



Universidad Católica del Uruguay  
Escuela de Posgrados

# Modelización Estocástica del Costo Nivelado de la Electricidad para la Microgeneración Fotovoltaica aplicado en Uruguay

**Autor:** Emanuel Chalela

**Autor:** Laura Keuylian

**Autor:** Enzo Sgüillaro

**Tutor:** Dr. Juan Viteri

Maestría en Ciencia de Datos

Montevideo, 2 de agosto de 2025

# Resumen

El compromiso con un desarrollo sostenible ha fortalecido el papel de las energías renovables en la agenda energética global. En este marco, Uruguay se posiciona como referente regional gracias al impulso a la microgeneración fotovoltaica.

En este trabajo evaluamos su viabilidad financiera en tres sectores —pequeñas industrias, comercio y hogares— mediante un enfoque estocástico para la estimación del Costo Nivelado de la Electricidad (LCOE). Frente a las limitaciones de los modelos determinísticos, desarrollamos una metodología robusta de procesamiento y simulación de datos con Montecarlo que mejora la precisión del análisis y puede adaptarse a otros contextos.

Los resultados obtenidos bajo distintos escenarios de simulación indican una rentabilidad alentadora, lo que refuerza el potencial de la microgeneración fotovoltaica como alternativa energética sostenible y replicable.

**Palabras clave:** Ciencia de Datos, LCOE, Microgeneración Fotovoltáica, Simulación, Uruguay.

# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>4</b>
<b>2. Marco Teórico</b>	<b>7</b>
2.1. Demanda por sector en Uruguay con perspectiva de transformación energética . . . . .	7
2.2. Incentivos legales para la microgeneración fotovoltaica: el caso de Uruguay . . . . .	9
2.3. Amenazas para la microgeneración fotovoltaica en Uruguay . . . . .	11
2.4. Revisión de literatura . . . . .	13
2.4.1. Estimación del LCOE . . . . .	13
2.4.2. Enfoque determinístico y estocástico . . . . .	15
<b>3. Metodología</b>	<b>18</b>
3.1. Diseño del flujo metodológico . . . . .	18
3.2. Modelado estocástico de variables clave . . . . .	19
3.3. Aplicación web y visualización de resultados . . . . .	19
<b>4. Procesamiento de Datos</b>	<b>21</b>
4.1. Datos Meteorológicos . . . . .	21
4.1.1. Adquisición y Preprocesamiento . . . . .	21
4.1.2. Análisis Exploratorio . . . . .	22
4.1.3. Simulación Estocástica . . . . .	22
4.1.4. Cálculo de Generación Eléctrica . . . . .	22
4.1.5. Modelo LCOE y Variables Financieras . . . . .	23
4.1.6. Simulación Monte Carlo . . . . .	24
4.1.7. Análisis de Sensibilidad . . . . .	26
4.2. Datos de Consumo Energético . . . . .	26
4.2.1. Procesamiento de Datos de UTE . . . . .	26
4.2.2. Modelado Predictivo . . . . .	26
4.3. Integración del Flujo de Trabajo . . . . .	27

<b>5. Resultados</b>	<b>28</b>
5.1. Simulaciones de Energía Solar . . . . .	28
5.2. Simulación de Variables Financieras: CAPEX y WACC . . . . .	36
5.3. Resultados del LCOE Simulado . . . . .	38
5.4. Evaluación del LCOE según diferentes escenarios . . . . .	39
<b>6. Conclusiones</b>	<b>46</b>
<b>A. Anexos</b>	<b>51</b>
A.1. Prototipo . . . . .	51
A.2. APIs: Flujo de interacción en la herramienta de simulación de LCOE	52
A.2.1. Selección de coordenadas geográficas . . . . .	52
A.2.2. Obtención de datos climáticos históricos . . . . .	52
A.2.3. Ingreso de parámetros técnicos y económicos . . . . .	53
A.2.4. Cálculo del LCOE y visualización gráfica . . . . .	53
A.2.5. Resultado final y archivo gráfico . . . . .	53
A.2.6. Solicitudes de información a UTE . . . . .	54

# Capítulo 1

## Introducción

El presente trabajo surge de la preocupación global frente al cambio climático, impulsado en gran medida por la emisión de gases de efecto invernadero. La Organización Meteorológica Mundial ha advertido que el año 2024 registró temperaturas récord, superando en aproximadamente 1,55 °C los niveles preindustriales (Organización Meteorológica Mundial, 2024), lo que refuerza la urgencia de transformar nuestros sistemas energéticos.

