: 10.1142/9789813278387_0026.
- [117] Y. Cai, Q. Chen, and W. Zhang, "Credit and risk management of electricity transaction: A real case based on Guangdong electricity market rules," presented at the Proceedings - 2020 5th Asia Conference on Power and Electrical Engineering, ACPEE 2020, 2020, pp. 994–999. doi: 10.1109/ACPEE48638.2020.9136388.
- [118] A.-S. Chen, M. T. Leung, S. Pan, and C.-Y. Chou, "Financial hedging in energy market by cross-learning machines," *Neural Comput. Appl.*, vol. 32, no. 14, pp. 10321–10335, 2020, doi: 10.1007/s00521-019-04572-4.
- [119] H. Liu, X. Chen, and J. Xie, "Optimal Bidding Strategy for Electricity Sales Company Considering Contract for Difference and Risk," presented at the 2019 3rd IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration: Ubiquitous Energy Network Connecting Everything, EI2 2019, 2019, pp. 2155–2160. doi: 10.1109/EI247390.2019.9062253.
- [120] T. L. D. Huynh, M. Shahbaz, M. A. Nasir, and S. Ullah, "Financial modelling, risk management of energy instruments and the role of cryptocurrencies," *Ann. Oper. Res.*, 2020, doi: 10.1007/s10479-020-03680-y.
- [121] A. Varnavskiy, U. Gruzina, A. Rot, A. Buryakova, E. Sebechenko, and V. Trubnikov, "Prospects and Limitations of the Use of Blockchain-Options for the Supply of Electricity,"

- Stud. Comput. Intell.*, vol. 887, pp. 95–110, 2020, doi: 10.1007/978-3-030-40417-8_6.
- [122] M. R. Cogollo and J. D. Velasquez, “Methodological Advances in Artificial Neural Networks for Time Series Forecasting,” *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 12, no. 4, pp. 764–771, Jun. 2014, doi: 10.1109/TLA.2014.6868881.
- [123] K. Ignatieva and S. Trück, “Modeling spot price dependence in Australian electricity markets with applications to risk management,” *Comput. Oper. Res.*, vol. 66, pp. 415–433, 2016, doi: 10.1016/j.cor.2015.07.019.
- [124] M. Maenhoudt and G. Deconinck, “Strategic Offering to Maximize Day-Ahead Profit by Hedging Against an Infeasible Market Clearing Result,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 29, no. 2, pp. 854–862, Mar. 2014, doi: 10.1109/TPWRS.2013.2286005.
- [125] T. Pinto and F. Falcão-Reis, “Strategic participation in competitive electricity markets: Internal versus sectorial data analysis,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 108, pp. 432–444, 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2019.01.011.
- [126] E. J. Anderson, X. Hu, and D. Winchester, “Forward contracts in electricity markets: The Australian experience,” *Energy Policy*, vol. 35, no. 5, pp. 3089–3103, May 2007, doi: 10.1016/j.enpol.2006.11.010.
- [127] S. Bhattacharya, A. Gupta, K. Kar, and A. Owusu, “Hedging strategies for risk reduction through weather derivatives in renewable energy markets,” in *2015 International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA)*, Nov. 2015, pp. 1190–1195. doi: 10.1109/ICRERA.2015.7418597.
- [128] S. Adamson, T. Noe, and G. Parker, “Efficiency of financial transmission rights markets in centrally coordinated periodic auctions,” *Energy Econ.*, vol. 32, no. 4, pp. 771–778, Jul. 2010, doi: 10.1016/j.eneco.2010.03.006.
- [129] C. Pirrong and M. Jermakyan, “The price of power: The valuation of power and weather derivatives,” *J. Bank. Finance*, vol. 32, no. 12, pp. 2520–2529, 2008, doi: 10.1016/j.jbankfin.2008.04.007.
- [130] C. L. Anderson and M. Davison, “The Application of Cash-Flow-at-Risk to Risk Management in a Deregulated Electricity Market,” *Hum. Ecol. Risk Assess. Int. J.*, vol. 15, no. 2, pp. 253–269, Apr. 2009, doi: 10.1080/10807030902761148.
- [131] J. I. Peña and R. Rodríguez, “Default supply auctions in electricity markets: Challenges and proposals,” *Energy Policy*, vol. 122, pp. 142–151, 2018, doi: 10.1016/j.enpol.2018.07.031.
