

EVALUACIÓN DE RIESGOS FINANCIEROS PARA UN COMERCIALIZADOR
PURO DE ENERGÍA

CRISTIAN DAVID MILLER GONZALEZ

UNIVERSIDAD DEL VALLE
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA
SANTIAGO DE CALI
2025

EVALUACIÓN DE RIESGOS FINANCIEROS PARA UN COMERCIALIZADOR PURO DE ENERGÍA

CRISTIAN DAVID MILLER GONZALEZ
cristian.miller@correounivalle.edu.co

Documento presentado al
Programa de Pregrado en Ingeniería Eléctrica
como requisito para optar por el título de Ingeniero Electricista

Director: CARLOS ARTURO LOZANO MONCADA, Ph. D

UNIVERSIDAD DEL VALLE
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA
SANTIAGO DE CALI
2025

AGRADECIMIENTOS

Agradezco al profesor Carlos Arturo Lozano por su guía y apoyo en el desarrollo de este trabajo, así como a la Universidad del Valle, en especial a la Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, por los conocimientos y aprendizajes adquiridos durante mis años de formación.

A mis compañeros, gracias por haber hecho este recorrido mucho más gratificante y por el apoyo incondicional que siempre me brindaron. En especial, a Camila Sandoval, Juan Carlos Aparicio, Isam Sara, Daniel García, Juliana Gómez y Gabriela Ordoñez, quienes fueron mucho más que compañeros en este proceso.

Expreso mi gratitud a mi madre, Jovanna Alesxa González, y a mi padre, Alonso Miller, por acompañarme y apoyarme en cada momento en que necesité ayuda. A mi abuela, Elssy Castillo, por ser un pilar fundamental en mi educación durante la infancia, y a mi abuelo, Alejandro González Sánchez, quien siempre estuvo dispuesto a brindarme su apoyo. También agradezco a mi tía, Mary Yulieth González, por sus consejos que contribuyeron a mejorar este documento.

Agradezco profundamente a mi novia, Ana María Romero, por estar siempre dispuesta a escucharme y ser un refugio de calma en los momentos difíciles a lo largo de la carrera y la elaboración de este trabajo. Además, agradezco su colaboración en la creación de varias imágenes incluidas en este documento.

Finalmente, me agradezco a mí mismo por mantenerme enfocado en mis objetivos y esforzarme para culminar con éxito la carrera y este trabajo.

TABLA DE CONTENIDO

	pág.
1 FUNDAMENTOS Y ESTRUCTURA DE LOS MERCADOS ELÉCTRICOS	1
1.1 INTRODUCCIÓN	1
1.2 ¿QUÉ ES UN MERCADO?	1
1.3 ¿QUÉ ES LA LEY DE OFERTA Y DEMANDA?	2
1.4 TIPOS DE MERCADOS	4
1.5 MERCADOS ELÉCTRICOS	5
1.5.1 Características generales de los mercados eléctricos.	5
1.5.2 Agentes del mercado eléctrico	6
1.5.3 Restricciones legales para los agentes del mercado eléctrico.	6
1.5.4 Fijación de precio en bolsa	7
1.5.5 Rol del operador del sistema.	8
1.6 ESTRUCTURA DEL SECTOR ELÉCTRICO COLOMBIANO	9
1.7 MERCADOS DE CONTRATOS EN EL SECTOR ELÉCTRICO	10
1.8 RESUMEN CAPITULO 1	11
2 GESTIÓN DE RIESGOS FINANCIEROS	12
2.1 INTRODUCCIÓN	12
2.2 ¿QUÉ ES EL RIESGO?	12
2.3 RIESGOS FINANCIEROS	13
2.4 ADMINISTRACIÓN DEL RIESGO	13
2.4.1 Identificación del riesgo	14
2.4.2 Evaluación	15
2.4.3 Métodos de gestión de riesgo	16
2.5 IMPACTO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y LA BIG DATA EN LA GESTIÓN DE RIESGO	17
2.6 CASO DE ESTUDIO: COLAPSO DEL SILICON VALLEY BANK	18
2.7 METODOLOGÍAS DE EVALUACIÓN DE RIESGOS	20
2.7.1 Desviación estándar	20
2.7.1.1 Comparación de volatilidad entre inversiones	22
2.7.1.2 Limitaciones de la desviación estándar como herramienta de medición de riesgo	23
2.7.2 Ratio de Sharpe	23
2.7.3 ¿Que es el Value at Risk (VaR)?	24
2.7.4 Metodologías para calcular el VaR	24
2.7.4.1 Método histórico	24
2.7.4.2 Método paramétrico	25
2.7.4.3 Método histórico vs Método paramétrico	25
2.7.4.4 Método de Monte Carlo	28

2.8 TÉCNICAS ESTADÍSTICAS PARA MITIGAR LA INFLUENCIA DE VALORES ATÍPICOS	30
2.8.1 Promedio truncado	30
2.8.2 Promedio ponderado	31
2.8.3 Técnica de re-muestro	31
2.9 LIMITACIONES EN LA VALORACIÓN CUANTITATIVA DEL RIESGO	32
2.10 RESUMEN CAPÍTULO 2	33
 3 MODELO DE SIMULACIÓN DE RIESGOS	34
3.1 INTRODUCCIÓN	34
3.2 PLANTEAMIENTO DEL MODELO	34
3.3 CASOS OPERATIVOS DEL COMERCIALIZADOR	35
3.3.1 Demanda menor a la energía contratada	35
3.3.2 Demanda mayor a la energía contratada	37
3.4 EXPLORACIÓN ESTADÍSTICA DE LA DEMANDA DE ENERGÍA	38
3.4.1 Variación horaria de la energía consumida	38
3.4.2 Variación diaria de la energía consumida	39
3.4.3 Selección de la función de probabilidad para modelar el consumo	42
3.5 EXPLORACIÓN ESTADÍSTICA DEL PRECIO EN EL MERCADO SPOT	42
3.5.1 Variación horaria del precio en el mercado spot	42
3.5.2 Variación diaria del precio en el mercado spot	43
3.5.3 Selección de la función de probabilidad para modelar el precio	45
3.6 RESUMEN CAPÍTULO 3	47
 4 IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO	49
4.1 INTRODUCCIÓN	49
4.2 CONSIDERACIONES DEL MODELO	49
4.3 GUÍA DE UTILIZACIÓN DEL PROGRAMA	50
4.4 DESCRIPCIÓN DE LAS FUNCIONES DEL MODELO	61
4.4.1 Función de simulación de demanda de clientes	62
4.4.2 Función de simulación de precios en el mercado spot	65
4.4.3 Función de cálculo de las utilidades netas	67
4.5 RESUMEN	70
 5 CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS	72
5.1 INTRODUCCIÓN	72
5.2 CONCLUSIONES GENERALES	72
5.3 TRABAJOS FUTUROS	73
 BIBLIOGRAFÍAS	75
 ANEXOS	78

LISTA DE TABLAS

	pág.
Tabla 2.1 Matriz de riesgos	16
Tabla 4.1 Código SIC de comercializadores.	52

LISTA DE FIGURAS

	pág.
Figura 1.1 Relación del precio con la oferta (S) y la demanda (D)	2
Figura 1.2 Curvas de demanda: insulina vs naranjas.	3
Figura 1.3 Curvas de oferta: terrenos vs sillas.	4
Figura 1.4 Despacho para satisfacer la demanda Q1 al precio marginal P1 .	8
Figura 2.1 Flujo de trabajo de la administración de riesgos	14
Figura 2.2 Inflación vs tasa de interés en EE. UU. (2020–2024)	19
Figura 2.3 Comparación de rendimientos de portafolios hipotéticos A y B. .	21
Figura 2.4 Histograma del rendimiento del portafolio hipotético.	26
Figura 2.5 Distribución del portafolio hipotético aplicando el método paramétrico	28
Figura 2.6 histograma del portafolio hipotético aplicando el método MonteCarlo	30
Figura 3.1 Diagrama de cajas y bigotes del consumo de energía en el año 2024	38
Figura 3.2 Diagrama de cajas y bigotes del consumo de energía en el año 2023	39
Figura 3.3 Consumo diario promedio de energía durante el año 2024 . . .	40
Figura 3.4 Consumo diario promedio de energía durante el año 2023 . . .	41
Figura 3.5 Consumo diario promedio de energía durante el año 2020 . .	41
Figura 3.6 Diagrama de cajas y bigotes del precio de energía en el 2024 .	43
Figura 3.7 Precio diario promedio del año 2024	44
Figura 3.8 Promedios mensuales del año 2024	44
Figura 3.9 Promedios mensuales del año 2023	45
Figura 3.10 Histograma de la variación absoluta del precio en el año 2024 .	46
Figura 3.11 Histograma de la variación absoluta del precio en el año 2024 .	47
Figura 4.1 Inicio del programa	51
Figura 4.2 Ingreso del código del agente.	51
Figura 4.3 Selección del horizonte de tiempo.	52
Figura 4.4 Selección del criterio para definir el precio de venta	53
Figura 4.5 Ingreso del precio de venta de energía a los usuarios.	54
Figura 4.6 Selección del criterio para definir la cantidad de energía contratada.	54
Figura 4.7 Ingreso de la cantidad de energía contratada.	55
Figura 4.8 Selección del criterio para definir el precio de la energía contratada	56
Figura 4.9 Ingreso del precio de la energía contratada	56
Figura 4.10 Ingreso del costo operativo	57
Figura 4.11 Selección de opción para almacenar simulación	57
Figura 4.12 Selección del criterio de almacenamiento de escenarios simulados.	58
Figura 4.13 Diagrama de carpetas	59

Figura 4.14 Selección de criterio de visualización	59
Figura 4.15 Selección del nivel de confianza para la visualización	60
Figura 4.16 Información estadística de las utilidades marginales diarias	60
Figura 4.17 Grafico de histograma de las utilidades marginales simuladas	61

LISTA DE ANEXOS

	pág.
ANEXO A Interpretación matemática de las ecuaciones que rigen el modelo propuesto	78
ANEXO B APIs de XM	79
ANEXO C Guía de instalación del modelo	79

GLOSARIO

ASIC	Administrador del Sistema de Intercambios Comerciales
CND	Centro Nacional de Despacho
CREG	Comisión de Regulación de Energía y Gas
FED	Federal Reserve System (<i>Banco central de Estados Unidos</i>)
LAC	Liquidador y Administrador de Cuentas
MEM	Mercado Eléctrico Mayorista
PPA	Power Purchase Agreement
RAM	Random Access Memory
SIN	Sistema Interconectado Nacional
SSPD	Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios
SVB	Silicon Valley Bank
VAR	Value at Risk (<i>Valor en Riesgo</i>)
XM	Administradores del mercado eléctrico

RESUMEN

Este trabajo de grado se centra en la evaluación de los riesgos financieros que enfrenta un comercializador puro de energía. Dada la alta volatilidad del sector y las significativas inversiones que requiere, es esencial una adecuada gestión y valoración del riesgo para evitar pérdidas considerables o incluso la quiebra de las empresas.

El documento inicia con una revisión conceptual de los mercados en general y de los mercados eléctricos en particular, detallando sus características y estructura. Se hace énfasis en los agentes que los conforman, las restricciones legales que los regulan y los mecanismos de formación de precios, incluyendo los contratos como instrumentos de cobertura.

Posteriormente, se abordan los riesgos financieros desde un enfoque tanto teórico como aplicado, detallando su clasificación (riesgos de mercado, crédito, liquidez, operativo, legal y regulatorio), así como las metodologías cualitativas y cuantitativas empleadas para su identificación y evaluación. Entre las herramientas cuantitativas destacadas se encuentran la desviación estándar, el ratio de Sharpe y el Valor en Riesgo (VaR), incluyendo sus variantes: método histórico, método paramétrico y simulación de Monte Carlo.

Luego, se presenta un modelo matemático orientado a la evaluación de los riesgos financieros en los distintos escenarios operativos que enfrentan los comercializadores de energía. A partir de este modelo, se desarrolló un programa interactivo escrito en Python que permite estimar el nivel de riesgo al que está expuesto el comercializador, utilizando el enfoque del Valor en Riesgo (VaR).

Los resultados demuestran que la aplicación de modelos cuantitativos de valoración del riesgo constituye una herramienta valiosa para la toma de decisiones estratégicas, fortalece la resiliencia financiera del comercializador y mejora la capacidad de anticipación frente a la incertidumbre inherente al mercado eléctrico colombiano.

Palabras clave: riesgos financieros, Python, comercializador de energía, volatilidad, mercado eléctrico, modelos cuantitativos.

ABSTRACT

This undergraduate thesis focuses on the assessment of financial risks faced by pure energy traders. Given the high volatility of the sector and the significant investments it demands, proper risk management and valuation are essential to avoid substantial losses or even the bankruptcy of companies.

The document begins with a conceptual review of markets in general, and electricity markets in particular, detailing their characteristics and structure. Emphasis is placed on the participating agents, the legal constraints that regulate them, and the price formation mechanisms, including contracts as hedging instruments.

Subsequently, financial risks are analyzed from both theoretical and applied perspectives, outlining their classification (market, credit, liquidity, operational, legal, and regulatory risks), as well as the qualitative and quantitative methodologies used for their identification and evaluation. Key quantitative tools discussed include standard deviation, the Sharpe ratio, and Value at Risk (VaR), including its main variants: historical method, parametric method, and Monte Carlo simulation.

A mathematical model is then presented for evaluating financial risks across various operational scenarios faced by energy traders. Based on this model, an interactive Python-based program was developed to estimate the level of risk exposure using the Value at Risk (VaR) approach.

The results demonstrate that the application of quantitative risk assessments models provides a valuable tool for strategic decision-making, strengthens the financial resilience of energy traders, and enhances their ability to anticipate the uncertainty inherent in the Colombian electricity market.

Keywords: financial risks, Python, energy trader, volatility, electricity market, quantitative models.

CAPITULO 1. FUNDAMENTOS Y ESTRUCTURA DE LOS MERCADOS ELÉCTRICOS

1.1 INTRODUCCIÓN

Los mercados son el eje fundamental del intercambio económico, permitiendo la conexión entre oferentes y demandantes de bienes y servicios. Su estructura, funcionamiento y regulación determinan no solo los precios, sino también la eficiencia en la asignación de recursos. Entre las diversas formas de organización de los mercados, el sector eléctrico presenta particularidades técnicas y económicas que lo diferencian significativamente de otros sectores productivos.

La electricidad, por su naturaleza, no puede almacenarse fácilmente a gran escala, y debe producirse y consumirse casi simultáneamente. Esta condición exige una coordinación precisa entre generación, transmisión, distribución y consumo, bajo marcos regulatorios estrictos y mecanismos de mercado que garanticen la estabilidad del sistema. Asimismo, la creciente incorporación de energías renovables y generación no centralizada añade complejidad al diseño de los mercados eléctricos, haciendo necesario comprender a fondo sus componentes, actores y reglas de operación.

Estudiar los fundamentos del mercado eléctrico permite entender cómo se determinan los precios de la energía, qué papel juegan los distintos agentes involucrados, cuáles son los retos técnicos y económicos del sistema, y cómo se gestiona la competencia en un entorno donde conviven sectores regulados y no regulados.

1.2 ¿QUÉ ES UN MERCADO?

La definición de mercado puede variar según el autor, pero todos comparten una característica común: facilitan el intercambio de bienes y servicios. Sea en entornos físicos o virtuales, los mercados conectan a oferentes de productos con consumidores dispuestos a pagar por ellos. Los mercados son fundamentales en la civilización humana, ya que permiten a los individuos especializarse en actividades específicas, adquiriendo de otros los bienes y servicios necesarios para su subsistencia o comodidad. Por ejemplo, un panadero puede dedicarse a hacer pan gracias a que puede comprar el trigo a alguien que se dedica a cultivarlo.

Los mercados surgen en el momento en que oferentes y consumidores se encuentran. Los deseos y expectativas individuales de los oferentes y los consumidores generan interacciones entre estos, que en caso de que el mercado sea libre[†] constituyen lo que se conoce como ley de oferta y demanda [1].

[†]Es un mercado en el cual los precios de los bienes y servicios se determinan por la interacción entre la oferta y la demanda sin intervención estatal.

1.3 ¿QUÉ ES LA LEY DE OFERTA Y DEMANDA?

La ley de la oferta y la demanda establece una relación inversa entre el precio de un bien y la cantidad demandada: a mayor precio, menor demanda, y viceversa. Esta relación se mantiene constante si otros factores, como los ingresos de los consumidores o el precio de bienes sustitutos, permanecen sin cambios. No obstante, existen excepciones como los bienes Giffen*. Por otro lado, la oferta suele aumentar al incrementarse el precio, siempre y cuando los costos de producción no se eleven en la misma proporción. Precios más bajos pueden reducir los márgenes de ganancia e incluso generar pérdidas, desincentivando la producción [2].

Con base a la ley de la oferta y la demanda, se puede graficar la disposición del oferente a vender y del consumidor a comprar en función del precio, a esta gráfica se le denomina curva de oferta y demanda, Figura 1.1.

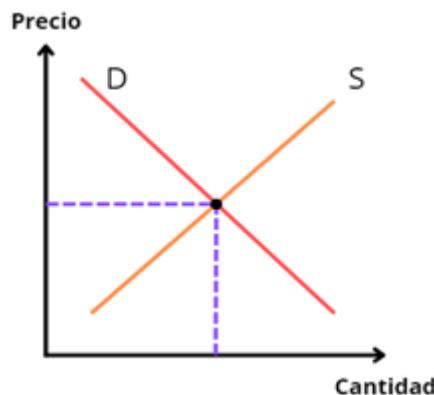


Figura 1.1. Relación del precio con la oferta (S) y la demanda (D).

Fuente: elaboración propia.

El precio de equilibrio es aquel en el que la cantidad de un bien o servicio que los productores desean vender coincide exactamente con la cantidad que los consumidores desean comprar; en este punto las curvas de demanda y oferta se interceptan [2]. En un mercado libre, los precios tienden naturalmente a equilibrarse. Si el precio es demasiado alto, habrá un exceso de oferta y los productores se verán obligados a bajar los precios para vender todo su producto. Por el contrario, si el precio es demasiado bajo, la demanda superará a la oferta, lo que impulsará al alza los precios hasta que se alcance el equilibrio. En la práctica los precios se determinan por la interacción entre la oferta y la demanda. Además del precio, la variabilidad de la demanda o la oferta depende también del tipo de producto ofertado [3].

La variabilidad de la demanda de un producto está directamente relacionada con su sustituibilidad: cuanto más fácil sea reemplazar un producto por otro, mayor será

*En microeconomía se denomina bien Giffen a los productos que aumentan su demanda a medida que aumenta su precio.

la fluctuación de su demanda ante cambios de precio. Por ejemplo, si el precio de las naranjas aumenta, los consumidores pueden optar por limones o mandarinas, lo que reducirá la demanda de naranjas. Sin embargo, productos como la insulina, que tienen pocos sustitutos, experimentarán variaciones de demanda menos pronunciadas ante cambios de precio, a menos que el consumidor no pueda costearlo. Esta relación se evidencia claramente en la 1.2.

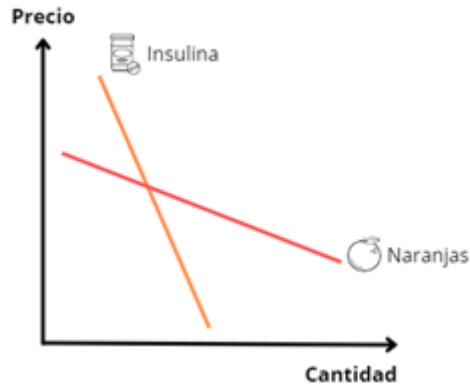


Figura 1.2. Curvas de demanda: insulina vs naranjas.

Fuente: elaboración propia.

La sustituibilidad de un bien influye significativamente en su elasticidad. Cuando un producto cuenta con numerosos sustitutos cercanos, los consumidores pueden cambiar fácilmente de opción ante un aumento en el precio, lo que genera una demanda más elástica [4]. En cambio, si un bien tiene pocos o ningún sustituto, los consumidores tienen menos alternativas disponibles, lo que hace que su demanda sea más inelástica.

Un ejemplo clásico es la sal, cuya demanda es muy inelástica debido a la escasez de sustitutos viables. De manera similar, la demanda de electricidad también se considera altamente inelástica, ya que no existen sustitutos reales para este recurso esencial. Por esta razón, incluso variaciones significativas en el precio suelen provocar cambios relativamente pequeños en la cantidad demandada.

En cuanto a la oferta, esta no depende únicamente del precio del bien o servicio, sino también de otros factores determinantes. La escasez de recursos naturales o de mano de obra puede limitar la capacidad de producción, mientras que la innovación tecnológica al reducir costos y mejorar procesos, suele incentivar un aumento en la oferta. La competencia entre empresas juega un papel fundamental: en mercados competitivos, las empresas deben adaptarse rápidamente a los cambios en la demanda para mantener su cuota de mercado, lo que resulta en una oferta más elástica. En contraste, en mercados poco competitivos, donde una única empresa o unas pocas dominan el mercado, la oferta tiende a ser más inelástica, ya que los consumidores tienen pocas alternativas [5].

La venta de terrenos es un claro ejemplo de oferta inelástica. Dado que el espacio disponible es un recurso finito, la cantidad de terrenos no puede aumentar. De manera similar, los boletos para un estadio tienen una oferta fija, limitada por la capacidad del lugar. En cambio, la oferta de sillas es elástica. Un aumento en el precio puede estimular la producción, o bien, los avances tecnológicos pueden reducir los costos y aumentar la oferta sin necesidad de ajustar el precio, Figura 1.3.



Figura 1.3. Curvas de oferta: terrenos vs sillas.

Fuente: elaboración propia.

1.4 TIPOS DE MERCADOS

Competencia perfecta: en este tipo de mercado la oferta y la demanda determinan el precio, y las empresas son precio-aceptantes*. La homogeneidad de los productos y la libre entrada y salida de empresas impiden que alguna empresa individual ejerza poder de mercado. La característica más importante de este tipo de mercado es que los productos son indiferenciables entre sí, por lo cual el único criterio de los consumidores para escoger uno u otro proveedor es el precio del producto [6].

Oligopolio: es un mercado dominado por una pequeña cantidad de grandes empresas. Estas empresas pueden vender productos similares o diferenciados. Debido a que son pocas, la interdependencia estratégica es una característica clave: las acciones de una empresa influyen directa y significativamente en las demás, por ejemplo, si una baja sus precios, las otras probablemente hagan lo mismo para no perder clientes [7]. Sin embargo, si una sube sus precios, las demás podrían mantener los suyos, esperando que los consumidores compren sus productos más baratos. Esta interdependencia entre las empresas puede llevar a prácticas como la colusión[†] [8].

*Se denomina precio-aceptante al agente económico que debe aceptar el precio establecido por el mercado debido a que no tiene poder de fijación de precios.

[†]La colusión es el acto de ejecutar u organizar acuerdos que involucran a dos o más competidores entre sí, para fijar precios artificialmente altos o para restringir la competencia con el fin de aumentar sus beneficios.