Desde 2015, en el marco de las Naciones Unidas, los líderes mundiales adoptaron la Agenda 2030, compuesta por 17 Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS). Entre ellos, al menos tres se vinculan de forma directa con la generación de energía renovable: el ODS 7, que promueve el acceso a una energía asequible, segura, sostenible y moderna; el ODS 11, orientado a lograr ciudades más resilientes y sostenibles; y el ODS 13, que impulsa acciones urgentes frente al cambio climático (Naciones Unidas, nd). Estos objetivos buscan mitigar el calentamiento global y ampliar el acceso equitativo a la energía.

En este escenario, la microgeneración solar fotovoltaica se presenta como una tecnología clave para avanzar hacia una matriz energética más limpia. Su capacidad para generar electricidad a partir de la radiación solar ha demostrado ser efectiva tanto en el sector residencial como en el comercial e industrial. Esta tecnología no solo reduce la dependencia de los combustibles fósiles, sino que también fortalece la autonomía energética de los usuarios y disminuye su huella de carbono. Incluso, estudios recientes han mostrado que los paneles solares pueden contribuir al enfriamiento regional, al convertir la energía solar entrante en electricidad (Hu et al., 2016)

Más allá de estos beneficios globales, América Latina y el Caribe enfrentan una

vulnerabilidad particular frente a los impactos del cambio climático debido a su diversidad geográfica y sus características socioeconómicas (Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), 2024). En este sentido, resulta fundamental analizar esta problemática desde una perspectiva local, considerando las especificidades del país y los distintos escenarios posibles para avanzar en la transición energética.(Arroyo et al., 2020)

En la Cumbre de Acción Climática de 2019, Uruguay reafirmó su compromiso con la descarbonización a largo plazo, presentando una estrategia orientada a alcanzar la neutralidad de carbono hacia 2050, en línea con el artículo 4.19 del Acuerdo de París. Esta estrategia reconoce la necesidad de adaptarse a los efectos adversos del cambio climático sin desatender su rol como país productor de alimentos (Ministerio de Ambiente, 2021).

Entendemos, no obstante, que más allá de la conciencia climática, la transformación energética debe ser viable desde el punto de vista económico y financiero para que se convierta en una realidad efectiva. En este sentido, el análisis del Costo Nivelado de Electricidad (LCOE, por sus siglas en inglés) se consolida como una herramienta fundamental.

Según el informe Indicadores Energéticos de la consultora (SEG Ingeniería, 2024), entre 2010 y 2023 las energías renovables generaron un ahorro de 409 mil millones de dólares en costos de combustibles a nivel global. De esta cifra, Asia representó más de la mitad, mientras que en Sudamérica el ahorro alcanzó los 53 mil millones. Además de los beneficios económicos, se ha fortalecido la seguridad energética al reducir la dependencia de importaciones y atenuar la exposición a los vaivenes de los precios internacionales de los combustibles fósiles.

En este contexto, Uruguay ha sido pionero en la región, promoviendo políticas públicas desde 2010 que favorecen la diversificación de la matriz energética y el desarrollo de la generación fotovoltaica (Dirección Nacional de Energía, nda).

Consideramos entonces que evaluar la viabilidad financiera de la microgeneración fotovoltaica en Uruguay es clave para fomentar su adopción, especialmente en los sectores de pequeñas industrias, comercios y hogares, que han sido destinatarios directos de políticas de incentivo.

El objetivo de este trabajo es analizar dicha viabilidad a partir de técnicas propias de la Ciencia de Datos. Para ello, desarrollamos modelos estocásticos que simulan distintos escenarios de LCOE, incorporando la variabilidad asociada a factores climáticos, técnicos y contextuales.

Si bien este análisis se encuentra enmarcado en el contexto energético y regulatorio uruguayo, la metodología propuesta puede adaptarse a otros países y tecnologías, dada la estandarización del LCOE como indicador internacional para la evaluación financiera de proyectos energéticos.

Este trabajo se estructura del siguiente modo: en primer lugar, se presenta el marco teórico; luego, se detalla la metodología de cálculo del LCOE y el procesamiento de datos realizado. A continuación, se exponen los resultados obtenidos bajo distintos escenarios, seguidos de una discusión crítica como conclusión.