- [132] D. Xiao and H. Chen, “Stochastic up to Congestion Bidding Strategy in the Nodal Electricity Markets Considering Risk Management,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 202428–202438, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3015025.
- [133] F. Azevedo, Z. A. Vale, P. B. M. Oliveira, and H. M. Khodr, “A long-term risk management tool for electricity markets using swarm intelligence,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 80, no. 4, pp. 380–389, Apr. 2010, doi: 10.1016/j.epsr.2009.10.002.
- [134] N. Jovanović, J. García-González, J. Barquín, and S. Cerisola, “Electricity market short-term risk management via risk-adjusted probability measures,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 11, no. 10, pp. 2599–2607, 2017, doi: 10.1049/iet-gtd.2016.1731.
- [135] F.-J. Heredia, J. Cifuentes-Rubiano, and C. Corchero, “Stochastic optimal generation bid to electricity markets with emissions risk constraints,” *J. Environ. Manage.*, vol. 207, pp. 432–443, 2018, doi: 10.1016/j.jenvman.2017.11.010.
- [136] S. S. Oren and Y. Oum, “Managing risk under a fixed price load following obligation for electricity service,” presented at the IEEE PES General Meeting, PES 2010, 2010. doi: 10.1109/PES.2010.5589689.
- [137] B. A. Souhir, B. Heni, and B. Lotfi, “Price risk and hedging strategies in Nord Pool electricity

- market evidence with sector indexes,” *Energy Econ.*, vol. 80, pp. 635–655, 2019, doi: 10.1016/j.eneco.2019.02.001.
- [138] B. Tranberg, R. T. Hansen, and L. Catania, “Managing volumetric risk of long-term power purchase agreements,” *Energy Econ.*, vol. 85, 2020, doi: 10.1016/j.eneco.2019.104567.
- [139] M. J. Stevenson, L. F. M. Do Amaral, and M. Peat, “Risk management and the role of spot price predictions in the Australian retail electricity market,” *Stud. Nonlinear Dyn. Econom.*, vol. 10, no. 3, 2006, doi: 10.2202/1558-3708.1383.
- [140] J. Huang, Y. Xue, Z. Y. Dong, and K. P. Wong, “An efficient probabilistic assessment method for electricity market risk management,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 27, no. 3, pp. 1485–1493, 2012, doi: 10.1109/TPWRS.2012.2183900.
- [141] C. Klüppelberg, T. Meyer-Brandis, and A. Schmidt, “Electricity spot price modelling with a view towards extreme spike risk,” *Quant. Finance*, vol. 10, no. 9, pp. 963–974, 2010, doi: 10.1080/14697680903150496.
- [142] R. I. Brik and A. Roncoroni, “Static mitigation of volumetric risk,” *J. Energy Mark.*, May 2016, Accessed: Nov. 23, 2021. [Online]. Available: <https://www.risk.net/node/2457758>
- [143] F. E. Benth, L. Di Persio, and S. Lavagnini, “Stochastic modeling of wind derivatives in energy markets,” *Risks*, vol. 6, no. 2, 2018, doi: 10.3390/risks6020056.
- [144] K. W. Park, “Risk management and derivatives in korea electricity markets,” presented at the IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline), 2003, pp. 915–920. doi: 10.1016/S14746670(17)34590-1.
- [145] W. Liu, J. Shang, W. Zhou, F. Wen, and Z. Lin, “Evaluation of value-at-risk in electricity markets based on multifractal theory,” *Dianli Xitong ZidonghuaAutomatation Electr. Power Syst.*, vol. 37, no. 7, pp. 48–54, 2013, doi: 10.7500/AEPS201206172.
- [146] A. T. Carrasquilla, J. F. R. García, and J. O. P. Robayo, “Sub-optimal allocation under VaR constraints in electricity markets,” *Rev. Econ. Rosario*, vol. 19, no. 2, pp. 201–220, 2016, doi: 10.12804/revistas.urosario.edu.co/economia/a.5625.
- [147] Q. Zhang and X. Wang, “Customer electricity purchasing risk decision under real-time pricing,” presented at the 2009 IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition, PSCE 2009, 2009. doi: 10.1109/PSCE.2009.4839934.