Monopolio: Es una estructura de mercado en el cual una única empresa domina por completo la oferta de un producto o servicio. Los mercados monopolísticos se caracterizan por la existencia de barreras de entrada muy elevadas, como la propiedad exclusiva de recursos esenciales, patentes o derechos de autor por parte de la empresa monopolística que dificultan que otras empresas ingresen al mercado. Esto hace que la compañía monopolística pueda ejercer un gran poder de mercado e imponer el precio que deseé. Además de obstaculizar la innovación y variedad de productos [9].

Si bien los monopolios suelen ser perjudiciales, los monopolios naturales constituyen una excepción. En ciertas industrias con altos costos fijos e inversiones iniciales elevadas, así como con economías de escala significativas, resulta más eficiente que una sola empresa o entidad se encargue de proveer el bien o servicio. Un ejemplo de ello es el suministro de agua potable en un municipio.

Competencia monopolística: Es una estructura de mercado en la que los oferentes compiten ofreciendo productos similares, pero no sustitutos perfectos. Las barreras de entrada en este tipo de mercados son bajas, y las acciones individuales de cada oferente no afectan directamente a sus competidores [10].

Monopsonio: Es una estructura de mercado donde un único comprador domina el mercado, siendo el principal o incluso el único cliente de un bien o servicio. Este poder le permite imponer sus condiciones, incluyendo la fijación de precios [11].

1.5 MERCADOS ELÉCTRICOS

1.5.1. Características generales de los mercados eléctricos.

- La oferta de electricidad es altamente variable e impredecible, fluctuando significativamente a lo largo del tiempo. Esta variabilidad se acentuará con la creciente incorporación de fuentes de energía renovables al sistema y de la generación distribuida. Por otro lado, la demanda de electricidad también es fluctuante, variando según la hora del día, la época del año y eventos excepcionales, entre otros.
- El almacenamiento de electricidad es inviable en grandes volúmenes en la actualidad. El coste de almacenar electricidad es mucho mayor que el coste de producirla. Esto hace que se opte por generarla en el momento en que sea demandada. Como consecuencia, el precio de la electricidad puede variar incluso durante cada hora del día [12].
- La oferta y la demanda deben coincidir en todo momento y en tiempo real. La estabilidad del sistema depende en que el consumo y la producción siempre estén balanceadas. Por lo tanto, la capacidad de ajustar la generación de electricidad a la demanda en tiempos muy cortos es crucial [13].
- La electricidad se transporta a través de líneas de transmisión y distribución, las

cuales tienen limitaciones físicas y requerimientos técnicos, como márgenes aceptables de frecuencia, tensión, estabilidad y límites térmicos que deben ser respetados. Estas limitan la flexibilidad del sistema eléctrico y dificultan su integración de mercado.

- El mercado eléctrico se caracteriza por una gran diversidad de participantes, cada uno con capacidades y tolerancias al riesgo distintas, lo que exige una alta adaptabilidad del mercado.

1.5.2. Agentes del mercado eléctrico

- Generadores: son las entidades encargadas de producir electricidad empleando diversas tecnologías, como la hidroeléctrica, térmica, eólica y solar, entre otras. Los generadores puros son aquellos cuya actividad es exclusivamente la generación de electricidad.
- Transmisores: son responsables de transportar la energía eléctrica a grandes distancias, desde las centrales de generación hasta las subestaciones, donde la tensión se reduce para su distribución local.
- Distribuidores: Los distribuidores son responsables de transportar la energía eléctrica desde las subestaciones hasta los consumidores finales, como hogares, edificios comerciales e industriales.
- Comercializadores: son las entidades que se dedican a la compraventa de energía. Estos compran la energía a los generadores y la venden a sus clientes. Los comercializadores puros son aquellos que no participan en las actividades de generación o transmisión de la electricidad.

En los mercados eléctricos, los transmisores y distribuidores juegan un rol pasivo, ya que las tarifas que pueden cobrar por sus servicios están reguladas. Esta regulación busca asegurar precios justos para los usuarios del sistema y garantizar el acceso a la red sin discriminación. La regulación es importante porque estos agentes, al operar como monopolios naturales, controlan infraestructuras esenciales y no enfrentan competencia directa.

Por otro lado, los generadores y comercializadores tienen un rol activo en el mercado y compiten entre sí. En el caso de los generadores, esta competencia los impulsa a innovar e invertir en tecnologías de generación más eficientes. Para los comercializadores, la competencia los obliga a buscar acuerdos que ofrezcan mayores beneficios a sus clientes, puesto que la electricidad es un producto homogéneo. Dado que no hay diferencias en la calidad del producto en sí, el precio y la calidad del servicio se vuelven factores clave para atraer y mantener clientes.

1.5.3. Restricciones legales para los agentes del mercado eléctrico.

Con el fin de promover la competencia y amparada por el artículo 333 de la Constitución Nacional la Resolución CREG 128 de 1996 [14] establece los límites

de participación de los agentes del mercado de la siguiente manera:

Comercialización: ninguna empresa podrá tener, directa o indirectamente, una participación superior al 25 % en la actividad de comercialización de electricidad.

Generación: ninguna empresa podrá tener, directa o indirectamente, una participación superior al 25 % en la actividad de generación de electricidad.

Distribución: la restricción en distribución fue derogada por el artículo 4to de la Resolución 1 de 2006 [15].

Límites a la participación accionaria en empresas generadoras o comercializadoras: ninguna empresa generadora podrá tener acciones, cuotas o partes de interés social que representen más del veinticinco por ciento (25 %) del capital social de una empresa distribuidora. Igual regla se aplicará a las empresas distribuidoras que tengan acciones, cuotas o partes de interés en el capital social de una empresa generadora.

1.5.4. Fijación de precio en bolsa

En la mayoría de los mercados energéticos, incluido el colombiano, el precio de la electricidad se fija a través de un sistema de subasta conocido como marginal o precio uniforme. En este sistema, los generadores interesados en vender su energía son organizados según sus precios, desde el más bajo hasta el más alto —orden de mérito—, hasta que la oferta iguala la demanda. El precio final se establece en función del costo de producir la última unidad de energía necesaria para satisfacer la demanda total, Figura 1.4. Este costo, que corresponde a la planta más cara en ese momento, determina el precio para toda la energía vendida en el mercado mayorista, como ocurre en las subastas diarias (day-ahead).

A primera vista, el sistema de subasta marginal puede parecer contradictorio, ya que todos los generadores, incluso los de menor costo, reciben el precio fijado por la última unidad de energía necesaria —la más costosa—. Esto contrasta con el sistema 'pay-as-bid', en el que cada generador recibe exactamente el precio que ofertó por su energía.

El sistema pay-as-bid podría parecer más beneficioso para los consumidores. Por ejemplo, en un caso hipotético en el que se requiera despachar a tres generadores que ofertan sus bloques de energía a \$180, \$190 y \$200 pesos por kwh, bajo el sistema marginal todos serían remunerados al precio del último generador despachado —el más costoso—, generando márgenes de ganancia de \$20, \$10 y cero pesos, respectivamente, sobre sus costos marginales. En cambio, bajo el sistema pay-as-bid, cada generador recibiría exactamente el precio que ofertó, eliminando dichos márgenes. Así, el precio promedio pagado por los consumidores —suponiendo que los tres generadores inyectan la misma cantidad de energía— sería de solo \$190 pesos, en lugar de los \$200 pesos que se pagan bajo el sistema marginal.

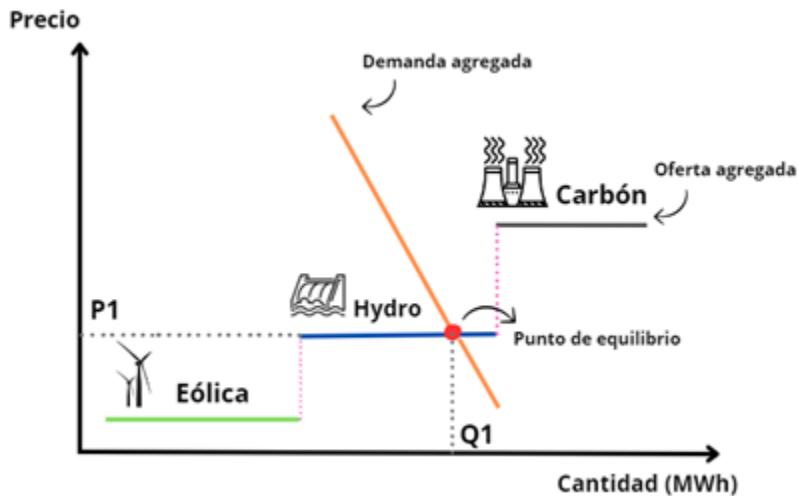


Figura 1.4. Despacho para satisfacer la demanda Q_1 al precio marginal P_1
Fuente: elaboración propia.

La suposición crítica es creer que, tras modificar las reglas del mercado, los generadores seguirán ofertando de la misma manera que antes. En la práctica, esto no ocurre. En el sistema de precio uniforme, los generadores ofrecen sus bloques de energía a un precio que corresponde a sus costos variables, es decir, al costo de producción sin tener en cuenta sus costos fijos ni los beneficios. Esto se debe a que, si son despachados, recibirán el excedente resultante de la diferencia entre el precio en bolsa —precio de equilibrio— y el precio al que ofertaron.

En el sistema pay-as-bid, los generadores ajustan sus ofertas al precio que predicen será el de equilibrio, con el fin de maximizar sus beneficios. Como resultado, no se puede garantizar la minimización del costo total según el orden de mérito: algunas plantas con menores costos marginales no serán despachadas porque sus estrategas de oferta sobreestimarán el precio de equilibrio, favoreciendo a plantas con mayores costos marginales que ofrecen sus bloques de energía a un precio más bajo [16].

1.5.5. Rol del operador del sistema.

Como se mencionó en un apartado anterior, para garantizar la estabilidad de la red eléctrica es fundamental que la oferta y la demanda de energía estén en equilibrio en todo momento. Por esta razón, los mercados eléctricos requieren de un administrador técnico u operador del sistema, encargado de coordinar a todos los agentes que participan en él.

En un mercado eléctrico centralizado, donde el Estado ejerce un control directo sobre la generación y distribución de energía, la coordinación del sistema es sencilla. El operador del sistema, en su papel de autoridad, define las tarifas que pagan los consumidores y determina cuándo cada planta de generación debe entrar en

funcionamiento o detenerse.

En un mercado eléctrico competitivo, tanto los generadores como los comercializadores actúan con el objetivo de maximizar sus ganancias. Los generadores solo ofrecerán energía al mercado cuando el precio sea superior o igual a sus costos marginales de producción. Por su parte, los comercializadores buscarán establecer tarifas que les permitan obtener un margen de beneficio.

Independientemente de si el mercado eléctrico es competitivo o no, el operador del sistema es el encargado de garantizar el equilibrio entre la oferta y la demanda de energía eléctrica. Para ello, determina la combinación óptima de unidades de generación que deben estar en funcionamiento en cada momento, indica a los generadores la cantidad de energía que deben producir y gestiona cualquier desequilibrio que pueda surgir entre la oferta y la demanda. En Colombia, estas funciones son desempeñadas por XM, una entidad que agrupa al CND, ASIC y LAC, los cuales serán detallados en la siguiente sección.

1.6 ESTRUCTURA DEL SECTOR ELÉCTRICO COLOMBIANO

Política: el Gobierno Nacional se encarga de diseñar la política del sector desde la Presidencia y el Ministerio de Minas y Energía.

Regulación: la Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG) se encarga de regular los monopolios en la prestación de servicios públicos de energía y combustible cuando la competencia no es viable. Por otro lado, fomenta la competencia cuando esta es posible. En ambos casos, el objetivo es garantizar que las operaciones sean eficientes económicamente y que los servicios prestados sean de alta calidad. Sus funciones se encuentran definidas en el artículo 4º del Decreto 1260 de 2013 [17].

Mercado: está compuesto por usuarios regulados, no regulados y agentes de mercado. Los usuarios regulados son personas naturales o jurídicas que pagan tarifas de electricidad definidas por la CREG. Por otro lado, los usuarios no regulados, o grandes consumidores, son aquellos cuyo consumo de energía supera los 2 MW; ellos tienen la posibilidad de negociar directamente sus tarifas con generadores y comercializadores [18].

CND: el Centro Nacional de Despacho (CND) es el órgano técnico responsable de la operación y control del Sistema Interconectado Nacional (SIN). Sus funciones principales incluyen garantizar la seguridad, confiabilidad y eficiencia del sistema, así como informar periódicamente al Consejo Nacional de Operación sobre la situación operativa del SIN y los riesgos que puedan afectar el suministro.

ASIC: es el Administrador del Sistema de Intercambios Comerciales, encargado de registrar y liquidar los contratos de largo plazo, así como de la facturación. También es responsable de la liquidación y el pago de todas las transacciones realizadas en el mercado mayorista.

LAC: el Liquidador y Administrador de Cuentas (LAC) es la entidad encargada de realizar la liquidación y administración de las cuentas relacionadas con los cargos por uso del Sistema Interconectado Nacional (SIN). Además, es responsable de calcular los pagos correspondientes a los transportadores de energía eléctrica.

SSPD: La Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios (SSPD) es la entidad encargada de vigilar el comportamiento de los agentes y de sancionar cualquier incumplimiento de las leyes y normativas.

1.7 MERCADOS DE CONTRATOS EN EL SECTOR ELÉCTRICO

Contratos de Compraventa de energía: conocidos como PPAs (Power Purchase Agreements, por sus siglas en inglés), son acuerdos bilaterales a largo plazo diseñados a medida entre generadores de energía y comercializadores. Su duración suele oscilar entre 5 y 20 años, durante los cuales el comprador se compromete a adquirir la electricidad a un precio preestablecido. Esto proporciona previsibilidad y estabilidad financiera a ambas partes, convirtiendo a los PPAs en una herramienta efectiva para la cobertura de riesgos ante la volatilidad de los precios del mercado [19].

El contrato también especifica el punto de entrega de la energía, que puede ubicarse en diferentes puntos de la red eléctrica, adaptándose a las necesidades del comprador y del generador.

Futuros: son acuerdos estandarizados que obligan al comercializador a comprar y al generador a vender una cantidad específica de electricidad a un precio preestablecido en una fecha futura. Al igual que los contratos de compraventa de energía (PPA, por sus siglas en inglés), los contratos de futuros se utilizan comúnmente como una estrategia de cobertura para protegerse contra la volatilidad de los precios del mercado. Sin embargo, también pueden emplearse con fines especulativos, permitiendo a las partes obtener ganancias al anticipar cambios en el precio de la electricidad [20].

Contratos de Opciones: otorga al comprador el derecho, pero no la obligación, de realizar una compra. En el contexto del mercado eléctrico, esto significa que un comercializador puede ejercer su derecho a comprar electricidad al precio acordado en la opción, siempre y cuando este sea inferior al precio de la electricidad en el mercado de bolsa. Por el contrario, si el precio en el mercado de bolsa es más bajo que el del contrato de opción, el comercializador optará por adquirir la electricidad directamente en bolsa [20].

Es importante destacar que estos contratos suelen implicar el pago de una prima al generador. Esta prima se abona independientemente de si se ejerce o no el derecho de compra, compensando así al generador por la flexibilidad que ofrece el contrato.

1.8 RESUMEN CAPITULO 1

El capítulo inicia con la definición de mercado y una explicación detallada de la ley de oferta y demanda, abordando conceptos como elasticidad, sustituibilidad y equilibrio de precios. Posteriormente, se describen los principales tipos de estructuras de mercado: competencia perfecta, monopolio, oligopolio, competencia monopolística y monopsonio.

Luego, el capítulo se enfoca en los mercados eléctricos, destacando sus características distintivas, como la necesidad de balance en tiempo real, las restricciones técnicas del sistema, y la diversidad de actores involucrados. Se describen los roles de los generadores, transmisores, distribuidores y comercializadores, así como las restricciones legales vigentes en Colombia para evitar la concentración de poder de mercado.

Además, se expone cómo se fija el precio de la electricidad mediante el sistema marginal o de precio uniforme, comparándolo con el sistema “pay-as-bid”. Se explica también el papel del operador del sistema (XM) en la coordinación del mercado.

El capítulo concluye con una sección sobre los mercados de contratos, explicando los principales tipos de acuerdos utilizados para gestionar riesgos de precios: contratos de compraventa de energía (PPAs), futuros y contratos de opciones. Estos mecanismos permiten a generadores y comercializadores asegurar precios y condiciones estables, fortaleciendo la sostenibilidad financiera del sector eléctrico.

CAPITULO 2. GESTIÓN DE RIESGOS FINANCIEROS

2.1 INTRODUCCIÓN

El riesgo es inherente a toda actividad económica, y su adecuada gestión se ha convertido en un elemento central para la sostenibilidad financiera de las organizaciones. En sectores como el eléctrico, caracterizados por alta volatilidad, cambios regulatorios frecuentes y una fuerte exposición a variables externas, el análisis del riesgo adquiere una relevancia aún mayor.

Frente a este panorama, las empresas deben adoptar enfoques estructurados que les permitan identificar, evaluar y mitigar las amenazas que podrían comprometer su estabilidad. La gestión del riesgo no solo implica reconocer posibles pérdidas, sino también cuantificarlas y tomar decisiones estratégicas basadas en datos y modelos analíticos.

Los avances en inteligencia artificial y big data, han ampliado significativamente las posibilidades para anticipar escenarios complejos. Estas tecnologías permiten mejorar la precisión de los modelos, captar relaciones no lineales y ajustar las decisiones empresariales en tiempo real.

Comprender la naturaleza de los diferentes tipos de riesgo, así como los métodos para enfrentarlos, es fundamental en la formulación de estrategias sólidas y resilientes, especialmente en industrias sensibles como la eléctrica.

2.2 ¿QUÉ ES EL RIESGO?

Toda actividad humana conlleva un grado de riesgo, y el mercado eléctrico no es la excepción. Los comercializadores de energía operan en un entorno dinámico y altamente competitivo, donde deben enfrentar incertidumbre y posibles pérdidas asociadas a sus actividades comerciales. Uno de los factores más relevantes en este contexto es la volatilidad de los precios en el mercado spot, que puede afectar significativamente su rentabilidad y estabilidad financiera.

Aunque el término “riesgo” suele asociarse con consecuencias negativas, en esencia, representa la posibilidad de que ocurra un evento dentro de un conjunto de escenarios posibles. Desde una perspectiva económica, los eventos provocados por terceros pueden clasificarse como externalidades positivas o negativas, dependiendo de si generan beneficios o perjuicios para las empresas y su entorno [21].

Es importante destacar que los riesgos a los que se enfrenta una compañía no siempre provienen del exterior. Por el contrario, las decisiones tomadas por los directivos o por personas en cargos administrativos intermedios también pueden exponer a la empresa a riesgos de distinta índole.

Si bien existen diversos riesgos que pueden afectar la operación de un

comercializador de energía, este análisis se enfocará en los riesgos financieros, debido a su impacto directo en la estabilidad económica y operativa de las empresas del sector.

2.3 RIESGOS FINANCIEROS

Los riesgos financieros representan la posibilidad de perder dinero y son una parte inherente de todas las actividades empresariales, incluida la comercialización de energía. Estos pueden afectar tanto la estabilidad financiera como las operaciones de una compañía. A continuación, se presenta la clasificación de los principales riesgos financieros a los que están expuestas las empresas [22]:

- Riesgo de mercado: Se refiere a las posibles pérdidas en el valor de un activo o posición debido a fluctuaciones en el mercado. Estas variaciones pueden estar relacionadas con cambios en los precios, tasas de interés o patrones de consumo de los clientes.
- Riesgo de crédito: Surge cuando una contraparte no puede cumplir con sus obligaciones de pago hacia la empresa, lo que puede generar pérdidas económicas.
- Riesgo de liquidez: Se da cuando la empresa no cuenta con suficiente efectivo para afrontar sus obligaciones financieras a corto plazo. Es importante destacar que una empresa puede disponer de un gran capital en activos como propiedades o maquinaria, pero aun así enfrentar dificultades para convertirlos en dinero líquido y cumplir con sus compromisos financieros inmediatos.
- Riesgo operativo: Hace referencia a la posibilidad de sufrir pérdidas debido a fallos o deficiencias en las operaciones diarias de la empresa. Esto puede deberse a una mala gestión, fallos técnicos, fraude u otros factores internos.
- Riesgo legal: Se relaciona con la posibilidad de incurrir en pérdidas debido a la incapacidad de hacer cumplir un contrato legalmente o a cambios en la normativa gubernamental que puedan afectar negativamente la posición de la empresa.
- Riesgo regulatorio: Se refiere a las modificaciones en las normas y directrices emitidas por autoridades administrativas o reguladoras. La diferencia principal entre el riesgo regulatorio y el riesgo legal radica en que las regulaciones afectan aspectos específicos y sectoriales de las leyes, mientras que los cambios legales implican la modificación completa o sustancial de una ley, proceso que debe ser aprobado por el Congreso o parlamento.

2.4 ADMINISTRACIÓN DEL RIESGO

La administración del riesgo es un proceso sistemático que involucra la identificación, evaluación y gestión de los riesgos a los que una empresa puede estar expuesta.

Dado que los riesgos evolucionan con el tiempo, este proceso debe ser continuo y adaptativo [23]. El flujo de trabajo en la gestión de riesgos es presentado en la Figura 2.1.

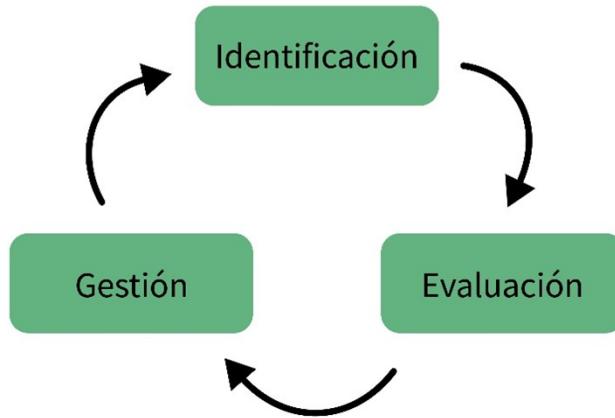


Figura 2.1. Flujo de trabajo de la administración de riesgos
Fuente: elaboración propia.

2.4.1. Identificación del riesgo

La identificación del riesgo consiste en determinar los posibles riesgos a los que está expuesta una empresa durante la operación del negocio. Estos pueden abarcar desde desastres naturales que afectan los activos y propiedades hasta amenazas internas, como un empleado descontento que podría sabotear los sistemas de la compañía.

Las empresas, independientemente de su tamaño, están constantemente expuestas a riesgos en sus operaciones diarias; los equipos, herramientas y sistemas pueden ser sujetos de fallas que pueden afectar la producción de la compañía. Por ello, se deben implementar procesos de identificación de riesgos de manera periódica en todas sus actividades y procedimientos.

Esto es particularmente relevante en sectores de alto riesgo, como el mercado eléctrico, donde las empresas enfrentan desafíos significativos, incluyendo riesgos de liquidez y problemas legales. El propósito de la identificación de riesgos es comprender a qué tipos de riesgos están expuestas las inversiones y proyectos de la empresa. Para ello, es fundamental nombrar, categorizar y analizar estos riesgos. Existen diversas metodologías para identificarlos, entre ellas:

- Revisión de documentación: implica verificar la precisión, consistencia y completitud de la inversión o proyecto. Por ejemplo, hay que asegurar que las obligaciones contractuales de la empresa sean cumplibles.
- Lluvias de ideas: consiste en reunir a un grupo de expertos o empleados con conocimiento en el área para identificar posibles escenarios de riesgo en un

proyecto o inversión.

- Consultar a expertos: involucra la asesoría de profesionales especializados en el sector para reducir la exposición al riesgo. Un ejemplo sería contratar una consultora para recibir orientación estratégica.
- Análisis FODA: Evalúa fortalezas, debilidades, oportunidades y amenazas de un proyecto o inversión para identificar vulnerabilidades y riesgos potenciales.
- Análisis causa raíz: Es un método de estudio sistemático utilizado para identificar y comprender las causas que originan un evento determinado. Para ello, se analiza el evento, se recopilan datos relevantes y se determinan los factores causales que contribuyeron a su ocurrencia.
- Análisis de supuestos: Examina las hipótesis en las que se basa un proyecto para determinar su validez. Por ejemplo, una empresa de generación eléctrica puede suponer que el crecimiento poblacional incrementará el consumo de energía, pero este supuesto debe ser analizado cuidadosamente.
- Simulación de Monte Carlo: Es un método estocástico que evalúa la probabilidad e impacto de riesgos potenciales al simular distintos escenarios adversos. Este método será analizado en mayor profundidad más adelante en este capítulo.
- Árboles de decisión: Utiliza diagramas para visualizar y analizar diferentes opciones y sus posibles consecuencias, permitiendo una mejor toma de decisiones ante múltiples escenarios futuros.

2.4.2. Evaluación

En esta etapa, los riesgos identificados se ordenan, ponderan, miden y cuantifican con el propósito de evaluar su impacto y probabilidad de ocurrencia. El objetivo principal es proporcionar información clave que permita a la organización tomar decisiones informadas sobre la gestión del riesgo.

Existen dos enfoques principales para la evaluación del riesgo: cualitativo y cuantitativo.

Evaluación cualitativa: clasifica la severidad de un riesgo en función de dos factores fundamentales: impacto y probabilidad de ocurrencia.

El impacto representa la gravedad de las consecuencias que tendría la materialización de un riesgo. Para medirlo, se emplea comúnmente una escala discreta del 1 al 5, donde 1 indica un impacto bajo y 5 un impacto muy alto, como se muestra en la Tabla 2.1. Aunque dicha escala es ampliamente utilizada, no es la única opción, ya que su elección depende de las necesidades y criterios de cada organización. Es posible emplear otras escalas ordinales, siempre que permitan una evaluación del riesgo que sea clara, coherente y comparable.

La probabilidad mide la posibilidad de que un riesgo se materialice. Al igual que el impacto, suele representarse en una escala del 1 al 5, donde cada nivel corresponde a un rango específico de ocurrencia. Por ejemplo, un nivel 1 podría indicar una probabilidad de 5 % o menos. Para determinar estos valores con precisión, se emplean herramientas estadísticas y modelos probabilísticos que permiten estimar la frecuencia y la posibilidad real de ocurrencia del riesgo.

		IMPACTO				
		1	2	3	4	5
PROBABILIDAD	5	MEDIO	MEDIO	ALTO	ALTO	ALTO
	4	BAJO	MEDIO	MEDIO	ALTO	ALTO
	3	BAJO	MEDIO	MEDIO	MEDIO	ALTO
	2	BAJO	BAJO	MEDIO	MEDIO	MEDIO
	1	BAJO	BAJO	BAJO	BAJO	MEDIO

Tabla 2.1. Matriz de riesgos

Fuente: elaboración propia.

El análisis cuantitativo del riesgo es generalmente preferido sobre el cualitativo, ya que proporciona una evaluación más precisa y basada en datos numéricos. Sin embargo, en muchos casos, su aplicación puede resultar impráctica o incluso inviable debido a la falta de información suficiente o a la complejidad del modelado. Por otro lado, el análisis cualitativo siempre puede llevarse a cabo, ya que requiere menos tiempo y recursos, ofreciendo una alternativa útil cuando no es posible realizar un análisis cuantitativo detallado.

Evaluación Cuantitativa: Este enfoque se basa en la construcción de modelos y simulaciones que permiten asignar valores numéricos a los riesgos, proporcionando una evaluación más precisa y objetiva. Los datos obtenidos son esenciales para estimar costos, calcular probabilidades y definir estrategias de mitigación en inversiones o proyectos. Un ejemplo ampliamente utilizado en este tipo de análisis es la simulación de Monte Carlo.

2.4.3. Métodos de gestión de riesgo

Una vez identificado y evaluado el riesgo, es fundamental analizar las opciones disponibles para gestionarlo de manera efectiva. En este sentido, existen cinco métodos que pueden aplicarse para abordar el riesgo. La elección del método más adecuado dependerá de la interacción entre la probabilidad de ocurrencia y el impacto que pueda generar.

- Eliminar el riesgo: Este método consiste en evitar por completo la exposición a un riesgo potencial que no se desea asumir. Para lograrlo, se pueden optimizar

y mejorar los procesos en los que podría materializarse el riesgo o, incluso, cerrar la unidad de negocio donde este pueda presentarse.

- Retener el riesgo: Consiste en aceptar el riesgo asociado a una inversión o proyecto. En ciertos casos, esta estrategia puede ser la más adecuada, especialmente cuando el impacto del riesgo es bajo o su probabilidad de ocurrencia es mínima. Además, puede resultar más costo-efectivo asumir las posibles consecuencias que invertir en medidas para evitarlo.
- Mitigación del riesgo: Consiste en reducir la exposición, frecuencia y gravedad del riesgo. Este enfoque no busca eliminar el riesgo por completo, sino minimizar sus posibles impactos y pérdidas en caso de que llegue a materializarse.
- Transferir el riesgo: Este método se aplica a riesgos que pueden ser trasladados a una tercera parte, generalmente a través de contratos. Un ejemplo de ello es el mercado eléctrico colombiano, donde la mayor parte de la energía se adquiere mediante contratos bilaterales. Esto permite a las comercializadoras transferir el riesgo asociado a las fluctuaciones del precio de la energía en el mercado spot a los generadores.
- Compartir el riesgo: Consiste en distribuir el riesgo de pérdidas entre diferentes entidades, como propiedades, personas o instituciones. Por ejemplo, duplicar los reportes de una empresa en computadoras ubicadas en distintas locaciones es una estrategia efectiva para compartir el riesgo. De esta manera, la posibilidad de una pérdida total de la información no dependerá de un único punto de almacenamiento, reduciendo así la vulnerabilidad ante posibles fallos.

2.5 IMPACTO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y LA BIG DATA EN LA GESTIÓN DE RIESGO

En la actualidad el avance tecnológico en materia de inteligencia artificial ha permitido mejorar la detección de riesgos. Esto es gracias a la capacidad de la inteligencia artificial de procesar enormes cantidades de información a una gran velocidad sin la necesidad de intervención humana. Por ejemplo, los modelos tradicionales de regresión tienen limitaciones para identificar relaciones no lineales entre variables macroeconómicas y los resultados financieros de las empresas. Además, los seres humanos no pueden interpretar fácilmente modelos con decenas, cientos o incluso millones de variables. A medida que un modelo adquiere más grados de libertad, su interpretación se vuelve más compleja.

En este escenario la inteligencia artificial mejora las capacidades de predicción de los modelos al tener la capacidad de capturar las relaciones no lineales entre un gran número de variables y factores de riesgo. Incluso, pueden identificar variables y deducir relaciones sin que estas sean previamente definidas mediante el uso de

técnicas de aprendizaje no supervisado.

2.6 CASO DE ESTUDIO: COLAPSO DEL SILICON VALLEY BANK

El caso del colapso del Silicon Valley Bank (SVB) en 2023 ilustra de manera clara los riesgos que conlleva una gestión inadecuada del riesgo en el sector bancario. Este incidente subraya la importancia de mantener una correcta diversificación de activos y una adecuada liquidez, especialmente en tiempos de incertidumbre económica.

Para entender este caso, primero se debe comprender como opera el negocio de los bancos.

Los bancos reciben los depósitos de sus clientes y utilizan esos fondos para financiar diversas inversiones. A cambio, pagan un porcentaje de intereses sobre el monto depositado, mientras generan rentabilidad a partir de las inversiones realizadas con esos fondos. El objetivo principal del banco es que los intereses generados por sus inversiones sean mayores que los que debe pagar a los depositantes, lo que le permite obtener ganancias. La diferencia entre el interés que el banco gana de sus inversiones y el que paga a los depositantes se conoce como spread, Ecuación 2.1. Cuando este es positivo, indica que el banco está obteniendo utilidades.

$$\text{Interés de inversiones} - \text{Interés de depósitos} = \text{Spread} \quad (2.1)$$

Sin embargo, este modelo de negocio conlleva un gran riesgo de liquidez. Si el banco invierte la totalidad o una parte significativa de los depósitos, podría verse incapaz de devolver el dinero a los depositantes cuando estos decidan retirarlo, especialmente si se produce una avalancha de solicitudes de retiro, como ocurrió en el caso del SVB.

El SVB era un banco especializado en financiar startups* y empresas tecnológicas, y destinó una gran parte de sus fondos a la compra de bonos y paquetes de hipotecas a tasa fija. Aunque este tipo de inversiones puede ser rentable a largo plazo y, en general, son poco volátiles, también expone al banco a un riesgo considerable si los mercados cambian o si surgen circunstancias macroeconómicas adversas, especialmente si el banco no cuenta con un portafolio de inversión suficientemente diversificado.

Luego de los estragos económicos producidos por el COVID-19 Estados Unidos experimento un grado de inflación alrededor del 6% durante el 2022, lo que llevo al banco central de Estados Unidos; la Reserva Federal (FED) a aumentar las tasas de interés, como puede apreciarse en la Figura 2.2. Los aumentos en las tasas de interés incrementan el costo de los préstamos e incentiva a los inversores a evitar

*Empresas emergentes que generalmente buscan crecer aceleradamente mediante el financiamiento de inversionistas de capital de riesgo.



Figura 2.2. Inflación vs tasa de interés en EE. UU. (2020–2024)
Fuente: elaboración propia.

inversiones riesgosas, como las asociadas a las startups y empresas tecnológicas, que, en su lugar prefieren invertir en bonos del tesoro.

Dado que el SVB se especializaba en la industria tecnológica, este aumento de tasas le afectó duramente. La falta de inversión y las dificultades para acceder a financiamiento llevaron a que sus clientes, en su mayoría empresas tecnológicas, retiraran dinero de sus depósitos.

El problema para el SVB radicaba en que gran parte de los fondos del banco estaban invertidos en paquetes de hipotecas a largo plazo, lo que impedía devolver rápidamente el dinero solicitado por los depositantes. Una posible solución habría sido vender esos paquetes de hipotecas, pero dado que estos paquetes cotizaban a solo el 1.72 % en comparación con los bonos del Tesoro que ofrecían un 3.62 %, los inversores no se mostrarían interesados.

En este escenario el SVB decidió aumentar el interés que pagaba a sus depositantes para evitar la fuga de dinero, lo cual funcionó a corto plazo. Sin embargo, esto generó un nuevo problema: el banco debía pagar a los depositantes un interés del 2.32 %, lo que generó al banco un spread negativo del 0.6 % (1.72 % de rentabilidad de sus inversiones – 2.32 % de interés que debía pagar a sus depositantes).

Esta situación, sumada a la falta de liquidez, hizo que el banco entrara en crisis. Para obtener liquidez, el SVB vendió parte de su paquete de hipotecas por un valor de 21 mil millones de dólares. Sin embargo, debido a la baja rentabilidad de estos activos, tuvo que venderlos con descuento, generando pérdidas de 1,800 millones de dólares, lo que resultaba insostenible según la regulación estadounidense. Ante esto, el banco solicitó una ampliación de capital por 2,000 millones de dólares.

En teoría, con esta medida se habría restablecido el equilibrio financiero, pero en el mundo de las inversiones, solicitar una ampliación de capital generalmente es interpretado como una señal de debilidad. Esto generó una pérdida de confianza de los inversores, desencadenando un retiro masivo de depósitos. A pesar de los esfuerzos por contener la situación, el SVB colapso debido a su incapacidad de convertir sus activos de largo plazo en activos líquidos o en efectivo.

En retrospectiva, podríamos concluir que el SVB quebró debido al miedo que tenían sus clientes con respecto a que el SVB fuera incapaz de retornar a sus depositantes los fondos que tenían en el banco. Pero ese miedo se debió a las acciones que el banco se vio en la obligación de tomar por no haber evaluado adecuadamente su riesgo de liquidez y riesgo de mercado en un primer lugar.

¿Por qué es relevante el caso del SVB para el sector eléctrico?

El riesgo de liquidez no se limita exclusivamente al sector bancario. En el sector eléctrico, las empresas, especialmente los generadores y comercializadores de energía, deben monitorear constantemente su capacidad para cumplir con sus obligaciones financieras a corto plazo.

En particular, los comercializadores de energía enfrentan desafíos como el riesgo de impago por parte de sus clientes, la necesidad de adquirir energía en el mercado mayorista cuando los contratos bilaterales resultan insuficientes para cubrir la demanda de sus usuarios e incluso retrasos en el pago de deudas por parte del Estado.

Al momento de redactar este trabajo, las comercializadoras de energía en Colombia atraviesan una crisis de liquidez debido a una deuda de 7 billones de pesos por la prestación del servicio, según la Asociación Colombiana de Distribuidores de Energía Eléctrica (Asocodis). De este monto, aproximadamente 5 billones corresponden a la opción tarifaria, mientras que 1.5 billones son adeudados por el Ministerio de Minas y Energía en concepto de subsidios a los estratos 1, 2 y 3 [24].

En este contexto, los comercializadores podrían verse imposibilitados de cumplir con sus obligaciones y, en un escenario extremadamente adverso, enfrentar un colapso financiero similar al del Silicon Valley Bank.

2.7 METODOLOGÍAS DE EVALUACIÓN DE RIESGOS

2.7.1. Desviación estándar

Es una medida estadística que indica el grado de dispersión de un conjunto de datos alrededor de su valor promedio. En el ámbito financiero, se utiliza para evaluar la volatilidad de una inversión con respecto a su tasa de retorno. A mayor desviación estándar del retorno de una cartera, mayor será su volatilidad y, por ende, su riesgo [25].

Si consideramos que tenemos un conjunto de observaciones $Y = y_1, y_2, y_3, \dots, y_N$ la

expresión matemática que describe la desviación estándar está dada por la Ecuación 2.2:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (r_i - \bar{r})^2}{N}} \quad (2.2)$$

Dónde:

- σ : desviación estándar
- r_i : valor del i -ésimo dato del conjunto de datos
- \bar{r} : valor promedio del conjunto de datos
- N : número total de datos

En el ámbito financiero el conjunto de observaciones generalmente representa la rentabilidad de una inversión. Cada elemento de dicho conjunto corresponde a un retorno específico en un periodo determinado; por ejemplo, podría representar el retorno mensual de una cartera de inversión durante un horizonte temporal de 36 meses.

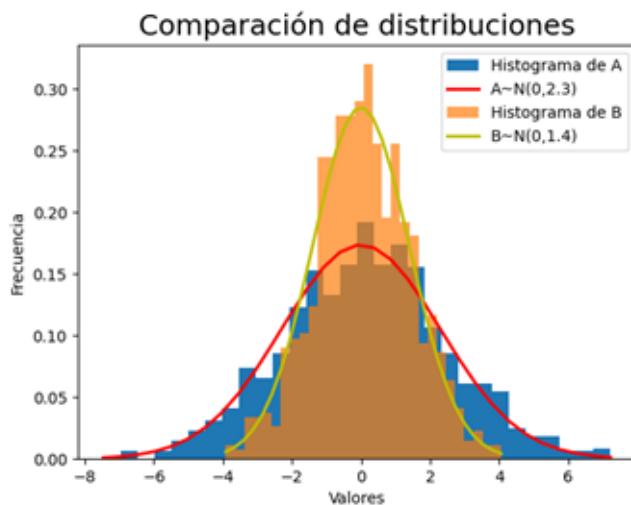


Figura 2.3. Comparación de rendimientos de portafolios hipotéticos A y B.
Fuente: elaboración propia.

En la Figura 2.3 se presentan los histogramas de dos portafolios hipotéticos, A y B, junto con sus respectivas curvas de distribución normal*. Se observa que ambos

*Es una distribución de probabilidad continua cuyos valores se encuentran simétricamente alrededor del promedio. Por lo cual la probabilidad de obtener valores por encima o por debajo del promedio es la misma.

portafolios tienen un rendimiento promedio de cero; sin embargo, la desviación estándar de A es de 2.3, mientras que la de B es de 1.4. Esto indica que, aunque ambos portafolios tienen el mismo retorno promedio, B es significativamente menos volátil que A. Dado que una menor volatilidad implica un menor riesgo, en este caso, el portafolio B representa una opción de inversión más atractiva que A. En general, si dos portafolios generan la misma rentabilidad lo ideal es optar por el menos volátil.

2.7.1.1. Comparación de volatilidad entre inversiones

consideremos un inversor A que decide colocar su dinero en acciones de la empresa X, obteniendo una tasa de retorno promedio del 30 % anual con una desviación estándar del 25 %. Esto implica que el retorno anual de A probablemente fluctúe en un rango de $\pm 55\%$, es decir, entre un 5 % y un 55 %.

Para comparar el nivel de riesgo de distintas inversiones, podemos evaluar las desviaciones estándar de sus rentabilidades.

Consideremos el siguiente caso:

- Inversión A: retorno promedio = 12 %, desviación estándar = 20 %
- Inversión B: retorno promedio = 15 %, desviación estándar = 14 %

En este caso, aunque la inversión B tiene un retorno promedio superior, su nivel de riesgo es menor que el de la inversión A, ya que presenta una desviación estándar más baja. Esto indica menor volatilidad y, por lo tanto, mayor estabilidad en la rentabilidad.

Una alternativa a la desviación estándar es la semi-desviación, la cual solo evalúa el riesgo de obtener rentabilidades por debajo del promedio. Esta medida es particularmente útil en inversiones donde es más relevante analizar las pérdidas potenciales que la volatilidad en general.

La fórmula para calcular la semi-desviación está dada por:

$$\sigma_{\text{semi}} = \sqrt{\frac{\sum_{r_i \leq \bar{r}}^{n_-} (r_i - \bar{r})^2}{n_-}} \quad (2.3)$$

Dónde:

- σ_{semi} : semi-desviación (solo considera valores por debajo del promedio)
- r_i : valor del i -ésimo dato del conjunto de datos
- \bar{r} : valor promedio del conjunto de datos
- n_- : número total de datos que cumplen $r_i \leq \bar{r}$

2.7.1.2. Limitaciones de la desviación estándar como herramienta de medición de riesgo

La desviación estándar como métrica de medición únicamente indica el grado de dispersión de una inversión en un horizonte de tiempo determinado, lo cual no necesariamente es un indicativo de que tan consistentes serán las rentabilidades en el futuro. Además, la desviación estándar asume una distribución normal de los datos, lo cual no aplica para todos los tipos de inversiones. Esto hace que la desviación estándar como métrica de riesgo deba ser combinada con otras metodologías.

2.7.2. Ratio de Sharpe

Compara el retorno de una inversión relativa a su nivel de riesgo. Este ratio es importante debido a que para evaluar una cartera de activos o inversión es fundamental considerar si el nivel de rentabilidad compensa el riesgo asociado con la misma [26].

La ratio de Sharpe fundamentalmente nos permite maximizar la rentabilidad y reducir la volatilidad de las inversiones. Siendo una valiosa herramienta para determinar si una cartera de activos vale o no la pena. Generalmente se califican la calidad de una inversión o cartera de inversión a partir del Ratio de Sharpe de la siguiente manera:

- Menor que 1: mala inversión
- Entre 1 y 2: buena
- Entre 2 y 3: muy buena
- Mayor a 3: excelente

La expresión matemática que describe el Ratio de Sharpe está dada por:

$$S = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p} \quad (2.4)$$

Dónde:

- S : Ratio de Sharpe
- R_p : retorno del portafolio
- R_f : tasa de retorno libre de riesgo
- σ_p : desviación estándar del portafolio

La tasa libre de riesgo, también conocida como tasa de retorno libre de riesgo, representa la rentabilidad de una inversión hipotética en la que el riesgo es teóricamente cero.

En la práctica, tanto inversionistas como empresas no utilizan una tasa completamente libre de riesgo, ya que no existe en el mundo real. En su lugar, emplean tasas de retorno de inversiones con un riesgo considerado insignificante, como los bonos del Tesoro emitidos por países con alta calificación crediticia, como Estados Unidos y Alemania.

2.7.3. ¿Qué es el Value at Risk (VaR)?

El Valor en Riesgo (VaR) es una medida que estima la posible pérdida que una entidad puede sufrir y la probabilidad de que dicha pérdida ocurra. Para su cálculo, el VaR considera tres variables clave: la cantidad potencial de pérdida, la probabilidad de que esta ocurra y el horizonte de tiempo en el que se evalúa el riesgo [27].

Esta métrica no solo permite analizar el riesgo de una inversión o activo individual, sino que también es aplicable a un portafolio de inversiones, proporcionando una visión global del riesgo agregado. Su utilidad radica en que no solo indica la probabilidad de incurrir en pérdidas, sino que también puede cuantificar el posible monto de dichas pérdidas.

En términos prácticos, el Valor en Riesgo (VaR) estima la pérdida esperada de un portafolio para un nivel de confianza determinado, indicando que dicha pérdida será “al menos” un cierto valor.

El término “al menos” es clave en esta definición, ya que el VaR no representa la peor pérdida posible, sino una estimación basada en condiciones normales de mercado. Esto significa que no captura eventos extremos o atípicos (outliers) que podrían generar pérdidas significativamente mayores en situaciones excepcionales.

2.7.4. Metodologías para calcular el VaR

2.7.4.1. Método histórico

El método histórico se basa en la premisa de que el comportamiento pasado de los retornos puede servir como indicador de los retornos futuros. Su cálculo consiste en analizar las ganancias y pérdidas que ha experimentado un portafolio durante un período determinado.

Una forma común de estimar estas pérdidas es calcular las variaciones porcentuales diarias del portafolio y multiplicarlas por su valor. Esto permite determinar las rentabilidades obtenidas o que se habrían obtenido durante el período seleccionado.

Este enfoque presenta varias ventajas para calcular el VaR. En primer lugar, es fácil de implementar y comprender, incluso para personas sin formación especializada en finanzas.

Además, a diferencia de otros métodos, no requiere asumir una distribución específica para las rentabilidades históricas.

Sin embargo, también tiene limitaciones. Una de ellas es el alto error estándar en sus estimaciones. Además, al basarse exclusivamente en datos pasados, ignora eventos recientes que podrían afectar significativamente el rendimiento del portafolio.

En el ejemplo de VaR_historico [28], se explica detalladamente el cálculo del VaR mediante notas en Jupyter Notebook. Se utilizan datos reales de los precios de cierre de las acciones de Ecopetrol y Celsia en la Bolsa de Valores de Colombia, con el objetivo de simular los rendimientos de un portafolio de \$300,000,000 COP entre el 11 de marzo de 2024 y el 11 de marzo de 2025. El análisis se realiza empleando librerías de código abierto en Python.

2.7.4.2. Método paramétrico

También conocido como método de varianza-covarianza, este enfoque supone que los retornos de un portafolio siguen una distribución normal. Por lo tanto, solo requiere la estimación de dos parámetros:

- El retorno esperado —promedio—.
- La volatilidad —desviación estándar— de los activos que conforman el portafolio.