- [148] J. Cabero, M. J. Ventosa, S. Cerisola, and Á. Baíllo, “Modeling risk management in oligopolistic electricity markets: A benders decomposition approach,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 25, no. 1, pp. 263–271, 2010, doi: 10.1109/TPWRS.2009.2036788.
- [149] D. Chin and A. Siddiqui, “Capacity expansion and forward contracting in a duopolistic power sector,” *Comput. Manag. Sci.*, vol. 11, no. 1–2, pp. 57–86, 2014, doi: 10.1007/s10287-013-0166-6.
- [150] F. Gökgöz and M. E. Atmaca, “Financial optimization in the Turkish electricity market: Markowitz’s mean-variance approach,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 16, no. 1, pp. 357–368, 2012, doi: 10.1016/j.rser.2011.06.018.
- [151] Y.-K. Wu, “Intelligent management and hedging strategy on energy contracts in competitive electricity markets,” *Int. J. Power Energy Syst.*, vol. 30, no. 3, pp. 213–218, 2010, doi: 10.2316/Journal.203.2010.3.203-4616.
- [152] D. Feng, D. Gan, J. Zhong, and Y. Ni, “Efficient frontier analysis for the GenCo multi-trading strategy: Part one Model analysis,” *Dianli Xitong ZidonghuaAutomatation Electr. Power Syst.*, vol. 31, no. 13, pp. 29–35, 2007.
- [153] F. Azevedo, Z. A. Vale, and P. B. de Moura Oliveira, “A decision-support system based on particle swarm optimization for multiperiod hedging in electricity markets,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 22, no. 3, pp. 995–1003, 2007, doi: 10.1109/TPWRS.2007.901463.
- [154] F. Azevedo, Z. A. Vale, and P. B. M. Oliveira, “Long-term Price Range Forecast Applied to Risk Management Using Regression Models,” in *2007 International Conference on Intelligent*

- Systems Applications to Power Systems*, Nov. 2007, pp. 1–6. doi: 10.1109/ISAP.2007.4441656.
- [155] J. A. Díaz Contreras, G. I. Macías Villalba, and E. Luna González, “Estrategia de cobertura con productos derivados para el mercado energético colombiano,” *Estud. Gerenciales*, vol. 30, no. 130, pp. 55–64, Jan. 2014, doi: 10.1016/j.estger.2014.02.008.
- [156] A. T. Carrasquilla, J. F. R. García, and J. Pantoja, “Estrategia de cobertura a través de contratos a plazo en mercados eléctricos,” *Acad. Rev. Latinoam. Adm.*, no. 50, pp. 148–157, 2012, Accessed: Jun. 25, 2019. [Online]. Available: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=71624352010>
- [157] K. Maradey-Angarita, J. O. Pantoja-Robayo, A. Trespalacios-Carrasquilla, K. Maradey-Angarita, J. O. Pantoja-Robayo, and A. Trespalacios-Carrasquilla, “Analysis of the financial margins required to hedge risks in electric power futures markets,” *Ecos Econ.*, vol. 21, no. 45, pp. 67–105, Dec. 2017, doi: 10.17230/ecos.2017.45.4.
- [158] J. Barrientos, E. Rodas, E. Velilla, M. Lopera, and F. Villada, “A model for forecasting electricity prices in Colombia,” *Lect. Econ.*, no. 77, pp. 91–127, Dec. 2012, Accessed: May 28, 2019. [Online]. Available: http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0120-25962012000200003&lng=en&nrm=iso&tlng=es
- [159] E. U. Gaviria and A. T. Carrasquilla, “Contraste de modelos estocásticos para el precio de la energía en Colombia,” *Rev. Fac. Cienc.*, vol. 3, no. 1, pp. 41–55, Jan. 2014, Accessed: May 29, 2019. [Online]. Available: <https://revistas.unal.edu.co/index.php/rfc/article/view/49524>
- [160] O. H. N, J. D. Velásquez, and I. Dynner, “Modelos ARIMA y estructural de la serie de precios promedio de los contratos en el Mercado Mayorista de Energía Eléctrica en Colombia,” *Energética*, no. 34, pp. 5–10, 2005, Accessed: Jun. 05, 2019. [Online]. Available: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=147019373001>
- [161] A. A. A. Monica, S. B. Botero, and H. H. B. Jaime, “Financial anomalies in the electricity market: Empirical analysis of spot prices,” in *2018 13th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI)*, Jun. 2018, pp. 1–7. doi: 10.23919/CISTI.2018.8398640.