Estos valores se obtienen a partir de los datos históricos de los retornos del portafolio, los cuales representan su rentabilidad esperada y su volatilidad.

Una vez estimados estos parámetros para cada activo, se aplican métodos estadísticos para calcular el retorno esperado y la volatilidad total del portafolio. Este cálculo tiene en cuenta el efecto conjunto de todos los activos, considerando su peso dentro del portafolio y su volatilidad individual.

En el ejemplo de VaR_parametrico [28], se detalla el cálculo del VaR bajo las mismas condiciones utilizadas en el método histórico. Se estima el retorno esperado de las acciones de Ecopetrol y Celsia a partir de sus datos históricos, siguiendo la misma metodología.

No obstante, a diferencia del método histórico, el VaR no se calculará a partir del cuantil 0.05 de los datos históricos de los retornos diarios. En su lugar, se determinará utilizando los parámetros reales de las acciones y el efecto conjunto de estos sobre el portafolio.

2.7.4.3. Método histórico vs Método paramétrico

Para comparar e ilustrar las consideraciones clave de los métodos de cálculo de VaR histórico y VaR paramétrico, se han aplicado ambos partiendo de las mismas condiciones iniciales.

En primer lugar, se aprecia que las medidas de centralidad —promedio— y de dispersión —desviación estándar— son esencialmente las mismas. Esto es

esperable, ya que ambos métodos emplean los mismos datos históricos de rendimiento de las acciones de Ecopetrol y Celsia.

Sin embargo, se observa que el resultado del VaR es más alto cuando se emplea el método paramétrico en comparación con el método histórico. ¿Por qué ocurre esto?

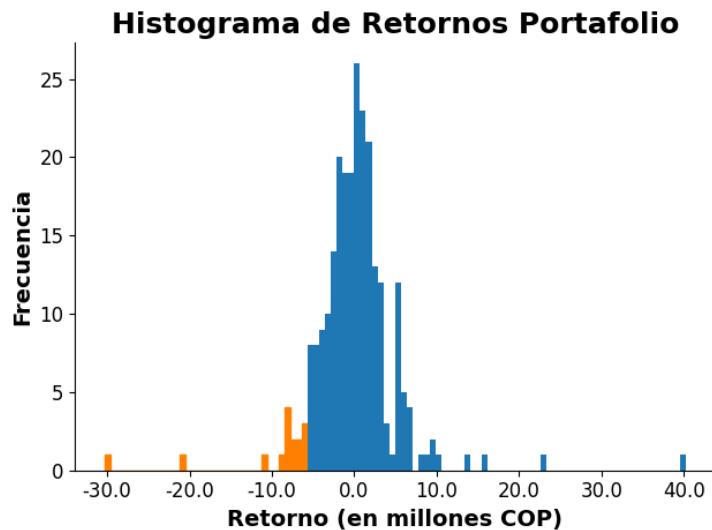


Figura 2.4. Histograma del rendimiento del portafolio hipotético.

Fuente: [28].

En la Figura 2.4, se presenta el histograma del rendimiento del portafolio hipotético, donde los valores atípicos están resaltados en rojo. Este gráfico refleja la rentabilidad del portafolio durante el horizonte de tiempo evaluado. Se puede observar que la distribución de los datos muestra cierta semejanza con una distribución normal de probabilidad, con la mayor parte de los valores concentrados alrededor del promedio. No obstante, también se identifican valores atípicos (outliers).

Estos valores atípicos tienen un impacto más limitado en el método histórico, ya que este cuantifica el VaR simplemente como el cuantil $1 - \alpha$ del histograma. En el caso del ejemplo, con un nivel de confianza $\alpha = 0.95$, el VaR se determina como el valor que se encuentra en el cuantil 0.05 de la distribución.

Por otro lado, en el método paramétrico, los valores atípicos pueden provocar una sobreestimación del riesgo de pérdida del portafolio. Esto ocurre porque los parámetros utilizados en este método son altamente sensibles a estos valores extremos.

El promedio de los datos históricos —retorno esperado— se define por la Ecuación 2.5:

$$\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^N y_i}{N} \quad (2.5)$$

Dónde:

- N : número total de datos
- y_i : valor del i -ésimo retorno
- \bar{y} : retorno esperado

La desviación estándar se calcula según la Ecuación 2.2.

Dado que estos cálculos incluyen todos los datos, los valores atípicos pueden tener un efecto desproporcionado sobre los resultados. Por ejemplo, consideremos el siguiente conjunto de retornos: $A = \{6, 7, 8\}$.

El promedio del conjunto A es igual a $\bar{r} = 7$ y su desviación estándar es $\sigma_r \approx 0,82$. Sin embargo, si agregamos un valor atípico, por ejemplo, 30 el nuevo conjunto es $\{6, 7, 8, 30\}$. Ahora, el promedio cambia a $\bar{r} = 12,75$ y la desviación estándar aumenta considerablemente al valor $\sigma_r \approx 11,52$.

El ejemplo ilustra cómo un solo valor atípico puede alterar significativamente las estimaciones del retorno esperado y la volatilidad del portafolio, afectando particularmente al método paramétrico. En resumen, el método histórico es menos sensible a valores extremos, ya que se basa en la observación directa de los datos empíricos. En cambio, el método paramétrico puede sobreestimar el riesgo debido a la influencia de los valores atípicos.

Es fundamental que los evaluadores de riesgo analicen en profundidad las características de los datos que emplearán para determinar con precisión cuáles deben ser filtrados. Esto permitirá representar de manera más fiel los riesgos reales asociados a un portafolio. No hacerlo correctamente puede llevar a dos problemas: ignorar oportunidades de inversión al sobreestimar las pérdidas o asumir riesgos mayores de los deseados. Esto ocurre porque los valores atípicos pueden distorsionar la distribución de los retornos, ya sea sobreestimándola o subestimándola, especialmente al aplicar el método paramétrico.

En el Figura 2.5 se observa la distribución de probabilidad del portafolio aplicando el método paramétrico. La región sombreada en naranja representa los valores correspondientes al cuantil 0.05. Es evidente que se muestra una mayor frecuencia de pérdidas alrededor de los 8 millones de pesos en comparación con lo que realmente se refleja en el histograma de los retornos históricos observados en la Figura 2.4.

Para reducir el impacto de los valores atípicos en un conjunto de datos, existen diversas metodologías para calcular los parámetros estadísticos que lo describen.

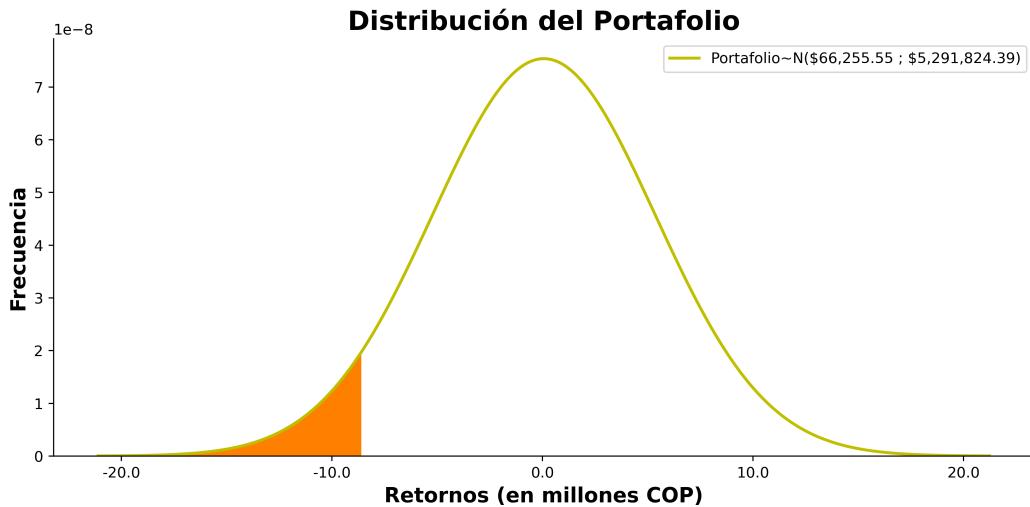


Figura 2.5. Distribución del portafolio hipotético aplicando el método paramétrico
Fuente: [28].

Algunas de estas técnicas se presentan en la Sección 2.8.

2.7.4.4. Método de Monte Carlo

El método de Monte Carlo es una técnica utilizada para modelar la probabilidad de diferentes resultados cuando estos no pueden predecirse fácilmente. En términos simples, se basa en la repetición de un muestreo aleatorio para obtener resultados numéricos aproximados.

A primera vista, uno podría preguntarse cómo un método basado en el muestreo aleatorio puede aplicarse a problemas de valoración cuantitativa de riesgos. Para ilustrar el poder de este enfoque, consideremos un caso sencillo: estimar el área de una circunferencia mediante una técnica de muestreo aleatorio.

Supongamos que queremos conocer el área de una circunferencia, pero desconocemos la fórmula matemática que la define. Sin embargo, sabemos que la circunferencia está contenida dentro de una figura geométrica cuya área sí podemos calcular: un cuadrado.

Dado que la circunferencia está contenida dentro del cuadrado, su área representa una fracción del área total del cuadrado. Si seleccionamos una cantidad suficientemente grande de puntos de forma aleatoria dentro del cuadrado, la probabilidad de que un punto se encuentre dentro de la circunferencia será proporcional a la relación entre ambas áreas.

$$\frac{A_c}{A_s} = \frac{\text{Puntos dentro del círculo}}{\text{Puntos dentro del cuadrado}} \quad (2.6a)$$

Donde:

- A_c : área de la circunferencia.
- A_s : área del cuadrado.

Despejando para A_c obtenemos:

$$A_c = \frac{\text{Puntos dentro del círculo}}{\text{Puntos dentro del cuadrado}} \cdot A_s \quad (2.6b)$$

La Ecuación 2.6b nos proporciona una aproximación del área de la circunferencia. Cuanto mayor sea la cantidad de puntos utilizados, más precisa será la estimación. En el ejemplo Area_circulo [28], se explica en detalle el funcionamiento de este método y se implementa en Python para evaluar su efectividad en dos casos idénticos en todos los parámetros, excepto en la cantidad de puntos seleccionados. Esta forma de calcular áreas puedes ser extendida a cualquier forma geométrica sin importar su complejidad.

El poder de utilizar planteamientos como el descrito anteriormente se basa en la ley de los grandes números. Esta ley establece que el promedio de la probabilidad obtenida a partir de un gran número de muestras aleatorias independientes tiende a converger hacia la probabilidad real de un evento determinado. Por ejemplo, si lanzamos una moneda al aire 10 veces podríamos obtener conjunto de resultados: $R = \{\text{sello}, \text{sello}, \text{cara}, \text{sello}, \text{cara}, \text{cara}, \text{cara}, \text{cara}, \text{sello}, \text{cara}\}$. El cual corresponde a una secuencia real obtenida experimentalmente al lanzar una moneda.

Si calculamos la frecuencia relativa de obtener cara en el conjunto R, encontramos que es 0.6, mientras que la de obtener sello es 0.4. Sin embargo, sabemos que la probabilidad teórica de obtener cara o sello en un lanzamiento justo es 0.5.

Lo que establece la ley de los grandes números es que, si aumentamos significativamente el número de lanzamientos —por ejemplo, a un millón— la frecuencia observada de obtener cara se acercará cada vez más a 0.5.

Los métodos de muestreo aleatorio pueden emplearse para analizar una amplia variedad de fenómenos. En el caso del cálculo del VaR, el método de Monte Carlo simula un extenso rango de retornos posibles para un portafolio mediante la generación de valores aleatorios a partir de una distribución de probabilidad predefinida.

En el ejemplo VaR_MonteCarlo [28], se模拟aron un millón de escenarios para un portafolio compuesto por acciones de Ecopetrol y Celsia, a partir de los cuales se obtuvo un Valor en Riesgo (VaR) de \$-8,647,119.39 COP. Este resultado es muy similar al obtenido mediante el método paramétrico, lo cual era de esperarse, dado que ambos enfoques utilizaron los mismos parámetros. La diferencia principal radica en que el método de Monte Carlo genera un gran número de muestras aleatorias —en este caso, un millón— que siguen una distribución normal. Dado que el método

paramétrico también se basa en la suposición de normalidad, la cercanía entre los resultados no resulta sorprendente.

No obstante, la principal ventaja del método de Monte Carlo es su flexibilidad, ya que permite modelar portafolios cuyos retornos no necesariamente siguen una distribución normal, a diferencia del enfoque paramétrico, que se basa en este supuesto.

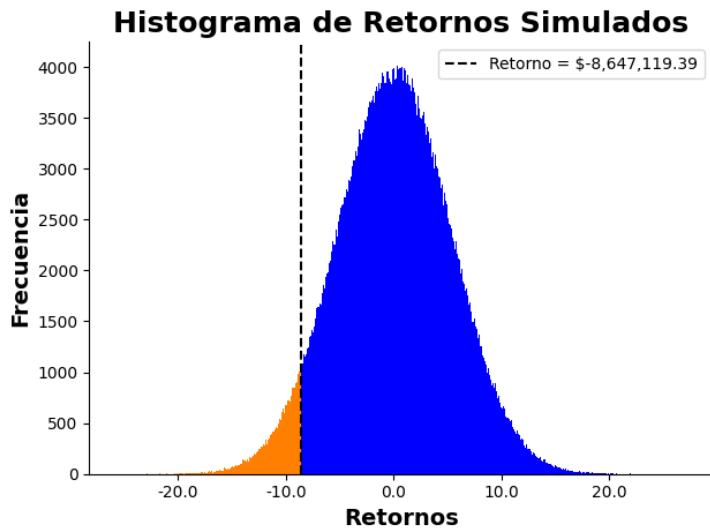


Figura 2.6. histograma del portafolio hipotético aplicando el método MonteCarlo
Fuente: [28].

2.8 TÉCNICAS ESTADÍSTICAS PARA MITIGAR LA INFLUENCIA DE VALORES ATÍPICOS

2.8.1. Promedio truncado

El método del promedio truncado, como su nombre lo indica, consiste en truncar—eliminar— de forma proporcional los datos que se encuentran en los extremos del conjunto; es decir, los valores mínimos y máximos, tal como se expresa en la Ecuación 2.7

$$\hat{r} = \frac{\sum_{i=p+1}^{N-p} r_i}{N - 2p} \quad (2.7)$$

Donde:

- N : Número total de datos.
- r_i : i-ésimo retorno.

- \hat{r} : Promedio truncado.
- p : Cantidad de datos eliminados en los extremos inferior y superior de la distribución de retornos.

Si bien el promedio truncado ayuda a eliminar valores extremos en un conjunto de datos, determinar la proporción adecuada de datos a descartar puede ser un desafío complejo.

Además, la fórmula elimina la misma cantidad de valores tanto en los extremos inferiores como en los superiores, lo que puede resultar contraproducente si la mayoría de los valores atípicos se concentran en un solo lado de la distribución. Por ejemplo, en un portafolio de inversión, es posible que la mayor parte de los valores atípicos se ubiquen en el lado de las pérdidas y no en el de las ganancias, lo que podría distorsionar el análisis del riesgo.

2.8.2. Promedio ponderado

El método del promedio ponderado consiste en asignar pesos a los datos de manera que ciertas entradas tengan una mayor influencia en el resultado obtenido. A diferencia del promedio aritmético definido por la Ecuación 2.5, en el que todos los datos tienen el mismo impacto, el promedio ponderado permite que los datos más confiables dentro del conjunto tengan un mayor peso en el cálculo que aquellos menos confiables.

$$\check{r} = \frac{\sum_{i=1}^N W_i r_i}{\sum_{i=1}^N W_i} \quad (2.8)$$

Donde:

- N : Número total de datos.
- r_i : i-ésimo retorno.
- \check{r} : Retorno ponderado.
- W_i : Peso del i-ésimo retorno en la distribución.

2.8.3. Técnica de re-muestreo

Otra forma de estimar el promedio de un conjunto de datos consiste en extraer aleatoriamente múltiples submuestras del mismo y calcular el promedio en cada una. Este enfoque permite construir una distribución de probabilidad del promedio muestral y estimar su desviación estándar, lo cual es útil para establecer intervalos de confianza en torno al valor promedio que mejor representa al conjunto de datos.

Esta técnica se utiliza, por ejemplo, en la calibración de equipos de medición. Si un termómetro indica una lectura de $<\text{medición}> \pm 0.05^\circ\text{C}$, significa que existe un nivel de confianza (generalmente entre el 95 % y el 99 %) de que la temperatura real se encuentra dentro de ese rango de tolerancia.

2.9 LIMITACIONES EN LA VALORACIÓN CUANTITATIVA DEL RIESGO

Cada método de valoración cuantitativa del riesgo se basa en ciertas suposiciones que, si bien pueden ser adecuadas en muchos casos, no siempre se ajustan a situaciones particulares de la realidad. En el ámbito de los negocios, existe el concepto de “cisne negro”, que hace referencia a eventos altamente atípicos e inesperados, cuya ocurrencia es prácticamente imposible de predecir.

Un ejemplo claro fue el impacto de la cuarentena por la pandemia de COVID-19 en bares y discotecas. Muchos de estos negocios realizaron grandes inversiones y evaluaciones de riesgo considerando factores como la ubicación de sus locales, proyecciones basadas en ingresos previos a la pandemia y normativas vigentes en sus respectivas zonas. Sin embargo, ninguna de estas previsiones pudo anticipar la aparición del COVID-19 con suficiente antelación para tomar medidas adecuadas. Como resultado, los dueños y estrategas de riesgo posiblemente nunca contemplaron la posibilidad de un cierre total o parcial de sus operaciones.

Otro caso hipotético podría darse con las políticas comerciales de Estados Unidos a inicios de 2025, durante el segundo mandato de Donald Trump. Las empresas automotrices estadounidenses realizaron importantes inversiones en fábricas en México y Canadá, confiando en la estabilidad del tratado de libre comercio T-MEC [29]. No obstante, si el gobierno de Trump decidiera no respetar dicho acuerdo, los resultados de estas inversiones se verían gravemente afectados, ya que se basaron en la suposición de que el tratado permanecería vigente durante varios años.

Situaciones como estas pueden afectar a cualquier industria y por diversas razones. Es evidente que las metodologías descritas en este capítulo no pueden valorar con precisión el riesgo asociado a ciertos eventos inesperados. La cantidad de variables y escenarios adversos que pueden perjudicar a una empresa es tan vasta que, en la práctica, resulta imposible cubrirse completamente ante todos los riesgos potenciales. Esto no implica que no deban emplearse estrategias de mitigación de riesgos; por el contrario, es preferible tomar decisiones informadas, incluso reconociendo la incertidumbre, que actuar bajo las leyes del azar.

Idealmente, las organizaciones —especialmente aquellas expuestas a altos niveles de riesgo, como las comercializadoras de energía— deben combinar estrategias cuantitativas y cualitativas para reducir su exposición a potenciales pérdidas.

2.10 RESUMEN CAPÍTULO 2

El capítulo aborda la gestión del riesgo financiero con énfasis en el sector eléctrico, explicando los distintos tipos de riesgos a los que se enfrentan las empresas, como el riesgo de mercado, de liquidez, de crédito, operativo, legal y regulatorio. Se presentan herramientas para identificar, evaluar y mitigar estos riesgos, destacando tanto metodologías cualitativas como cuantitativas.

Se analizan indicadores como la desviación estándar, el Ratio de Sharpe y el Valor en Riesgo (VaR), junto con sus métodos de cálculo: histórico, paramétrico y Monte Carlo. Además, se expone el papel creciente de la inteligencia artificial en la predicción y análisis de riesgos complejos, gracias a su capacidad para procesar grandes volúmenes de datos y detectar patrones no evidentes.

Un caso de estudio —el colapso del Silicon Valley Bank— ilustra cómo una gestión inadecuada del riesgo de liquidez puede provocar consecuencias sistémicas. Finalmente, se reflexiona sobre las limitaciones de los métodos de evaluación de riesgo frente a eventos inesperados o extremos, conocidos como “cisnes negros”, subrayando la necesidad de complementar el análisis técnico con juicio estratégico.

CAPITULO 3. MODELO DE SIMULACIÓN DE RIESGOS

3.1 INTRODUCCIÓN

La complejidad del sistema eléctrico, sumada a su naturaleza aleatoria, hace indispensable el uso de herramientas analíticas que permitan modelar y simular distintos escenarios operativos. En este contexto, la modelación matemática y la simulación computacional se consolidan como métodos fundamentales para evaluar riesgos y diseñar estrategias adaptadas a dichas condiciones de incertidumbre.

Desde la perspectiva de la gestión del riesgo, este tipo de análisis resulta especialmente valioso, ya que permite anticipar posibles pérdidas, cuantificar la exposición a eventos adversos y tomar decisiones informadas frente a la volatilidad del mercado. La simulación de escenarios inciertos contribuye a la formulación de estrategias más resilientes, lo cual es esencial para preservar la estabilidad financiera y operativa de los comercializadores en un entorno eléctrico cada vez más dinámico y desafiante.

3.2 PLANTEAMIENTO DEL MODELO

Como se expuso en el capítulo 2, el método de simulación de Monte Carlo permite estimar variables de salida asociadas a eventos inciertos. En el caso de un comercializador puro de energía, estos eventos pueden incluir el consumo de los usuarios, el precio de bolsa, los precios de los contratos bilaterales, la utilidad marginal, los ingresos, entre otros factores relevantes.

Dado que la utilidad constituye una métrica más precisa que los ingresos brutos para evaluar la viabilidad financiera de una compañía, en este proyecto se empleará el método de Monte Carlo para estimar la utilidad marginal de un comercializador de energía.

La utilidad obtenida por el comercializador está determinada por el precio de bolsa (precio marginal del sistema), sus costos fijos y variables, así como por los contratos celebrados tanto con los generadores como con los clientes.

La utilidad diaria de un comercializador de energía —y en general de cualquier empresa— se define mediante la Ecuación 3.1:

$$U_k = I_k - C_k \quad (3.1)$$

Donde:

- k : Día de operación de referencia
- I_k : Ingreso del día k

- C_k : Costo total de operación en el día k
- U_k : Utilidad neta obtenida en el día k

Los términos C_k e I_k se desarrollarán en la siguiente sección, dado que para un comercializador puro de energía las funciones de ingresos y costos varían en función de dos escenarios operativos distintos.

La utilidad marginal, que constituye la función objetivo del modelo, se define según la Ecuación 3.2:

$$U_m = U_{k+1} - U_k \quad (3.2)$$

Donde:

- U_m : Utilidad marginal
- U_{k+1} : Utilidad neta obtenida en el día k+1
- U_k : Utilidad neta obtenida en el día k

En el Anexo A se presenta una explicación detallada sobre la forma en que deben interpretarse las ecuaciones incluidas en este capítulo.

La utilidad marginal del comercializador, como se analizará en la Sección 3.3, depende de varios factores: la energía demandada por los clientes y el precio al que se les vende; la energía contratada con los generadores y el precio acordado en los contratos bilaterales; así como el precio en bolsa, que entra en juego cuando el comercializador puede vender su energía excedente en el mercado spot o, por el contrario, debe adquirir energía adicional para cubrir la demanda de sus usuarios.

De los elementos mencionados anteriormente, únicamente dos pueden considerarse variables dentro de la función de utilidad: la energía demandada por los usuarios y el precio de la energía en el mercado spot. Esto se debe a que tanto el precio de compra a los generadores como el precio de venta a los usuarios están previamente definidos en los contratos bilaterales, al igual que la cantidad de energía contratada con los agentes generadores.

En consecuencia, las únicas variables aleatorias en la simulación de Monte Carlo serán la energía demandada por los usuarios y el precio de la energía en el mercado spot. Los demás parámetros —como los precios definidos en los contratos bilaterales y las cantidades de energía contratadas— se considerarán constantes en el análisis.

3.3 CASOS OPERATIVOS DEL COMERCIALIZADOR

3.3.1. Demanda menor a la energía contratada

Cuando la energía demandada por los clientes es inferior a la contratada con los generadores, el comercializador obtiene ingresos por la energía suministrada a sus usuarios al precio pactado en los contratos, adicionalmente genera ingresos por el

excedente de energía no consumida, el cual podrá vender en el mercado spot a precio de bolsa.

En este caso, la función de ingresos del comercializador está dada por la Ecuación 3.3:

$$I_k = \sum_{i=1}^n (Q_d \cdot P_d) + (Q_c - Q_d) \cdot P_b \quad (3.3)$$

Donde:

- Q_d : Energía demandada por los clientes
- Q_c : Energía contratada con los generadores
- P_d : Precio de la energía vendida a los clientes
- P_b : Precio de la energía en el mercado spot

Por otro lado, los costos en los que incurre el comercializador dependen de la cantidad de energía contratada con los generadores y de los costos operativos de la empresa. Estos últimos incluyen tanto gastos fijos como variables. La función de costos se expresa en la Ecuación 3.4:

$$C_k = \sum_{i=1}^n Q_c \cdot P_c + C_o \quad (3.4)$$

Donde:

- P_c : Precio de la energía contratada con los generadores
- C_o : Costo operativo del comercializador

Sustituyendo I_k Ecuación 3.3 y C_k Ecuación 3.4 en la fórmula general de utilidad U_k Ecuación 3.1, se obtiene la utilidad neta del comercializador en un día en el caso en que la demanda de energía por parte de los clientes sea menor a la energía contratada:

$$U_k = \sum_{i=1}^n Q_d \cdot P_d + (Q_c - Q_d) \cdot P_b - \sum_{i=1}^n Q_d \cdot P_c + C_o \quad (3.5a)$$

Agrupando términos:

$$U_k = \sum_{i=1}^n Q_d \cdot (P_d - P_c) + (Q_c - Q_d) \cdot P_b - C_o \quad (3.5b)$$

Finalmente, la utilidad marginal U_m , definida en la Ecuación 3.2, se obtiene al restar la utilidad neta del día k de la utilidad neta del día $k+1$. Ambas utilidades se calculan utilizando la Ecuación 3.5b, cuya única diferencia al momento de ser calculadas se encuentra en el día en que se evalúa la utilidad correspondiente.

3.3.2. Demanda mayor a la energía contratada

En el escenario en que la energía consumida por los clientes sea mayor a la energía contratada con los generadores, el comercializador se ve obligado a adquirir la energía faltante en el mercado spot. Por tanto, en su función de costos se incorpora un término adicional que representa este gasto extra, correspondiente a la compra de energía no contratada, la cual debe ser pagada al precio de bolsa.

En este caso, la función de ingresos del comercializador está dada por la Ecuación 3.6:

$$I_k = \sum_{i=1}^n Q_d \cdot P_d \quad (3.6)$$

Por otro lado, los costos que debe afrontar el comercializador no dependen únicamente de la energía contratada mediante acuerdos bilaterales y de sus costos operativos. También incluyen el costo asociado a la energía faltante para satisfacer la demanda de sus clientes, la cual debe ser adquirida en el mercado spot a precio de bolsa. Así, la función de costos se expresa mediante la Ecuación 3.7:

$$C_k = \sum_{i=1}^n Q_c \cdot P_c + (Q_d - Q_c) \cdot P_b + C_o \quad (3.7)$$

Sustituyendo I_k Ecuación 3.6 y C_k Ecuación 3.7 en la fórmula general de utilidad U_k Ecuación 3.2, se obtiene la utilidad neta del comercializador en un día en el que la demanda de energía de los clientes supera la energía contratada:

$$U_k = \sum_{i=1}^n Q_d \cdot P_d - \sum_{i=1}^n Q_c \cdot P_c + (Q_d - Q_c) \cdot P_b + C_o \quad (3.8a)$$

Por tanto:

$$U_k = \sum_{i=1}^n Q_d \cdot P_d - Q_c \cdot P_c + (Q_c - Q_d) \cdot P_b - C_o \quad (3.8b)$$

Por último, la utilidad marginal U_m , se calcula según la Ecuación 3.2, de forma análoga al procedimiento descrito en la subsección anterior, sustrayendo la utilidad del día k de la utilidad del día $k+1$.

3.4 EXPLORACIÓN ESTADÍSTICA DE LA DEMANDA DE ENERGÍA

Para un agente comercializador es fundamental conocer el perfil de consumo eléctrico de sus usuarios, ya que esto le permite modelar adecuadamente la demanda que debe satisfacer. Por esta razón, en esta sección se realizará un análisis descriptivo de dichos consumos.

Sin embargo, dado que cada comercializador atiende a un conjunto específico de clientes, resulta inviable modelar de forma generalizada la demanda que enfrenta cada uno. Por ello, en este análisis se opta por una simplificación metodológica: se utilizará el consumo total del sistema como una representación aproximada de la demanda que debe atender un comercializador individual. No obstante, es importante destacar que, en la práctica, cada comercializador debe analizar los patrones de consumo propios de sus usuarios para una estimación más precisa y ajustada a su realidad operativa.

3.4.1. Variación horaria de la energía consumida

El consumo de electricidad está altamente correlacionado con la hora del día, lo cual no resulta sorpresivo ya que es bien sabido que existen franjas horarias con mayor actividad industrial, comercial y residencial. Por ejemplo, durante la madrugada —entre la 1:00 y las 5:00 a. m.— el consumo suele ser significativamente menor en comparación con otras horas del día. Esta variación puede observarse claramente en la Figura 3.1.

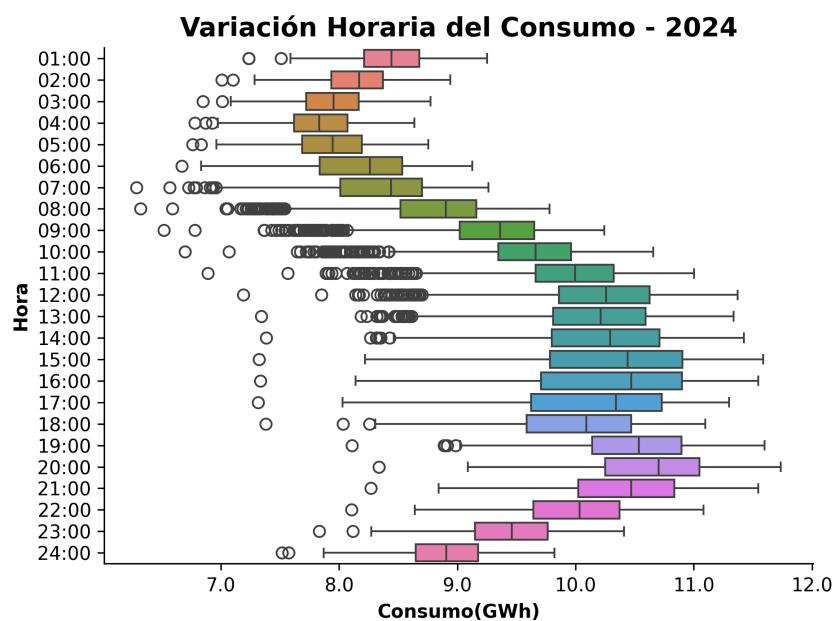


Figura 3.1. Diagrama de cajas y bigotes del consumo de energía en el año 2024
Fuente: elaboración propia.

Las características mostradas en la Figura 3.1 no son exclusivas del año 2024. Por el contrario, la forma en “S” que presenta la gráfica se mantiene consistentemente a lo largo del tiempo. Por ejemplo, la Figura 3.2, que representa el consumo horario de electricidad en el año 2023, exhibe un patrón muy similar al observado en 2024. Este mismo comportamiento se repite durante todo el periodo 2020-2024, lo que evidencia que, independientemente de las condiciones del mercado, el consumo horario mantiene una estructura regular y predecible.

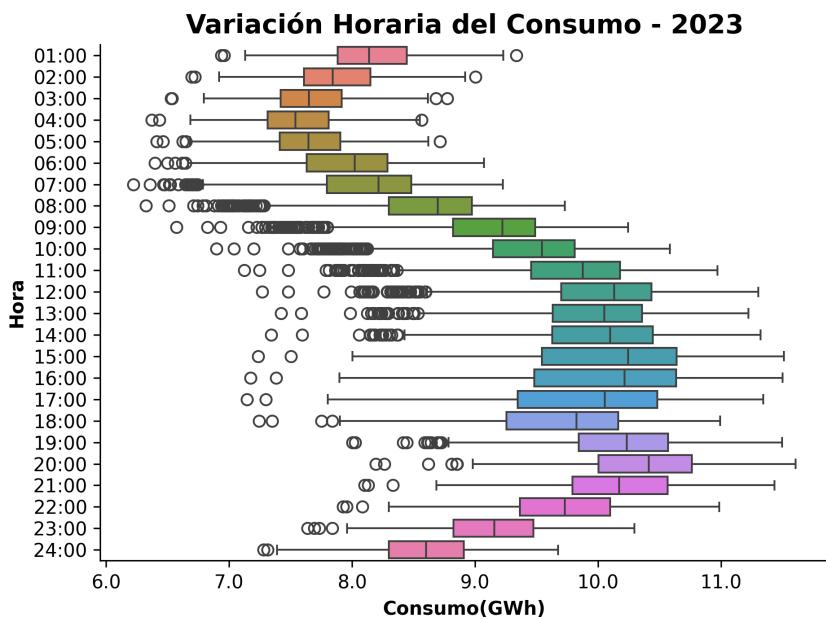


Figura 3.2. Diagrama de cajas y bigotes del consumo de energía en el año 2023

Fuente: elaboración propia.

3.4.2. Variación diaria de la energía consumida

Además de determinar la correlación entre el consumo de energía y la hora tambien resulta útil analizar el promedio diario de consumo de electricidad durante un año, dado que esto permite evaluar si además de factores horarios tambien influyen factores estacionales en el consumo; por ejemplo, podría ser que los consumos en enero sean en promedio menores que los consumos de energía en diciembre.

La figura Figura 3.3 muestra una débil correlación entre el consumo de energía y fechas específicas a lo largo del año 2024, lo que descarta la existencia de una estacionalidad marcada en los patrones de consumo. Además, se observa una notable ciclicidad en la demanda, que adopta una forma similar a una señal “sinusoidal ruidosa”. Este comportamiento refuerza la idea de una importante inelasticidad en el consumo de energía, como se discutió previamente en la Sección 1.3.

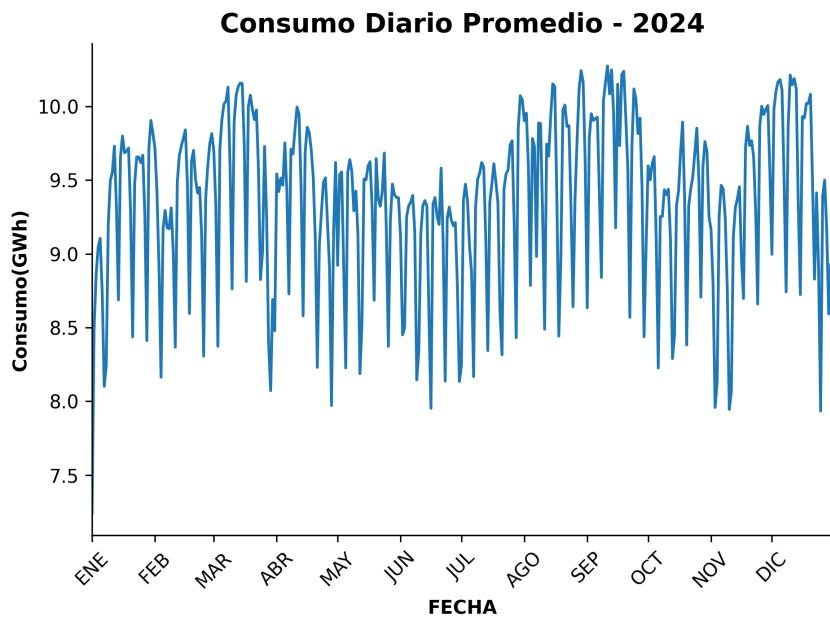


Figura 3.3. Consumo diario promedio de energía durante el año 2024
Fuente: elaboración propia.

Dicha inelasticidad se explica porque, independientemente del día del año, los usuarios del sistema tienden a mantener patrones de consumo relativamente similares. Un análisis similar realizado para el año 2023 arroja las mismas conclusiones, como se evidencia en la Figura 3.4.

En consecuencia, se puede concluir que el consumo de energía está fuertemente influenciado por factores horarios, pero se mantiene relativamente similar a lo largo del año. No se observan variaciones significativas asociadas a fenómenos estacionales, como las épocas de lluvia o sequía, ni a eventos puntuales, como el alumbrado navideño que se lleva a cabo durante todo el mes de diciembre.

El único cambio significativo en el patrón de consumo entre 2020 y 2024 se dio en el año 2020, el cual puede considerarse un año atípico debido a la irrupción del COVID-19 en Colombia. Las restricciones impuestas alteraron notablemente los patrones de consumo, como se muestra en la Figura 3.5.

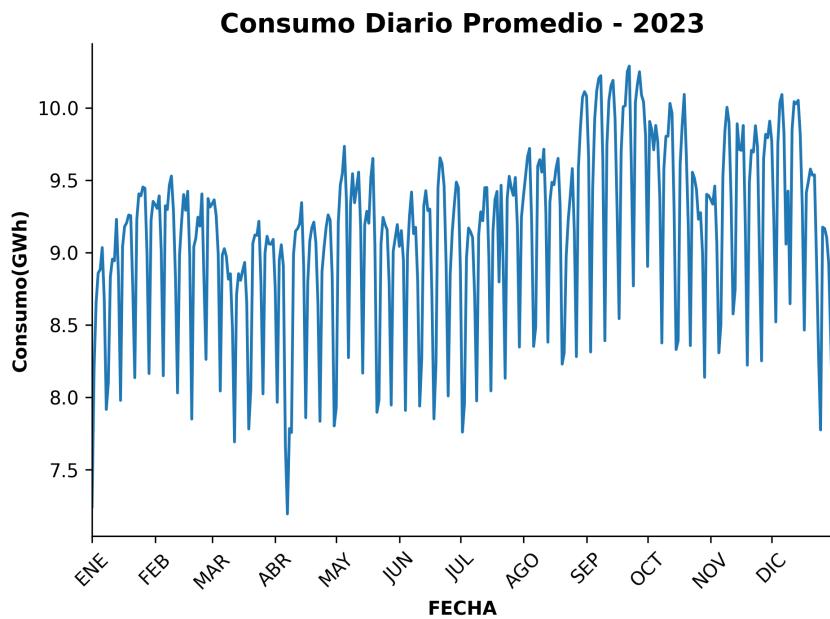


Figura 3.4. Consumo diario promedio de energía durante el año 2023
Fuente: elaboración propia.

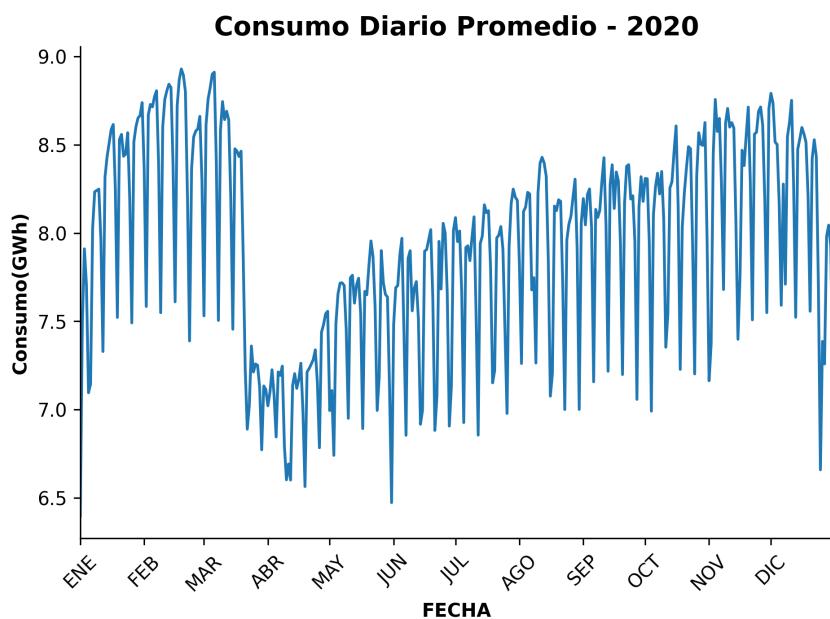


Figura 3.5. Consumo diario promedio de energía durante el año 2020
Fuente: elaboración propia.

3.4.3. Selección de la función de probabilidad para modelar el consumo

Debido a la naturaleza cíclica de la demanda de energía, la distribución uniforme resulta una función de probabilidad adecuada para modelar el consumo como una variable aleatoria. Esta distribución es sencilla de implementar y, dado el comportamiento regular del consumo, es altamente probable que el valor de un día específico se ubique entre el consumo mínimo y máximo observados en un horizonte temporal suficientemente amplio, como un año.

3.5 EXPLORACIÓN ESTADÍSTICA DEL PRECIO EN EL MERCADO SPOT

Para determinar qué función de distribución de probabilidad es más adecuada para la simulación de Monte Carlo, resulta útil analizar el comportamiento histórico del precio de la energía en el mercado spot durante un horizonte temporal determinado. Observar las variaciones diarias, mensuales y anuales de dicho precio permite seleccionar de manera informada las funciones de probabilidad que mejor se ajustan a este parámetro.

Por ello, en esta sección se analizan las dinámicas del precio de la energía en el mercado spot para distintos horizontes de tiempo, obteniendo datos reales del mercado spot mediante el uso de la API pydataxm.py de XM [30].

3.5.1. Variación horaria del precio en el mercado spot

Un primer enfoque para identificar patrones en el precio de la electricidad en el mercado spot puede consistir en analizar si existe una relación sistemática entre dicho precio y la hora del día. Esta hipótesis resulta razonable, dado que, como se evidenció en la Sección 3.4, el consumo de electricidad está fuertemente correlacionado con la hora del día. Por lo tanto, cabría esperar, al menos inicialmente, que el precio de la electricidad en bolsa también muestre una dependencia horaria, reflejando una correlación positiva entre el consumo y el precio en el mercado spot.

No obstante, como se muestra en la Figura 3.6, no se evidencia una correlación fuerte entre la hora del día y el precio de la electricidad. Por el contrario, la mediana de los precios se mantiene relativamente uniforme a lo largo del día, con variaciones menores que no siguen un patrón horario claro. Este resultado sugiere que la hora del día no constituye un factor determinante en la formación del precio spot. En cambio, variables como la disponibilidad de generación, las restricciones en la red eléctrica o el tipo de fuente energética despachada para cubrir la demanda en determinadas franjas horarias, parecen tener una influencia más relevante que la simple variación horaria del consumo.

Esto implica que la variación horaria de los precios en el mercado spot no constituye una métrica relevante para extraer observaciones útiles en la predicción de movimientos futuros del precio. Su baja —o nula— significancia estadística

limita su utilidad como indicador en modelos de pronóstico o análisis de comportamiento del mercado.

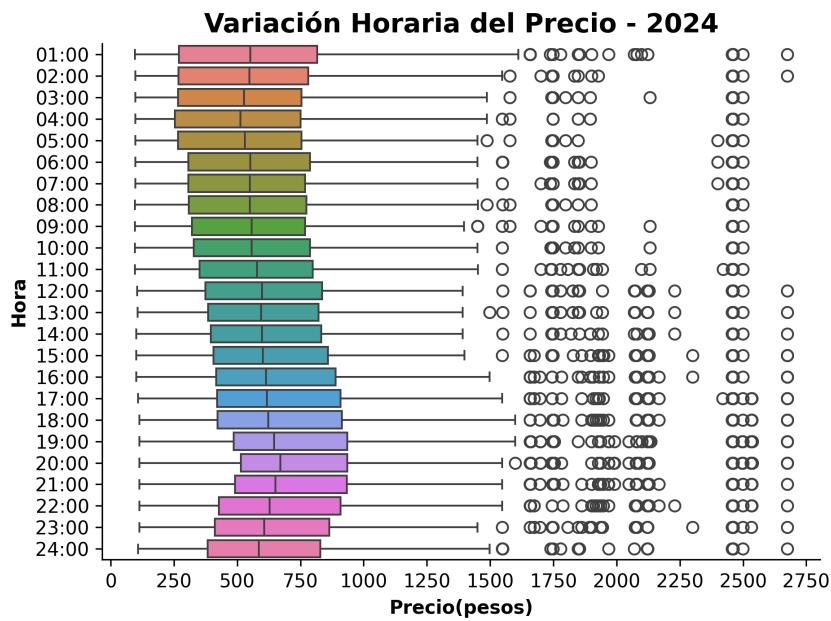


Figura 3.6. Diagrama de cajas y bigotes del precio de energía en el 2024
Fuente: elaboración propia.

3.5.2. Variación diaria del precio en el mercado spot

Al ampliar el horizonte temporal del análisis, pasando del precio horario al precio promedio diario durante el año 2024, se obtiene la Figura 3.7 en la cual se evidencia una alta volatilidad del precio de la electricidad, comparable, en términos relativos, con la inestabilidad de las criptomonedas*.

No obstante, también se observa una disminución significativa en los precios entre los meses de mayo y agosto, lo que sugiere, de forma preliminar, que si bien no existe una correlación clara con la hora del día, podría haber cierta relación con determinados meses del año.

La caída de precios puede hacerse más evidente al representar el precio promedio mensual, lo cual podría ayudar a responder la siguiente pregunta: ¿existe una correlación entre el precio de la electricidad en el mercado spot y el mes del año?. Esta pregunta es relevante dado que si ese fuera el caso podría plantearse un modelo que considerara determinadas fechas del año para hacer predicciones, o al menos estimar aumentos o decrementos en los precios de un mes relativo a otro.