- [162] A. Muñoz-Santiago, J. Urquijo-Vanstrahlengs, A. Castro-Otero, and J. Lombana, “Pronóstico del precio de la energía en Colombia utilizando modelos ARIMA con IGARCH,” *Rev. Econ. Rosario*, vol. 20, no. 1, p. 36, Oct. 2017, doi: 10.12804/revistas.urosario.edu.co/economia/a.6152.
- [163] F. Villada, D. R. Cadavid, and J. D. Molina, “Electricity price forecasting using artificial neural networks,” *Rev. Fac. Ing.*, no. 44, pp. 111–118, 2008.
- [164] F. Villada, E. García, and J. D. Molina, “Electricity price forecasting using neurofuzzy networks,” *Inf. Tecnol.*, vol. 22, no. 6, pp. 111–120, 2011, doi: 10.4067/S0718-07642011000600012.
- [165] A. P. Agudelo, J. M. López-Lezama, and E. Velilla, “Forecasting Electricity Stock Price by Means of a Nonlinear Autoregressive Neural Model with Exogenous Inputs,” *Inf. Tecnológica*, vol. 26, no. 6, pp. 99–108, 2015, doi: 10.4067/S0718-07642015000600012.
- [166] H. Juan David Velásquez, C. Carlos Jaime Franco, and M. Yris Olaya, “Forecasting average monthly prices for colombian wholesale electricity market contracts,” *Cuad. Adm.*, vol. 23, no. 40, pp. 321–337, 2010.
- [167] J. B. Marín, E. T. Orozco, and E. Velilla, “Forecasting electricity price in Colombia: A comparison between neural network, ARMA process and hybrid models,” *Int. J. Energy Econ. Policy*, vol. 8, no. 3, pp. 97–106, 2018.
- [168] N. J. H. Bueno, M. de los Á. P. Calderón, Y. A. M. Maldonado, and A. O. Castro,

- “Determination of Models of Simple Regression and Multivariate Analysis for the Forecast of the Electricity Price in Colombia at 2030,” *Int. J. Energy Econ. Policy*, vol. 8, no. 5, pp. 202–211, Sep. 2018, Accessed: Jun. 05, 2019. [Online]. Available: <https://www.econjournals.com/index.php/ijeep/article/view/6415>
- [169] D. Tobón-Orozco *et al.*, “LONG-TERM SEASONAL FORWARDS IN ELECTRICITY GENERATION MARKETS: AN APPLICATION TO COLOMBIA,” *Cuad. Econ.*, vol. 37, no. 74, pp. 287–313, Dec. 2018, doi: 10.15446/cuad.econ.v37n74.54299.
- [170] J. C. H. Jhon C. Hull, *Introducción a los Mercados futuros y opciones*, 6Ed. Prentice, Hall, 2008.
- [171] F. Black and M. Scholes, “The Pricing of Options and Corporate Liabilities,” *J. Polit. Econ.*, vol. 81, no. 3, pp. 637–654, May 1973, doi: 10.1086/260062.
- [172] F. Venegas, *Riesgos financieros y económicos*, Segunda. CENGAGE Learning, 2008.
- [173] J. C. Cox, S. A. Ross, and M. Rubinstein, “Option pricing: A simplified approach,” *J. Financ. Econ.*, vol. 7, no. 3, pp. 229–263, Sep. 1979, doi: 10.1016/0304-405X(79)90015-1.
- [174] A. M. Calle Fernández and V. M. Tamayo Bustamante, “Decisiones de inversión a través de opciones reales,” *Estud. Gerenciales*, vol. 25, no. 111, pp. 107–126, Apr. 2009, doi: 10.1016/S0123-5923(09)70073-7.
- [175] A. Bello, J. Reneses, and A. Muñoz, “Medium-Term Probabilistic Forecasting of Extremely Low Prices in Electricity Markets: Application to the Spanish Case,” *Energies*, vol. 9, no. 3, p. 193, Mar. 2016, doi: 10.3390/en9030193.