*Activos digitales que operan sin el respaldo ni control de gobiernos o autoridades centrales

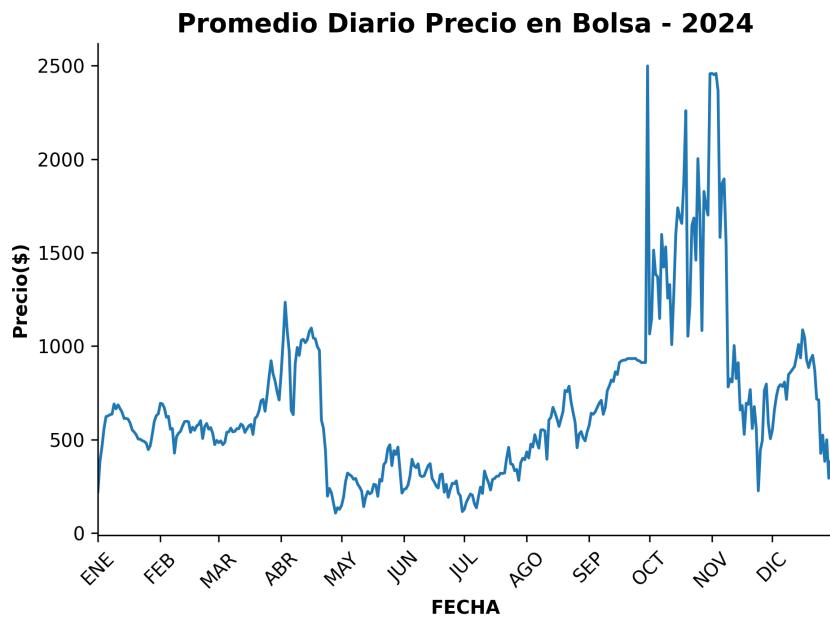


Figura 3.7. Precio diario promedio del año 2024

Fuente: elaboración propia.

En la Figura 3.8 se puede apreciar el precio de la electricidad en el mercado spot durante el año 2024, haciendo evidente el decremento en el precio en el periodo comprendido entre mayo y agosto.

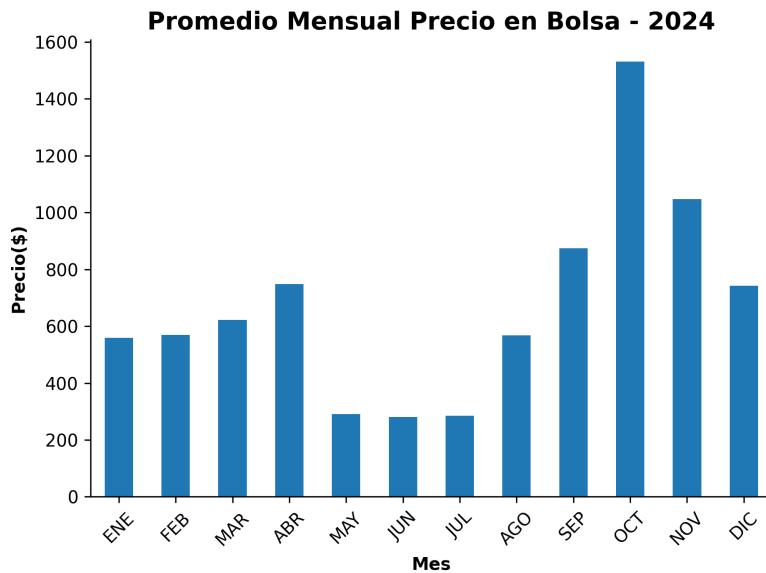


Figura 3.8. Promedios mensuales del año 2024

Fuente: elaboración propia.

Para confirmar o refutar la posible correlación entre los precios en el mercado spot y determinadas fechas del año, es necesario analizar el comportamiento del precio de la electricidad en años anteriores a 2024, como por ejemplo en 2023.

En la Figura 3.9 se presentan los precios promedio del mercado spot para cada mes del año 2023. A diferencia de lo observado en la Figura 3.8, en esta ocasión no se evidencia una caída tan drástica en los precios entre mayo y agosto en comparación con otros períodos del año.

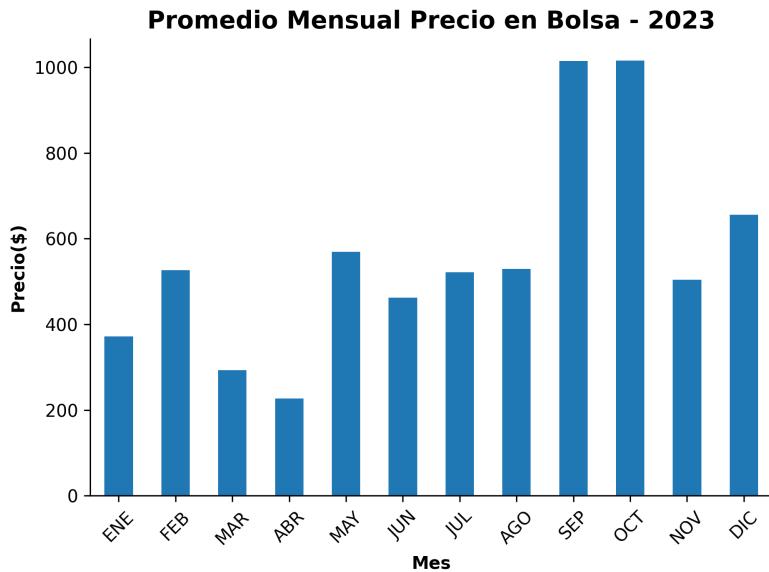


Figura 3.9. Promedios mensuales del año 2023

Fuente: elaboración propia.

Al analizar los promedios mensuales del precio de la electricidad en el mercado spot durante el periodo 2020–2024, no se identifican patrones cíclicos claros. Esto sugiere que las variaciones observadas podrían estar influenciadas por factores específicos de cada año, más que por una estacionalidad recurrente.

3.5.3. Selección de la función de probabilidad para modelar el precio

Como se vio anteriormente, a diferencia del consumo de electricidad, el precio en el mercado spot no presenta una dependencia clara con factores horarios o estacionales. Por el contrario, su comportamiento está influenciado por una amplia variedad de variables, tales como los precios de los combustibles, los niveles de embalse, las expectativas del mercado, entre otros.

No obstante, esto no impide que sea posible analizar la variación absoluta del precio entre días consecutivos.

La variación absoluta del precio en el mercado spot para cada día de un año de interés determinado es calculada según la Ecuación 3.9a:

$$\Delta P = \frac{P_{t+1} - P_t}{P_t} \quad (3.9a)$$

Donde:

- t : Día de referencia
- ΔP : Variación absoluta
- P_t : Precio en el día t
- P_{t+1} : Precio en el día $t + 1$

Despejando para P_{t+1}

$$P_{t+1} = P_t \cdot (\Delta P + 1) \quad (3.9b)$$

Una vez obtenidas las variaciones absolutas para cada par de días consecutivos a lo largo del año de interés, se construye un histograma de frecuencias para visualizar su distribución. En el caso del año 2024, este análisis se representa en la Figura 3.10.

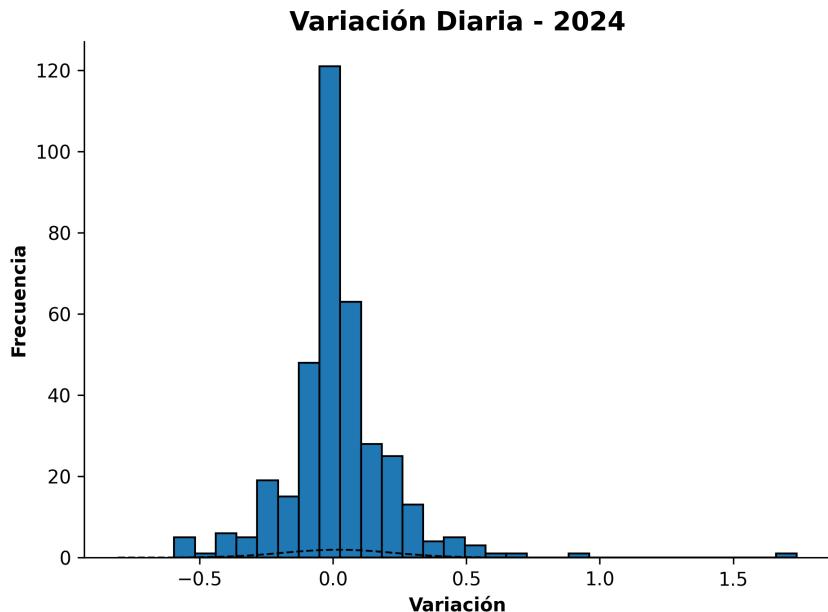


Figura 3.10. Histograma de la variación absoluta del precio en el año 2024
Fuente: elaboración propia.

Es evidente que la Figura 3.10 presenta una forma similar a la de una distribución normal, en la que la mayoría de los datos se concentran alrededor del valor promedio. Este comportamiento no es exclusivo del año 2024. Como se muestra

en la Figura 3.11, el histograma de las variaciones de precio para el año 2023 exhibe un patrón similar.

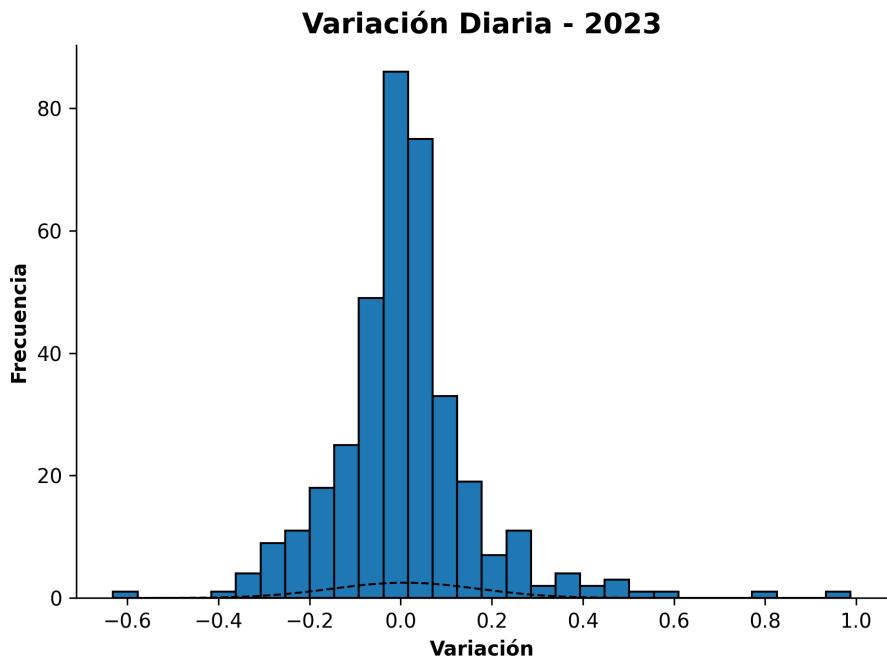


Figura 3.11. Histograma de la variación absoluta del precio en el año 2024
Fuente: elaboración propia.

De hecho, durante el periodo comprendido entre 2020 y 2024, todas las gráficas correspondientes a la variación absoluta del precio muestran esta misma característica: una distribución de los datos que se asemeja consistentemente a una distribución normal.

Por esta razón, se opta por utilizar una distribución normal para simular, de forma aleatoria, la variable del modelo matemático que representa el precio. Esta elección resulta adecuada, ya que el modelo se fundamenta en el cálculo de utilidades diarias, comparando los precios de un día con respecto al anterior. La distribución normal permite capturar de manera realista las fluctuaciones diarias observadas en el mercado spot.

3.6 RESUMEN CAPÍTULO 3

En este capítulo se plantea un modelo matemático que permite simular el comportamiento económico de un comercializador puro de energía en el mercado eléctrico colombiano. El objetivo principal es estimar la utilidad marginal diaria, definida en la Ecuación 3.2, entendida como la variación en la utilidad neta de un día con respecto al anterior. Esta estimación se realiza a partir de la interacción entre variables conocidas y aleatorias que caracterizan la operación de este tipo de

agentes.

La modelación se llevará a cabo mediante la técnica de simulación de Monte Carlo, la cual es apropiada para evaluar escenarios inciertos y cuantificar el riesgo asociado a factores como la variación del precio en el mercado spot o los cambios en la demanda diaria de los usuarios. A lo largo del capítulo, se definen las funciones de ingresos y costos del comercializador bajo distintos escenarios operativos, dependiendo de si la demanda es mayor o menor a la energía contratada.

Complementariamente, se realiza un análisis estadístico exploratorio de las variables del modelo —consumo y precio— con el fin de identificar patrones de comportamiento y respaldar las decisiones de modelación y selección de funciones de probabilidad para cada una de las variables. Este enfoque permite construir un marco analítico sólido para la toma de decisiones, el análisis de riesgo y la evaluación de estrategias comerciales para un comercializador de energía.

CAPITULO 4. IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO

4.1 INTRODUCCIÓN

Este capítulo presenta la implementación computacional del modelo de evaluación de riesgos basado en utilidad marginal, desarrollado en el Capítulo 3. La implementación se realizó en el lenguaje de programación Python, elegido por su sintaxis clara, su amplia adopción en entornos científicos y la disponibilidad de bibliotecas especializadas para el análisis de datos, como NumPy [31], Pandas [32], entre otras. Además, la API de XM [30], utilizada para la obtención de datos reales del mercado eléctrico colombiano, ofrece soporte nativo para este lenguaje, lo que facilitó significativamente la integración del modelo con fuentes de información externas.

El programa desarrollado guía al usuario mediante un conjunto de instrucciones interactivas desde la terminal del computador, permitiéndole configurar los parámetros clave requeridos para la simulación de escenarios. Tal como se detalla en la Sección 4.3, el sistema fue diseñado para ofrecer una experiencia de uso intuitiva, incluso para usuarios sin conocimientos avanzados en programación.

La herramienta se caracteriza por su flexibilidad y aplicabilidad práctica. Permite extraer datos reales de demanda energética asociados a un agente comercializador específico, simular distintos escenarios bajo condiciones controladas y generar salidas estadísticas y visuales que apoyan el análisis cuantitativo del riesgo. Esto convierte al programa en una herramienta útil tanto para investigadores como para agentes del sector interesados en gestionar su exposición al riesgo en el mercado eléctrico colombiano.

Se recomienda seguir las instrucciones proporcionadas en el Anexo C para realizar correctamente la instalación y ejecución del programa en un entorno local.

4.2 CONSIDERACIONES DEL MODELO

El programa fue desarrollado considerando una serie de supuestos para la simulación de los escenarios. En primer lugar, se asume que el comercializador debe pagar la totalidad de la energía contratada con los generadores, independientemente de si esta es consumida o no[†]. Tanto el precio como la cantidad de energía contratada pueden mantenerse constantes o variar hora a hora durante las 24 horas del día.

La demanda de energía se simula a partir de datos históricos de consumo del comercializador, utilizando una distribución uniforme. Estos datos son obtenidos mediante la API de XM [30], para un horizonte de tiempo definido por el usuario.

[†]Contrato bilateral tipo “pague lo contratado”, en el cual el comercializador se compromete a pagar la totalidad de la energía acordada, se consuma o no.

De igual forma, los precios del mercado spot se simulan con base en los datos históricos extraídos desde la misma fuente, pero utilizando una distribución normal. El horizonte temporal aplicado para ambos conjuntos de datos —consumo y precios— es el mismo, con el fin de garantizar la coherencia del análisis. No tendría sentido, por ejemplo, utilizar datos de precios del año 2008 y datos de demanda del 2015.

En cuanto al costo operativo, se modela como un gasto fijo por hora. Esto se debe a que los costos variables asociados a la compra de energía —ya sea en el mercado spot o a través de contratos con generadores— están incorporados directamente en la simulación. Los costos variables no contemplados podrían corresponder a comisiones de venta u otros gastos administrativos particulares de cada comercializador, no relacionados directamente con la adquisición de energía.

4.3 GUÍA DE UTILIZACIÓN DEL PROGRAMA

A continuación, se presenta una guía de uso del programa mediante capturas de pantalla, tomadas al ejecutar el programa `modelo.py` desde una terminal en Linux. En sistemas Windows o macOS, la apariencia del terminal puede variar ligeramente, pero la funcionalidad del programa se mantiene idéntica.

La guía sigue una secuencia de pasos que permiten simular distintos escenarios a partir de los datos ingresados por el usuario.

En la Figura 4.1 se muestra la inicialización del programa. La primera instrucción solicitada al usuario es ingresar la cantidad de escenarios que desea simular. Es importante tener en cuenta que un mayor número de escenarios incrementa la precisión de las predicciones, pero también el costo computacional. Si se elige un número excesivamente alto, las simulaciones pueden tardar varias horas en completarse o incluso colapsar debido al uso intensivo de memoria RAM.

Después, el programa solicita ingresar el código del agente, como se muestra en la Figura 4.2. Este código es una identificación asignada por XM a cada participante del sector eléctrico. Es fundamental que el código ingresado corresponda al comercializador de interés, ya que una misma empresa puede tener distintos códigos según el rol que desempeñe.

Por ejemplo, Celsia tiene asignado el código EPSD como operador de red, EPSC como generador y EPSC como comercializador. Si el objetivo es simular escenarios para Celsia en su rol de comercializador, se debe ingresar el código EPSC.

En la Tabla 4.1 se listan algunos de los comercializadores registrados, cuyos códigos pueden utilizarse en el programa. Existen muchos otros agentes válidos. Los listados completos pueden consultarse en los archivos Excel publicados periódicamente por XM sobre los agentes activos en el MEM.

Una vez ingresado el código de agente, el programa solicita definir el horizonte de

tiempo para la simulación, como se observa en la Figura 4.3.

```
(.venv) cristian@cristian-System-Product-Name:~/Documents/university/tg_repository/Ejemplos-TG-Cristian_Miller$ python modelo.py
SCRIPT DESARROLLADO POR CRISTIAN DAVID MILLER GONZÁLEZ
PARA EL TRABAJO DE GRADO SOBRE RIESGOS FINANCIEROS EN MERCADOS ELÉCTRICOS
email: cristian.miller@correounivalle.edu.co

=====
SIMULADOR DE VALOR EN RIESGO (VaR) PARA COMERCIALIZADORES
=====
Este programa ejecuta simulaciones para estimar el Valor en Riesgo (VaR)
de comercializadores puros de energía.

A continuación, siga las instrucciones paso a paso para completar
el formulario según lo solicitado por el programa.

-----
Escoja el número de escenarios:
-->
```

Figura 4.1. Inicio del programa

```
(.venv) cristian@cristian-System-Product-Name:~/Documents/university/tg_repository/Ejemplos-TG-Cristian_Miller$ python modelo.py
SCRIPT DESARROLLADO POR CRISTIAN DAVID MILLER GONZÁLEZ
PARA EL TRABAJO DE GRADO SOBRE RIESGOS FINANCIEROS EN MERCADOS ELÉCTRICOS
email: cristian.miller@correounivalle.edu.co

=====
SIMULADOR DE VALOR EN RIESGO (VaR) PARA COMERCIALIZADORES
=====
Este programa ejecuta simulaciones para estimar el Valor en Riesgo (VaR)
de comercializadores puros de energía.

A continuación, siga las instrucciones paso a paso para completar
el formulario según lo solicitado por el programa.

-----
Escoja el número de escenarios:
--> 10000000
Seleccione el agente de interés:
-->
```

Figura 4.2. Ingreso del código del agente.

Código SIC	Razón social
EPSC	Celsia Colombia S.A. E.S.P.
CNSC	Central Hidroeléctrica de Caldas S.A. E.S.P.
CDNC	Centrales Eléctricas de Nariño S.A. E.S.P.
ENDC	Enel Colombia S.A. E.S.P.
EMIC	Empresas Municipales de Cali E.I.C.E. E.S.P.
EPMC	Empresas Públicas de Medellín E.S.P.
GNCC	Vatia S.A. E.S.P.
QIEC	QI Energy S.A.S. E.S.P.
ETTC	Enertotal S.A. E.S.P.

Tabla 4.1. Código SIC de comercializadores.
Fuente: elaboración propia.

```
mplos-TG-Cristian_Miller$ python modelo.py
SCRIPT DESARROLLADO POR CRISTIAN DAVID MILLER GONZÁLEZ
PARA EL TRABAJO DE GRADO SOBRE RIESGOS FINANCIEROS EN MERCADOS ELÉCTRICOS
email: cristian.miller@correounivalle.edu.co

=====
SIMULADOR DE VALOR EN RIESGO (VaR) PARA COMERCIALIZADORES
=====
Este programa ejecuta simulaciones para estimar el Valor en Riesgo (VaR)
de comercializadores puros de energía.

A continuación, siga las instrucciones paso a paso para completar
el formulario según lo solicitado por el programa.

-----
Escoja el número de escenarios:
--> 1000000
Seleccione el agente de interés:
--> EPSC
Seleccione el intervalo de tiempo de su interés:
- Digite 'anual' para un año completo
- Digite 'mensual' para un mes
- Digite 'manual' para otro periodo personalizado
-->
```

Figura 4.3. Selección del horizonte de tiempo.

Las opciones válidas son:

- **anual:** el sistema tomará los datos disponibles correspondientes a un año, contado hacia atrás desde la fecha en que se ejecuta la simulación.
- **mensual:** el sistema utilizará los datos disponibles correspondientes al último mes, relativo a la fecha actual.

- `manual`: el programa pedirá al usuario que ingrese explícitamente la fecha de inicio y la fecha final del horizonte de tiempo deseado.

Es importante escribir las opciones exactamente como se muestran (en minúscula y sin espacios adicionales) para asegurar el correcto funcionamiento del sistema.

A continuación, el programa pregunta si el precio de venta de energía está discriminado por horas, Figura 4.4. Si varía por hora, se debe digitar “`y`” e ingresar un precio para cada una de las 24 horas. En caso contrario, se digita “`n`” y se ingresa un único valor (Figura 4.5).

Luego, se solicita al usuario definir si la cantidad de energía contratada con los generadores varía por hora, Figura 4.6. Si es así, se digita “`y`” y el usuario deberá ingresar la cantidad de energía contratada para cada hora; de lo contrario, se digita “`n`” y se proporciona un único valor (Figura 4.7).

```
=====
Este programa ejecuta simulaciones para estimar el Valor en Riesgo (VaR)
de comercializadores puros de energía.
```

```
A continuación, siga las instrucciones paso a paso para completar
el formulario según lo solicitado por el programa.
```

```
-----
```

```
Escoja el número de escenarios:
```

```
--> 1000000
```

```
Seleccione el agente de interés:
```

```
--> EPSC
```

```
Seleccione el intervalo de tiempo de su interés:
```

- Digite ‘`anual`’ para un año completo
- Digite ‘`mensual`’ para un mes
- Digite ‘`manual`’ para otro periodo personalizado

```
--> anual
```

```
-----
```

```
?El precio de venta de energía a los usuarios está discriminado por horas?
```

```
Si: digite y
```

```
No: digito n
```

```
-->
```

Figura 4.4. Selección del criterio para definir el precio de venta

```
de comercializadores puros de energía.  
A continuación, siga las instrucciones paso a paso para completar  
el formulario según lo solicitado por el programa.  
-----  
Escoja el número de escenarios:  
--> 1000000  
Seleccione el agente de interés:  
--> EPSC  
Seleccione el intervalo de tiempo de su interés:  
- Digite 'anual' para un año completo  
- Digite 'mensual' para un mes  
- Digite 'manual' para otro periodo personalizado  
--> anual  
-----  
¿El precio de venta de energía a los usuarios está discriminado por horas?  
Si: digite y  
No: digito n  
--> n  
Ingrese el precio único de venta de energía para todas las horas (en $/kwh)  
--> $
```

Figura 4.5. Ingreso del precio de venta de energía a los usuarios.

```
--> 1000000  
Seleccione el agente de interés:  
--> EPSC  
Seleccione el intervalo de tiempo de su interés:  
- Digite 'anual' para un año completo  
- Digite 'mensual' para un mes  
- Digite 'manual' para otro periodo personalizado  
--> anual  
-----  
¿El precio de venta de energía a los usuarios está discriminado por horas?  
Si: digite y  
No: digito n  
--> n  
Ingrese el precio único de venta de energía para todas las horas (en $/kwh)  
--> $130.5  
-----  
¿La cantidad de energía contratada con los generadores está discriminada por horas?  
Si: digite y  
No: digito n  
-->
```

Figura 4.6. Selección del criterio para definir la cantidad de energía contratada.

```

--> EPSC
Seleccione el intervalo de tiempo de su interés:
- Digite 'anual' para un año completo
- Digite 'mensual' para un mes
- Digite 'manual' para otro periodo personalizado
--> anual

-----
¿El precio de venta de energía a los usuarios está discriminado por horas?

Si: digite y
No: digito n
--> n
Ingrese el precio único de venta de energía para todas las horas (en $/kwh)
--> $130.5

-----
¿La cantidad de energía contratada con los generadores está discriminada por horas?

Si: digite y
No: digito n
--> n
Ingrese la potencia única contratada para cada hora del día (en kWh):
-->

```

Figura 4.7. Ingreso de la cantidad de energía contratada.

Posteriormente, se debe indicar si el precio de la energía contratada varía por hora, como se muestra en la Figura 4.8. Según la opción seleccionada, el usuario deberá ingresar un conjunto de 24 valores que representen el precio de la energía contratada para cada hora del día, o un único valor si el precio es homogéneo (Figura 4.9).

Finalmente, el programa solicita ingresar el costo operativo por hora (Figura 4.10). Como se explicó en la Sección 4.2, este valor corresponde al costo fijo que debe ingresarse de forma horaria. Por ejemplo, si el costo operativo diario es de \$24 millones, se debe ingresar un valor de 1 millón por hora.

Tras completar la simulación, el programa ofrece al usuario la opción de guardar los resultados en un archivo con extensión .csv*, como se muestra en la Figura 4.11. Si se desea guardar los resultados, se debe digitar “y” e ingresar el nombre del archivo (Figura 4.12); en caso contrario, se digita “n”.

*Archivo de texto utilizado para almacenar datos en formato tabular, donde las columnas están separadas por comas y la primera fila contiene los nombres de las variables.

```
¿El precio de venta de energía a los usuarios está discriminado por horas?  
Si: digite y  
No: digito n  
--> n  
Ingrese el precio único de venta de energía para todas las horas (en $/kwh)  
--> $130.5  
  
¿La cantidad de energía contratada con los generadores está discriminada por horas?  
Si: digite y  
No: digito n  
--> n  
Ingrese la potencia única contratada para cada hora del día (en kwh):  
--> 180000  
  
¿El precio de la energía contratada con los generadores está discriminado por horas?  
Si: digite y  
No: digito n  
-->
```

Figura 4.8. Selección del criterio para definir el precio de la energía contratada

```
Si: digite y  
No: digito n  
--> n  
Ingrese el precio único de venta de energía para todas las horas (en $/kwh)  
--> $130.5  
  
¿La cantidad de energía contratada con los generadores está discriminada por horas?  
Si: digite y  
No: digito n  
--> n  
Ingrese la potencia única contratada para cada hora del día (en kwh):  
--> 180000  
  
¿El precio de la energía contratada con los generadores está discriminado por horas?  
Si: digite y  
No: digito n  
--> n  
Ingrese el precio único de compra de energía para todas las horas (en $/kwh)  
--> $
```

Figura 4.9. Ingreso del precio de la energía contratada

```
Ingrese el precio único de venta de energía para todas las horas (en $/kwh)
--> $130.5

-----
¿La cantidad de energía contratada con los generadores está discriminada por horas?

Si: digite y
No: digito n
--> n
Ingrese la potencia única contratada para cada hora del día (en kwh):
--> 180000

-----
¿El precio de la energía contratada con los generadores está discriminado por horas?

Si: digite y
No: digito n
--> n
Ingrese el precio único de compra de energía para todas las horas (en $/kwh)
--> $80

-----
Ingrese el costo operativo:
--> $
```

Figura 4.10. Ingreso del costo operativo

```
--> n
Ingrese la potencia única contratada para cada hora del día (en kwh):
--> 180000

-----
¿El precio de la energía contratada con los generadores está discriminado por horas?

Si: digite y
No: digito n
--> n
Ingrese el precio único de compra de energía para todas las horas (en $/kwh)
--> $80

-----
Ingrese el costo operativo:
--> $20000000

-----
¿Desea guardar los escenarios simulados?

Digite 'y' para Sí
Digite 'n' para No

-->
```

Figura 4.11. Selección de opción para almacenar simulación

```
Ingrese la potencia única contratada para cada hora del día (en kwh):  
--> 180000  
  
-----  
¿El precio de la energía contratada con los generadores está discriminado por horas?  
Si: digite y  
No: digito n  
--> n  
Ingrese el precio único de compra de energía para todas las horas (en $/kwh)  
--> $80  
  
-----  
Ingresar el costo operativo:  
--> $20000000  
  
-----  
¿Desea guardar los escenarios simulados?  
Digite 'y' para Sí  
Digite 'n' para No  
  
--> y  
Nombre para guardar el archivo:
```

Figura 4.12. Selección del criterio de almacenamiento de escenarios simulados.

El archivo se guarda automáticamente en una carpeta llamada Escenarios, la cual es creada por el programa de forma automática, sin necesidad de intervención del usuario, en el directorio raíz del repositorio. Si se siguieron las instrucciones del Anexo C, la estructura de carpetas resultante tras este proceso será la que se muestra en la Figura 4.13.

Posteriormente, el programa permite visualizar los resultados mediante un histograma. Para graficar la utilidad marginal diaria, se debe digitar “t”; si se desea visualizar una hora específica, se debe ingresar un número entre 1 y 24, correspondiente a la hora deseada, Figura 4.14.

Luego, se solicita ingresar el nivel de confianza deseado para calcular el VaR (Figura 4.15).

Una vez definido el nivel de confianza, el programa imprime en la terminal la información estadística de los escenarios simulados. Si se eligió t, los resultados corresponden a las utilidades marginales diarias (Figura 4.16); si se seleccionó una hora específica, la información se refiere exclusivamente a esa hora. En ambos casos, se genera un gráfico correspondiente (Figura 4.17).

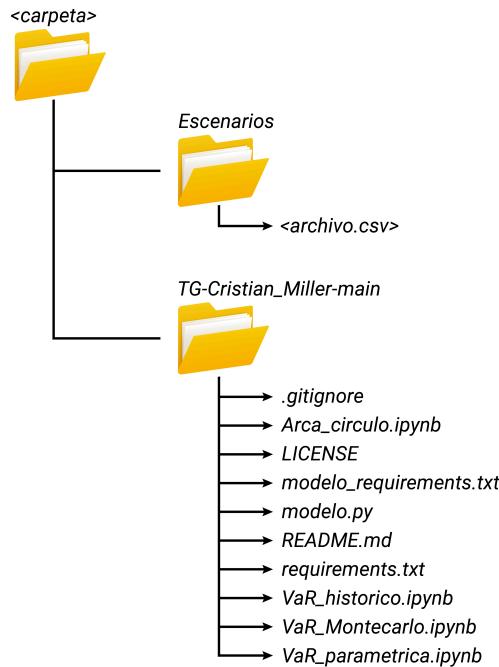


Figura 4.13. Diagrama de carpetas
Fuente: elaboración propia.

```
Ingrese el precio único de compra de energía para todas las horas (en $/kwh)
--> $80
```

```
Ingrese el costo operativo:
--> $20000000
```

```
¿Desea guardar los escenarios simulados?
```

```
Digite 'y' para Sí
Digite 'n' para No
```

```
--> y
Nombre para guardar el archivo: casos_junio
✓ Archivo 'casos_junio.csv' creado con éxito.
```

```
Seleccione una opción:
```

- Para consultar la utilidad marginal total, digite: t
 - Para consultar la utilidad marginal en una hora específica, digite el número de la hora (formato 1 a 24).
- Ejemplo: Para consultar la utilidad marginal a las 12:00, digite: 12

```
-->
```

Figura 4.14. Selección de criterio de visualización

```
Ingrese el costo operativo:  
--> $20000000  
  
-----  
¿Desea guardar los escenarios simulados?  
Digite 'y' para Si  
Digite 'n' para No  
  
--> y  
Nombre para guardar el archivo: casos_junio  
✓ Archivo 'casos_junio.csv' creado con éxito.  
  
-----  
Seleccione una opción:  
- Para consultar la utilidad marginal total, digite: t  
- Para consultar la utilidad marginal en una hora específica, digite el número de la hora (formato 1 a 24).  
    Ejemplo: Para consultar la utilidad marginal a las 12:00, digite: 12  
--> t  
Ingrese el nivel de confianza que desea utilizar para el cálculo del VaR (entre 0 y 100)  
.  
Ejemplo: para un 95% de confianza, escriba 95.  
-->
```

Figura 4.15. Selección del nivel de confianza para la visualización

```
- Para consultar la utilidad marginal en una hora específica, digite el número de la hora (formato 1 a 24).  
    Ejemplo: Para consultar la utilidad marginal a las 12:00, digite: 12  
--> t  
Ingrese el nivel de confianza que desea utilizar para el cálculo del VaR (entre 0 y 100)  
.  
Ejemplo: para un 95% de confianza, escriba 95.  
--> 95  
  
-----  
Promedio: $78,051,731.318  
Desviación estándar: $108,458,033.179  
    Mínimo: $-466,947,867.471  
    Máximo: $645,245,714.080  
Percentil 25%: $5,228,567.261  
Percentil 50%: $76,625,410.526  
Percentil 75%: $149,503,624.624  
    VaR: $-97,815,106.600  
  
-----  
🎉 ¡Programa finalizado exitosamente!
```

Figura 4.16. Información estadística de las utilidades marginales diarias

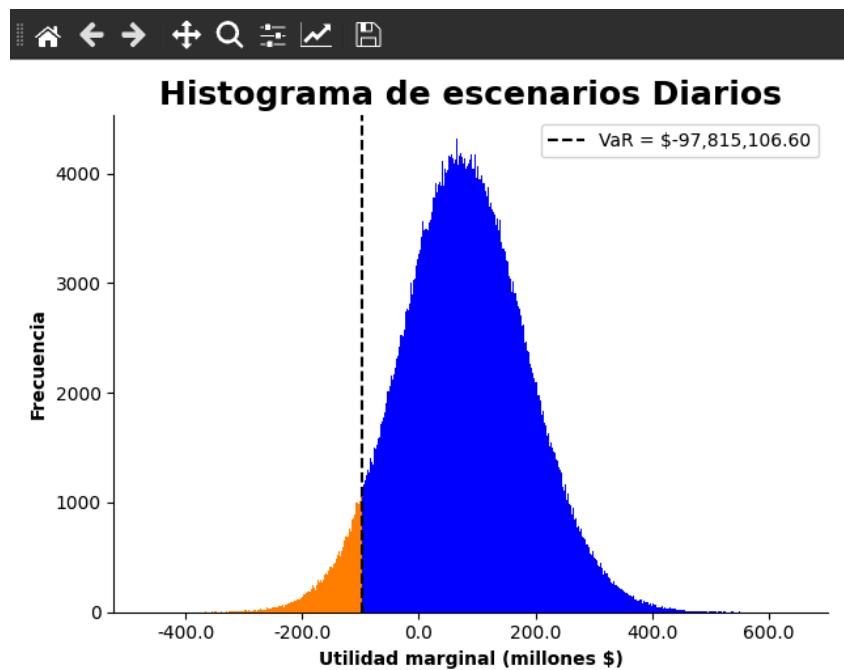


Figura 4.17. Grafico de histograma de las utilidades marginales simuladas

Como se observa en la Figura 4.17, el gráfico incluye un panel de herramientas en la parte superior. Al pasar el cursor sobre los íconos, se despliega un texto de ayuda que indica su función. Por ejemplo, el último ícono a la derecha permite guardar la imagen generada.

4.4 DESCRIPCIÓN DE LAS FUNCIONES DEL MODELO

En esta sección se explican las funciones principales del programa `modelo.py` encargadas de la obtención de datos históricos, la generación de variables aleatorias y la manipulación de datos. Es importante aclarar que no se presenta un análisis completo del código fuente, sino únicamente aquellas funciones relacionadas con la obtención o simulación de datos, dado que el programa contiene aproximadamente 600 líneas de código y múltiples funciones auxiliares cuya finalidad principal es dar formato a los datos de entrada utilizados por las funciones centrales aquí descritas.

En particular, se describen las funciones responsables de simular la demanda energética de los clientes del comercializador, generar los precios del mercado spot y calcular la utilidad resultante a partir de precios y demandas dadas.

El código completo puede consultarse en el archivo `modelo.py`, disponible en el repositorio correspondiente [28], donde cada función cuenta con comentarios en

línea y docstrings* que facilitan su comprensión.

El programa ha sido codificado de manera modular, es decir, cada función es autónoma y puede operar de forma independiente, siempre que se le proporcionen los parámetros adecuados. Esta estructura es especialmente ventajosa, ya que, por ejemplo, permite invocar desde otro programa únicamente la función encargada de generar la serie de precios del mercado spot, sin necesidad de ejecutar el resto del archivo `modelo.py`.

4.4.1. Función de simulación de demanda de clientes

La función encargada de simular la demanda se llama `power_demand`.

Su propósito es generar simulaciones de la demanda horaria de energía eléctrica (expresada en kWh) correspondiente a los usuarios de un agente comercializador en el MEM. Esta simulación resulta fundamental para construir los escenarios de análisis de riesgo del modelo.

Parámetros de entrada:

- `start`: fecha de inicio del periodo de análisis.
- `end`: fecha de finalización del periodo de análisis.
- `agent`: código del agente comercializador (identificador SIC).
- `iterations`: número de simulaciones a generar por cada hora (por defecto, 1.000).

Orden y descripción del procedimiento:

1. Consulta de datos reales: se accede a la API oficial de XM para descargar los registros históricos de demanda real correspondientes al agente especificado, en el intervalo de tiempo definido.
2. Verificación del agente: se comprueba que el código del agente se encuentre dentro del conjunto de datos descargado. En caso contrario, se lanza una excepción para evitar errores en el procesamiento.
3. Extracción de la matriz horaria: se seleccionan únicamente las columnas que contienen datos de demanda por hora (de la 1 a la 24), descartando cualquier otra información irrelevante para la simulación.
4. Determinación de valores extremos: para cada hora del día, se identifican los valores mínimo y máximo de demanda observados históricamente. Estos servirán como límites de la distribución uniforme utilizada para simular los escenarios.

*Cadenas de documentación utilizadas en Python para describir el propósito y funcionamiento de una función.

5. Simulación mediante distribución uniforme: con base en los valores extremos obtenidos, se generan muestras aleatorias utilizando una distribución uniforme continua. Para cada hora, se simulan `iterations` escenarios, produciendo un conjunto de posibles demandas horarias que reflejan la variabilidad observada en los datos históricos del agente.
6. Salida de la función: la función retorna dos objetos los cuales serán usados en el modelo para simular los escenarios:
 - `simulated_demand`: un `DataFrame` que contiene la simulación horaria de demanda. Cada columna representa una hora del día y cada fila un escenario diferente.
 - `current`: un `DataFrame` con el último registro de demanda real, utilizado para representar la demanda de los clientes en el día t .

A continuación se presenta el código de la función `power_demand`:

```
def power_demand(start, end, agent=None, iterations=1_000):
    """
    Esta función se encarga de simular la demanda de energía en kWh de los clientes de un comercializador. Permite seleccionar el periodo de análisis y el agente específico del cual se desea obtener la demanda. Retorna una simulación de la demanda horaria basada en una distribución uniforme entre los valores mínimo y máximo observados.

    Parámetros:
    - start: inicio de periodo
    - end: final de periodo
    - agent: identificador del agente comercializador
    - iterations: número de simulaciones por hora

    Retorna:
    - simulated_price: Serie de precios spot simulados
    - current_price: Último precio promedio real disponible
    """

    # Solicita los datos de demanda real para el agente desde la API

    df_original = objetoAPI.request_data(
        "DemaReal",
        "Agente",
        start,
```

```

end).set_index("Values_code")

# Verifica que el código del agente exista en los datos
descargados

if agent in df_original.index:
    pass
else:
    raise IndexError(
        "No se pudo encontrar el código del agente."
    )

df_agent = df_original.loc[agent].copy()

# Se toman únicamente las columnas correspondientes a las 24
horas del día

df_agent = df_agent.iloc[:, 1:25]

# Se obtiene el último registro disponible (demanda actual)

current = df_agent.tail(1)

# Se crea un DataFrame con el valor mínimo y máximo de
demanda por hora

hourly_data = pd.DataFrame(
    {"min": df_agent.min(), "max": df_agent.max()}
)

# Diccionario para almacenar las simulaciones por hora

simulated_demand = {}

# Se itera sobre cada hora (índice) y se generan valores
aleatorios uniformes

for index, data in hourly_data.iterrows():

    simulated_demand[index] = np.random.uniform(
        low=data[0], high=data[1], size=iterations
    )
# Se convierte el diccionario en un DataFrame donde cada

```

```

    columna es una hora
simulated_demand = pd.DataFrame(simulated_demand)

return simulated_demand , current

```

4.4.2. Función de simulación de precios en el mercado spot

La función encargada de simular los precios en el mercado spot se llama `spot_price`.

Su finalidad es generar escenarios simulados del precio de la electricidad en el mercado spot (precio en bolsa) colombiano. Para ello, se basa en el comportamiento histórico de las variaciones marginales diarias, modeladas mediante una distribución normal.

Parámetros de entrada:

- `start`: Fecha de inicio del periodo de análisis.
- `end`: Fecha de finalización del periodo de análisis.
- `iterations`: Número de simulaciones a generar (por defecto, 1.000).

Orden y descripción del procedimiento:

1. Consulta de precios históricos: la función accede a la API de XM para descargar los precios registrados en el mercado spot colombiano durante el intervalo de tiempo indicado. Se extraen únicamente las columnas correspondientes al precio en bolsa por hora.
2. Cálculo del precio promedio diario: para cada día, se calcula el promedio de los precios horarios, lo cual proporciona una estimación representativa del precio diario.
3. Estimación de la variación marginal diaria: se calcula la variación marginal como la diferencia relativa entre el precio promedio de un día y el del día anterior. Esta medida captura la volatilidad del mercado día a día.
4. Tratamiento de valores nulos: las variaciones marginales que no pueden calcularse (como en el primer día del periodo) se reemplazan por cero, evitando así errores en el procesamiento posterior.
5. Simulación mediante distribución normal: a partir de las variaciones históricas, se ajusta una distribución normal y se generan nuevas variaciones marginales simuladas, usando como parámetros la media y desviación estándar empíricas.
6. Cálculo de precios simulados: a partir del último precio promedio real disponible (día t), se calculan los precios simulados aplicando las variaciones generadas, siguiendo la expresión mostrada en la Ecuación 3.9b. Esto permite estimar una serie de precios para el día $t + 1$.

7. Salida de la función: la función retorna dos objetos, los cuales se utilizan en el modelo de simulación:

- `simulated_price`: una serie con los precios simulados en el mercado spot.
- `current`: el último precio promedio real observado, empleado como referencia para el día t .

A continuación se presenta el código de la función `spot_price`:

```
def spot_price(start, end, iterations=1_000):  
    """  
        Esta función simula el precio de la electricidad en el mercado spot (precio en bolsa). Utiliza una distribución normal basada en las variaciones marginales históricas de precios.  
  
    Parámetros:  
    - start: inicio de período  
    - end: final de período  
    - iterations: Número de simulaciones que se desea generar  
  
    Retorna:  
    - simulated_price: Serie de precios spot simulados  
    - current_price: Último precio promedio real disponible  
    """  
  
    # Solicita los precios históricos al API de XM para el sistema  
  
    df_original = objetoAPI.request_data(  
        "PrecBolsNaci", "Sistema", start, end  
    ).set_index("Date")  
  
    # Se extraen las columnas correspondientes a las 24 horas del día  
  
    df_spot = df_original[df_original.columns[2:26]].copy()  
  
    # Se calcula el precio promedio diario (promedio de las 24 horas)  
  
    df_spot["mean_price"] = df_spot.mean(axis=1)  
  
    # Se calcula la variación marginal diaria (variación absoluta
```

```

    de cambio día a día)

df_spot["marginal"] = (
    df_spot["mean_price"] - df_spot["mean_price"].shift(1)
) / df_spot["mean_price"].shift(1)

# Se llenan valores nulos (por ejemplo, el primer valor de
# variación) con cero

df_spot.fillna(0, inplace=True)

# Se simulan nuevas variaciones marginales con una
# distribución normal

simulated_marginal_prices = np.random.normal(
    loc=df_spot.marginal.mean(), scale=df_spot.marginal.std(),
    size=iterations
)

# Último precio promedio real disponible

current_price = df_spot.mean_price.tail(1).iloc[0]

# Se generan precios simulados multiplicando el precio actual
# por (1 + variación)

simulated_price = pd.Series(current_price * (
    simulated_marginal_prices + 1))

return simulated_price, current_price

```

4.4.3. Función de cálculo de las utilidades netas

La función encargada de calcular las utilidades netas se llama `earnings`.

La función `earnings` permite estimar la utilidad neta que obtiene un agente comercializador de energía eléctrica en un escenario determinado, considerando tanto la demanda de sus clientes como los costos asociados a la compra de energía mediante contratos y en el mercado spot.

Parámetros de entrada:

- `client_demand`: DataFrame que representa la demanda horaria de energía de los usuarios, ya sea real o simulada.

- `contracted_power`: Cantidad de energía contratada con los generadores, especificada por hora.
- `sell_price`: Precio de venta de la energía a los usuarios finales, definido por hora.
- `market_price`: Precio de la energía en el mercado spot. Puede ser un valor único (precio del día t) o una serie de valores simulados.
- `buy_price`: Precio pactado con los generadores para la energía contratada, por hora.
- C_o : Costo operativo fijo en el que incurre el comercializador por hora.
- `sample_size`: Número de escenarios a simular (por defecto, 1).

Descripción del procedimiento:

1. Inicialización del DataFrame: se crea un DataFrame vacío con una fila por cada escenario y una columna por cada hora del día, que almacenará la utilidad neta obtenida en cada intervalo horario.
2. Obtención de datos: se extraen las variables Q_d , Q_c , P_d , P_s y P_c , las cuales se utilizarán para calcular los ingresos y costos en cada escenario.
3. Cálculo de ingresos: los ingresos se calculan según el caso:
 - Si la energía demandada es menor o igual a la energía contratada, el ingreso se calcula según la Ecuación 3.3.
 - Si la energía demandada supera la energía contratada, el ingreso se calcula según la Ecuación 3.6.
4. Cálculo de costos: los costos se determinan también según el mismo criterio:
 - Si la energía demandada es menor o igual a la energía contratada, el costo se calcula según la Ecuación 3.4.
 - Si la energía demandada excede la energía contratada, el costo se calcula según la Ecuación 3.7.
5. Cálculo de utilidad neta: para cada hora y cada escenario, se resta el costo al ingreso y se almacena el resultado en el DataFrame.
6. Cálculo de la utilidad total diaria: se agrega una columna llamada `Total` al DataFrame, que contiene la suma de las utilidades horarias, representando la utilidad total diaria del comercializador para cada escenario simulado.
7. Salida de la función: la función retorna un DataFrame que contiene la utilidad neta por hora para cada escenario, junto con una columna adicional con la utilidad total diaria.