- [176] E. S. Schwartz, “The Stochastic Behavior of Commodity Prices: Implications for Valuation and Hedging,” *J. Finance*, vol. 52, no. 3, pp. 923–73, 1997, Accessed: Jun. 24, 2019. [Online]. Available: https://econpapers.repec.org/article/blajfinan/v_3a52_3ay_3a1997_3ai_3a3_3ap_3a923-73.htm
- [177] D. Pilipovic, *Energy Risk: Valuing and Managing Energy Derivatives*, Second. McGraw-Hill, 2007.
- [178] V. Canazza, Guang Li, Chen Ching Liu, D. Lucarella, and A. Venturini, “An Intelligent System For Price Forecasting Accuracy Assessment,” in *Proceedings of the 13th International Conference on, Intelligent Systems Application to Power Systems*, Nov. 2005, pp. 92–99. doi: 10.1109/ISAP.2005.1599246.
- [179] V. Gonzalez, 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, Feb. 2012, doi: 10.1109/TPWRS.2011.2167689.
- [180] M. G. Khajeh, A. Maleki, M. A. Rosen, and M. H. Ahmadi, “Electricity price forecasting using neural networks with an improved iterative training algorithm,” *Int. J. Ambient Energy*, vol. 39, no. 2, pp. 147–158, 2018, doi: 10.1080/01430750.2016.1269674.
- [181] B. Uniejewski and R. Weron, “Efficient Forecasting of Electricity Spot Prices with Expert and LASSO Models,” *Energies*, vol. 11, no. 8, p. 2039, Aug. 2018, doi: 10.3390/en11082039.
- [182] 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.
- [183] X. Yan and N. A. Chowdhury, “Mid-term electricity market clearing price forecasting: A multiple SVM approach,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 58, pp. 206–214, Jun. 2014, doi: 10.1016/j.ijepes.2014.01.023.
- [184] P. Mandal, T. Senjyu, N. Urasaki, T. Funabashi, and A. K. Srivastava, “Short-Term Price Forecasting for Competitive Electricity Market,” in *2006 38th North American Power Symposium*, Sep. 2006, pp. 137–141. doi: 10.1109/NAPS.2006.360135.
- [185] L. Wu and M. Shahidehpour, “A Hybrid Model for Day-Ahead Price Forecasting,” *IEEE Trans.*

- Power Syst.*, vol. 25, no. 3, pp. 1519–1530, Aug. 2010, doi: 10.1109/TPWRS.2009.2039948.
- [186] I. Shah, H. Bibi, S. Ali, L. Wang, and Z. Yue, “Forecasting One-Day-Ahead Electricity Prices for Italian Electricity Market Using Parametric and Nonparametric Approaches,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 123104–123113, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3007189.
- [187] M. A. Boyacioglu and D. Avci, “An adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) for the prediction of stock market return: The case of the Istanbul stock exchange,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 37, no. 12, pp. 7908–7912, 2010, doi: 10.1016/j.eswa.2010.04.045.
- [188] Z. Yang, L. Ce, and L. Lian, “Electricity price forecasting by a hybrid model, combining wavelet transform, ARMA and kernel-based extreme learning machine methods,” *Appl. Energy*, vol. 190, pp. 291–305, 2017, doi: 10.1016/j.apenergy.2016.12.130.
- [189] R. T. Clement, *Making Hard Decisions: An Introduction to Decision Analysis*, 2nd ed. United States of America: Duxbury, 1997.
- [190] J. Barrientos, E. Rodas, E. Velilla, M. Lopera, and F. Villada, “Modelo para el pronóstico del precio de la energía eléctrica en Colombia,” *Lect. Econ.*, no. 77, pp. 91–127, Dec. 2012, Accessed: Aug. 30, 2018. [Online]. Available: http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0120-25962012000200003&lng=en&nrm=iso&tlng=es
- [191] G. Poveda and Ó. J. Mesa, “Las fases extremas del fenómeno ENSO (El Niño y La Niña) y su influencia sobre la hidrología de Colombia,” *Tecnol. Cienc. Agua*, vol. 11, no. 1, Art. no. 1, 1996, Accessed: Nov. 02, 2021. [Online]. Available: <http://www.revistatyca.org.mx/index.php/tyca/article/view/765>
- [192] UPME, “Plan de Expansión de Referencia Generación-Transmisión 2015-2029.” 2015. [Online]. Available: <https://www1.upme.gov.co/Paginas/Plan-Expansion-2015-2029.aspx>