A continuación se presenta el código de la función earnings:

```
def earnings(
    client_demand,
    contracted_power,
    sell_price,
    market_price,
    buy_price,
    C_o,
    sample_size=1,
):
    """
    Esta función calcula la utilidad de un comercializador de
    energía según sus dos casos operativos para cada hora del
    día.

    Parámetros:
    - client_demand: demanda real o simulada de los clientes
        (valor por hora)
    - contracted_power: potencia contratada (valor por hora)
    - sell_price: precio de venta a los clientes (valor por
        hora)
    - market_price: serie o valor fijo con el precio spot del
        mercado (puede ser iterable o escalar)
    - buy_price: precio de compra al generador (valor por hora)
    - C_o: costos operativos fijos
    - sample_size: número de escenarios simulados

    Retorna:
    - earning_dataframe: DataFrame con las utilidades netas por
        hora y el total para cada escenario
    """

# Crea un DataFrame vacío para almacenar las ganancias por
# hora y por escenario

earning_dataframe = pd.DataFrame(
    index=range(sample_size), columns=client_demand.columns
)

# Itera sobre cada hora del día

for hour in client_demand.columns:
```

```

Q_d = client_demand[hour].values
Q_c = contracted_power[hour]
P_d = sell_price[hour]
P_c = buy_price[hour]

# Determina si el precio de mercado es iterable (simulado) o
# constante (precio actual)
if isinstance(market_price, Iterable):
    P_b = market_price.values
else:
    P_b = market_price

# Calcula el ingreso según el escenario:

income = np.where(
    Q_c - Q_d >= 0, Q_d * P_d + (Q_c - Q_d) * P_b, Q_d \ * P_d
)

# Calcula el costo según el escenario:
cost = np.where(
    Q_c - Q_d >= 0, Q_c * P_c + C_o, Q_c * P_c + (Q_d - \ Q_c) *
    P_b + C_o
)

# Calcula la utilidad

earning_dataframe[hour] = income - cost

# Se agrega una columna con la ganancia total sumando todas
# las horas

earning_dataframe["Total"] = earning_dataframe.sum(axis=1)

return earning_dataframe

```

4.5 RESUMEN

La implementación del modelo en Python permite simular escenarios de utilidad marginal para comercializadores de energía en el MEM, integrando datos históricos reales y supuestos operativos representativos del mercado. A través de una interfaz interactiva por terminal, el usuario puede configurar los principales parámetros del modelo —como el número de escenarios, el agente comercializador, el horizonte de análisis, y las condiciones de compra y venta de energía—, lo que otorga flexibilidad

y realismo a las simulaciones.

El programa está estructurado de forma modular, lo cual facilita tanto su comprensión como su reutilización parcial en otros entornos o aplicaciones. Las funciones principales desarrolladas permiten simular la demanda energética, generar precios en el mercado spot y calcular las utilidades netas por escenario, con base en los valores de entrada definidos por el usuario.

Este desarrollo tecnológico no solo implementa el modelo teórico planteado en el Capítulo 3, sino que también constituye una herramienta práctica para el análisis del riesgo comercial en el sector eléctrico colombiano, permitiendo evaluar de forma sistemática el impacto de diferentes condiciones de operación sobre la rentabilidad del agente.

CAPITULO 5. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

5.1 INTRODUCCIÓN

En este capítulo se presentan las conclusiones y reflexiones más relevantes derivadas del desarrollo de este trabajo de grado. Se destacan los aportes realizados a la gestión de riesgos en el contexto del mercado eléctrico, así como propuestas de líneas de investigación futuras que podrían dar continuidad a este estudio. Igualmente, se resaltan algunas de las hipótesis críticas formuladas a lo largo del proyecto, las cuales, por su relevancia y complejidad, pueden constituir en sí mismas temas de investigación independientes.

5.2 CONCLUSIONES GENERALES

Para el desarrollo de este trabajo, se inició en el Capítulo 1 con la introducción de conceptos clave que permiten comprender el funcionamiento de los mercados en general, y de los mercados eléctricos en particular, con un enfoque en el caso colombiano. Uno de los conceptos más relevantes abordados en ese capítulo es el de la formación de precios en la bolsa de energía, discutido en la Subsección 1.5.4. En la Subsección 1.5.4 se explica por qué se utiliza un sistema de subasta marginal en lugar del esquema pay-as-bid. Bajo el supuesto de que ningún generador tiene poder de imposición de precios ni acceso privilegiado a los costos de los demás participantes, se incentiva a ofertar al menor precio posible con el fin de ser despachado y así cubrir la demanda.

Asimismo, se introdujo el concepto de riesgo, con énfasis en los riesgos financieros, y se presentaron algunas estrategias utilizadas en la industria para su identificación, gestión y evaluación. Se destacó, a través del caso del Silicon Valley Bank, la importancia de que los agentes en mercados competitivos —como los comercializadores del sector eléctrico— supervisen de forma constante su perfil de riesgo, tanto con métodos cuantitativos como cualitativos. Entre las metodologías cuantitativas discutidas se encuentran la desviación estándar, el ratio de Sharpe y el Value at Risk (VaR), haciendo énfasis en este último. Para reforzar estos conceptos, se desarrollaron ejemplos prácticos disponibles en el repositorio complementario [28] asociado a este trabajo.

En el Capítulo 3 se propone un modelo matemático para la evaluación del riesgo, inspirado en el artículo titulado “Using Simulations for Risk Assessment in Electricity Markets” [33]. No obstante, este trabajo se aparta del anterior en cuanto a la distribución de probabilidad seleccionada para la variable aleatoria del precio spot de la energía. En este capítulo no solo se presenta el modelo, sino también las hipótesis fundamentales sobre las cuales se basa su implementación.

Usando datos empíricos, se demuestra mediante diagramas de cajas y bigotes que existe una correlación entre la cantidad de energía consumida y la hora del día. Sin

embargo, a partir de gráficos de consumo promedio diario, se observa que no hay una estacionalidad clara en el consumo de energía a lo largo del año, salvo por eventos excepcionales como las restricciones asociadas a la pandemia en 2020. Por otro lado, respecto al precio spot de la energía, se evidencia que no existe una correlación significativa entre la hora del día y dicho precio. Dado que sí se detecta una fuerte relación entre hora del día y consumo, esto sugiere que la correlación entre consumo horario y precio spot es, en el mejor de los casos, débil o inexistente. Es importante señalar que esto no implica que no haya relación, sino que existen múltiples factores adicionales que afectan la formación del precio spot, como los precios internacionales de los combustibles, la tasa de cambio del dólar, los niveles de embalses, entre otros. La validación detallada de estas hipótesis representa en sí misma un campo de investigación que excede el alcance de este trabajo, pero que puede constituir una base para futuras líneas de estudio.

En cuanto a la implementación, se desarrolló un programa en Python que, partiendo de las hipótesis y conceptos presentados en el Capítulo 3, permite simular escenarios de riesgo, calcular métricas estadísticas relevantes y generar visualizaciones de los resultados. Tanto el programa como los ejemplos de cálculo del Value at Risk desarrollados en el Capítulo 2 están disponibles bajo la licencia MIT, lo que permite su libre uso, modificación y distribución. Esto significa que cualquier persona interesada puede descargar, adaptar y mejorar el código fuente, tanto del modelo como de los ejercicios complementarios. La herramienta desarrollada resulta versátil, ya que permite capturar y modelar datos de cualquier agente comercializador registrado en el MEM, utilizando información real de demanda energética y precios spot obtenida a través de XM. Por tanto, puede emplearse como una aplicación genérica para el sector, con posibilidad de ser adaptada a las necesidades particulares de cada agente, en consonancia con su carácter de software libre.

El desarrollo del programa y el uso de la API de XM representaron un valioso aprendizaje en el marco de este trabajo, ya que no solo me permitieron poner a prueba mis habilidades en la implementación de herramientas tecnológicas para solucionar necesidades específicas —en este caso, la estimación del VaR—, sino también evidenciar el gran potencial que tiene el aprovechamiento de la amplia cantidad de datos que XM ofrece a través de su API. Esta fuente de información resulta útil no solo para los comercializadores, sino para todos los agentes del sector eléctrico, al permitir realizar análisis y predicciones en múltiples áreas de interés.

5.3 TRABAJOS FUTUROS

- Profundizar en la investigación sobre la correlación entre el consumo de energía y la formación de precios en el mercado spot, considerando tanto variables horarias como factores externos que puedan incidir en dicha relación.

- Desarrollar una aplicación de escritorio o una interfaz web que integre las funcionalidades del programa implementado en este trabajo. Esto permitiría que usuarios no familiarizados con el uso de la terminal, GitHub u otras herramientas informáticas especializadas puedan acceder fácilmente a los beneficios del modelo.
- Proponer metodologías basadas en inteligencia artificial que permitan incorporar múltiples variables que potencialmente influyen en el precio de la energía en el mercado spot y en el comportamiento del consumo de los usuarios. El objetivo sería mejorar la precisión del modelo en términos de predicción y evaluación de riesgos.

BIBLIOGRAFÍAS

- [1] N. R. Goodwin, J. M. Harris, J. A. Nelson, P. Joshi Rajkarnikar, B. A. Roach y M. Torras, «Principles of economics in context,» eng, en Second edition. London New York: Routledge, 2020, págs. 73-74, ISBN: 978-1-138-34403-7.
- [2] D. F. Perkis, «The Science of Supply and Demand,» *Page One Economics Newsletter*, mar. de 2021. dirección: <https://www.stlouisfed.org/publications/page-one-economics/2021/03/01/the-science-of-supply-and-demand>.
- [3] Encyclopaedia Britannica, T. Editors, *Supply and Demand*, Accessed: May 09, 2025, Encyclopedia Britannica, mayo de 2025. dirección: <https://www.britannica.com/money/supply-and-demand>.
- [4] P. L. Anderson, R. D. McLellan, J. P. Overton y G. L. Wolfram, «Price elasticity of demand,» *McKinac Center for Public Policy*. Accessed October, vol. 13, n.º 2, 1997.
- [5] A. S. Rawat, *10 Factors Affecting Supply of a Product | Analytics Steps*, en. visitado 9 de jun. de 2025. dirección: <https://www.analyticssteps.com/blogs/10-factors-affecting-supply-product>.
- [6] S. Milovanska-Farrington, «Perfect Competition,» en *Principles of Microeconomics: From Theory to Practice and Applications*, Cham: Springer Nature Switzerland, 2025, págs. 219-242, ISBN: 978-3-031-67233-0. DOI: 10.1007/978-3-031-67233-0_9. dirección: https://doi.org/10.1007/978-3-031-67233-0_9.
- [7] L. Becchetti, L. Bruni y S. Zamagni, «Chapter 6 - Non-competitive markets and elements of game theory,» en *The Microeconomics of Wellbeing and Sustainability*, L. Becchetti, L. Bruni y S. Zamagni, eds., Academic Press, ene. de 2020, págs. 157-198, ISBN: 978-0-12-816027-5. DOI: 10.1016/B978-0-12-816027-5.00006-9. visitado 9 de jun. de 2025. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128160275000069>.
- [8] J. San Miguel Giralt, «La colusión como práctica anticompetitiva en la contratación pública. Reciente tendencia a la participación accionaria horizontal en EE.UU. y América Latina,» *Ius et Praxis*, vol. 24, n.º 1, págs. 757-800, jun. de 2018, Publisher: Universidad de Talca, Facultad de Ciencias Jurídicas y Sociales, ISSN: 0718-0012. DOI: 10.4067/S0718-00122018000100757. visitado 9 de jun. de 2025. dirección: http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0718-00122018000100757&lng=es&nrm=iso&tlang=es.
- [9] A. Lerner, *The concept of monopoly and the measurement of monopoly power*. Springer, 1995.
- [10] P. Osvaldo FUCCI, «COMPETENCIA PERFECTA, COMPETENCIA MONOPOLISTICA, OLIGOPOLIO Y MONOPOLIO,»
- [11] F. Zamora, «Monopolio Y Monopsonio,» *El Trimestre Económico*, vol. 20, n.º 77(1), págs. 1-44, 1953, Publisher: Fondo de Cultura Económica, ISSN:

- 0041-3011. visitado 9 de jun. de 2025. dirección: <https://www.jstor.org/stable/20855327>.
- [12] J. T. page, *The \$2.5 trillion reason we can't rely on batteries to clean up the grid*, en. visitado 9 de jun. de 2025. dirección: <https://www.technologyreview.com/2018/07/27/141282/the-25-trillion-reason-we-can-t-rely-on-batteries-to-clean-up-the-grid/>.
- [13] *An Introduction to Demand Generation & Demand Response | Greentech Renewables*, en, Section: Support Articles, jun. de 2016. visitado 9 de jun. de 2025. dirección: <https://www.greentechrenewables.com/article/introduction-demand-generation-demand-response>.
- [14] *Alejandría - Resolución 128 de 1996 CREG*. visitado 9 de jun. de 2025. dirección: https://gestornormativo.creg.gov.co/gestor/entorno/docs/resolucion_creg_0128_1996.htm.
- [15] *Alejandría - Resolución 1 de 2006 CREG*. visitado 14 de jun. de 2025. dirección: https://gestornormativo.creg.gov.co/gestor/entorno/docs/resolucion_creg_0001_2006.htm.
- [16] B. Willems e Y. Yu, «Bidding and Investment in Wholesale Electricity Markets: Pay-as-Bid versus Uniform-Price Auctions,»
- [17] *Decreto 1260 de 2013 - Gestor Normativo*, es. visitado 9 de jun. de 2025. dirección: <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=65468>.
- [18] *Ley 143 de 1994 - Gestor Normativo*, es. visitado 9 de jun. de 2025. dirección: <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=4631>.
- [19] A. Pérez y J. Carabalí, «Un modelo sobre competencia en mercados de electricidad: contratos bilaterales en Colombia,» es, *Desarro. Soc.*, n.º 87, págs. 149-185, feb. de 2021.
- [20] A. J. Arenas-Falótico y E. Scudiero, «Futures contracts as a means of hedging market risks,» *AiBi Revista de Investigación, Administración e Ingeniería*, vol. 11, n.º 3, págs. 42-51, sep. de 2023.
- [21] J. Llamas, *Riesgo - Qué es, qué tipos hay y cómo se gestiona*, es, sep. de 2020. visitado 9 de jun. de 2025. dirección: <https://economipedia.com/definiciones/riesgo.html>.
- [22] *What Are the Five Types of Financial Risk Management?* en, sep. de 2023. visitado 10 de jun. de 2025. dirección: <https://www.epwealth.com/blog/what-are-the-five-types-financial-risk-management>.
- [23] *What Is Risk Management & Why Is It Important? | HBS Online*, en, oct. de 2023. visitado 10 de jun. de 2025. dirección: <https://online.hbs.edu/blog/post/risk-management>.
- [24] F. Saavedra, *Incumplimiento del Gobierno con millonaria deuda en subsidios a la energía amenaza con incrementar las facturas en un 140%*, Sección: Colombia, mayo de 2025. visitado 10 de jun. de 2025. dirección: <https://www.infobae.com/colombia/2025/05/17/incumplimiento-del-gobierno-con-m>

- illonaria-deuda-en-subsidios-a-la-energiaamenaza-con-incrementar-las-facturas-en-un-140/.
- [25] M. Majka, «Understanding Standard Deviation in Risk Management,» ago. de 2024.
 - [26] L. P. Safane Jake, *Understanding the Sharpe ratio: An explainer for investors*, en-US. visitado 10 de jun. de 2025. dirección: <https://www.businessinsider.com/personal-finance/investing/sharpe-ratio>.
 - [27] K. Montevirgen, *How value at risk (VAR) helps estimate investment losses*, en. visitado 10 de jun. de 2025. dirección: <https://www.britannica.com/money/value-at-risk-meaning>.
 - [28] C. D. Miller, *superkill2304/TG-Cristian_Miller: Thesis Companion Repository*, jun. de 2025. DOI: 10.5281/zenodo.15597318. dirección: https://github.com/superkill2304/TG-Cristian_Miller.
 - [29] *Agreement between the United States of America, the United Mexican States, and Canada 7/1/20 Text*, en. visitado 10 de jun. de 2025. dirección: <https://ustr.gov/trade-agreements/free-trade-agreements/united-states-mexico-canada-agreement/agreement-between>.
 - [30] EquipoAnaliticaXM, *EquipoAnaliticaXM/API_XM*, mayo de 2025. visitado 31 de mayo de 2025. dirección: https://github.com/EquipoAnaliticaXM/API_XM.
 - [31] C. R. Harris et al., «Array programming with NumPy,» *Nature*, vol. 585, n.º 7825, págs. 357-362, sep. de 2020. DOI: 10.1038/s41586-020-2649-2. dirección: <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2>.
 - [32] W. McKinney, «Data Structures for Statistical Computing in Python,» en *Proceedings of the 9th Python in Science Conference*, S. van der Walt y J. Millman, eds., 2010, págs. 56-61. DOI: 10.25080/Majora-92bf1922-00a.
 - [33] D. Navas, C. Lozano y D. Manotas-Duque, «Using Simulations for Risk Assessment in Electricity Markets,» *Ingeniería y Universidad*, vol. 16, págs. 363-377, dic. de 2012.

ANEXOS

ANEXO A. Interpretación matemática de las ecuaciones que rigen el modelo propuesto.

En el modelo, los elementos denotados por la letra Q representan cantidades de energía eléctrica, expresadas kWh, mientras que la letra P indica que el elemento corresponde a un precio, expresado en pesos en \$/kWh. La letra U representa la utilidad en pesos \$, la letra C representa los costos en pesos (\$) y la letra I representa los ingresos, también en pesos.

Cada término ubicado en las ecuaciones posee tres atributos: el tipo de relación con el comercializador, el día considerado y la hora correspondiente. Estos atributos se indican mediante subíndices separados por comas.

El modelo contempla tres tipos de relaciones entre el comercializador y las variables:

$$\text{relación} = \begin{cases} d & : \text{relación con clientes} \\ c & : \text{relación con generadores} \\ b & : \text{relación con el mercado spot} \\ s & : \text{relación interna} \end{cases}$$

El segundo subíndice, k , representa el día, y el tercero, i , representa la hora. Por ejemplo, la Ecuación 3.3), en notación extendida, se expresa como:

$$I_{s,k} = \sum_{i=1}^n (Q_{d,k,i} \cdot P_{d,k,i}) + (Q_{c,k,i} - Q_{d,k,i}) \cdot P_{b,k,i} \quad (5.1)$$

Donde:

- $I_{s,k}$: ingreso bruto del comercializador en el día k (\$)
- $Q_{d,k,i}$: demanda de energía de los clientes en el día k , hora i (kWh)
- $P_{d,k,i}$: precio de venta de energía a los clientes en el día k , hora i (\$/kWh)
- $Q_{c,k,i}$: energía contratada con generadores en el día k , hora i (kWh)
- $P_{b,k,i}$: precio de la energía en el mercado spot en el día k , hora i (\$/kWh)

Esta notación extendida permite descomponer cada componente de forma detallada. Sin embargo, para mantener la claridad y simplicidad en la presentación del modelo, se utiliza una notación compacta en las ecuaciones principales.

Dado que las variables de utilidad, ingreso y costo se refieren exclusivamente al comercializador, se consideran atributos internos. Por tanto, no es necesario hacer explícita su relación mediante subíndices.

Dado que las variables de utilidad, ingreso y costo se refieren exclusivamente al comercializador, se consideran atributos internos. Por tanto, no es necesario explicitar su relación mediante subíndices.

Además, al indicar el día k en el subíndice izquierdo de la ecuación, se sobreentiende que todos los elementos del lado derecho corresponden a ese mismo día, mientras que la sumatoria refleja que las variables deben calcularse para cada hora de del día k correspondiente, lo cual permite interpretar la Ecuación 3.3 sin ambigüedades.

Esta lógica de simplificación se aplica de manera coherente a todas las ecuaciones del modelo.

ANEXO B. APIs de XM

La API de XM ofrece un conjunto de servicios web mediante los cuales es posible consultar una gran variedad de variables asociadas al sector eléctrico, entre las que se incluyen datos históricos de demanda, precios en el mercado spot, entre otros.

Su uso es público y gratuito, es decir, no se requieren claves de acceso para consultar la información disponible.

Los datos utilizados en este trabajo fueron obtenidos a través del servicio proporcionado por el paquete `pydataxm`, el cual ha sido importado como librería en los programas .py incluidos en el repositorio complementario a este documento [28].

En el repositorio oficial de la API [30] se encuentran las definiciones y explicaciones detalladas para la ingesta de los datos, así como la documentación de los servicios ofrecidos por XM a través de esta herramienta.

ANEXO C. Guía de instalación del modelo

Para utilizar el módulo desarrollado en este trabajo, se puede clonar el repositorio complementario asociado a este documento desde GitHub[28].

Como requisito previo, se debe contar con Python 3.10 o una versión superior instalado en el equipo, así como con Git. Se recomienda utilizar `pip`* para facilitar la instalación del módulo y sus dependencias, y emplear un editor de código como Visual Studio Code† o alguna alternativa similar.

Paso 1. Clonar el repositorio

Para evitar conflictos durante la instalación, se recomienda crear una nueva carpeta en el lugar donde se desee guardar el repositorio (por ejemplo, en el Escritorio). A continuación, abre dicha carpeta con VSCode, inicia una nueva terminal y ejecuta el siguiente comando:

*Administrador de paquetes de Python

†Entorno integrado de desarrollo desarrollado por Microsoft

```
git clone https://github.com/superkill2304/TG-Cristian_Miller.git
```

Este comando clonará el repositorio dentro de la carpeta creada. La nueva carpeta contendrá los archivos del repositorio y tendrá por nombre TG-Cristian_Miller-main.

Paso 2. Crear un entorno virtual (opcional)

Para evitar conflictos con otras dependencias del sistema, se sugiere crear un entorno virtual. Según el sistema operativo, utilice uno de los siguientes comandos:

(Para los casos de Windows se asume que se está ejecutando una terminal PowerShell*, en lugar del cmd†. Los comandos para cmd pueden variar ligeramente).

Creación del entorno virtual:

- Windows: python -m venv venv
- Linux o macOS: python3 -m venv venv

Activación del entorno virtual:

- Windows: .\venv\Scripts\Activate.ps1
- Linux o macOS: source venv/bin/activate

3. Instalar dependencias

En el repositorio[28] se encuentran dos archivos con los requerimientos necesarios:

- requirements.txt: contiene los requerimientos para todo el repositorio (modelo y ejemplos).
- modelo_requirements.txt: contiene únicamente los requerimientos necesarios para ejecutar el módulo principal (modelo.py).

Para instalar las dependencias específicas del modelo, ejecute el siguiente comando en la terminal:

```
pip install -r modelo_requirements.txt
```

4. Ejecutar el módulo principal

Una vez instaladas las dependencias, el módulo puede ejecutarse con el siguiente comando:

```
python main.py
```

*Herramienta desarrollada por Microsoft para la automatización de tareas y ejecución de comandos

†Símbolo del sistema de Windows