# Capítulo 2

## Marco Teórico

### 2.1. Demanda por sector en Uruguay con perspectiva de transformación energética

Según datos del Ministerio de Industria, Energía y Minería, Uruguay se encuentra entre los países con mayor proporción de generación eléctrica a partir de fuentes renovables, alcanzando un 98 % de cobertura. Dentro de esta matriz diversificada, la microgeneración fotovoltaica ha mostrado un crecimiento destacado, pasando de una generación de 2.110 MWh en 2014 a 58.801 MWh en 2023. (Ministerio de Industria, Energía y Minería, 2024)

Respecto a la distribución sectorial de esta generación en el año 2023, el 55 % correspondió al sector comercial y de servicios, seguido por el sector industrial (19 %), el agropecuario (14 %) y, en último lugar, el sector residencial con un 12 %. Es relevante destacar que en los sectores agropecuario y residencial, aproximadamente el 60 % de la electricidad generada fue inyectada a la red eléctrica nacional. En contraste, en los sectores industrial y comercial, ese mismo porcentaje fue autoconsumido por los propios establecimientos.

Considerando este panorama, nos propusimos evaluar la viabilidad financiera de la transición energética hacia la microgeneración fotovoltaica en tres sectores clave: residencial, pequeños comercios y pequeñas industrias. Esta selección se justifica tanto por el potencial de implementación como por el impacto que podría tener una adopción masiva de estas tecnologías en la matriz energética nacional.

Para respaldar nuestro análisis, solicitamos a la Administración Nacional de Usinas y Transmisiones Eléctricas (UTE) los datos históricos de demanda energética



por sector, cubriendo el período comprendido entre 1999 y junio de 2024. Esta solicitud se realizó amparados en la Ley N.º 18.381 sobre el Derecho de Acceso a la Información Pública.

A partir de estos datos, desarrollamos un modelo de predicción utilizando técnicas de *Machine Learning*, con el objetivo de estimar la evolución de la demanda energética por sector <sup>1</sup> hasta el año 2044. En la fig. 2.1 se observa con claridad la tendencia creciente del consumo energético del sector residencial, el cual no solo supera ampliamente al resto de los sectores, sino que proyecta un crecimiento sostenido que alcanzaría los 1,3 millones de MWh por millón de habitantes hacia 2044.

Estos resultados permiten visibilizar la relevancia estratégica de atender el sector residencial en cualquier planificación de transición energética. La alta demanda proyectada, sumada a su potencial de generación distribuida, lo convierte en un eje prioritario para el desarrollo de políticas públicas y evaluaciones financieras orientadas a la implementación de sistemas de microgeneración fotovoltaica.

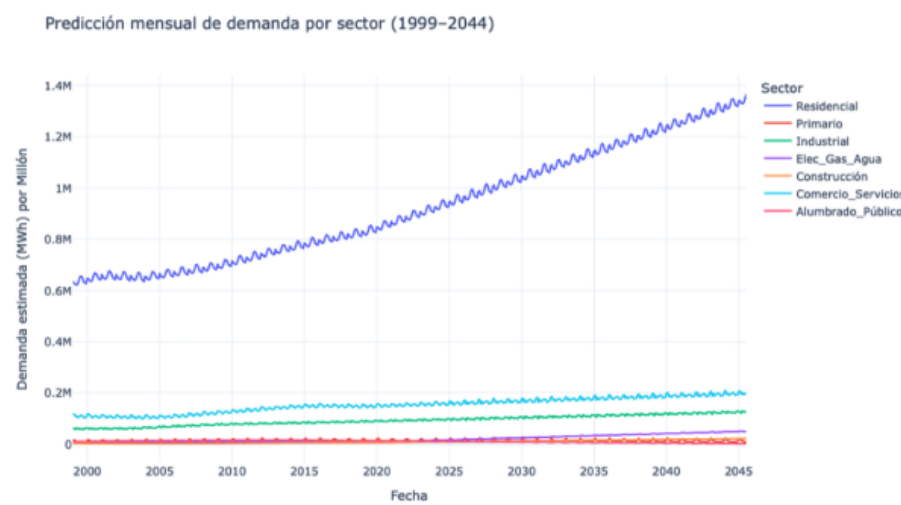


Figura 2.1: Demanda energética por sector. Uruguay (1999-2044)

<sup>1</sup>Residencial: Total de clientes residenciales (hogares). Son usuarios individuales o familias que consumen energía para uso doméstico. Primario: Incluye actividades agropecuarias y forestales. Este sector consume energía para tareas como riego, ordeño, maquinaria agrícola, etc. Industrial: Comprende empresas manufactureras o de procesamiento que usan energía para transformar materias primas (por ejemplo, plantas de alimentos, fábricas textiles, etc.). Electricidad, Gas y Agua Clientes: cuya actividad principal es la producción o distribución de electricidad, gas o agua. Incluye por ejemplo empresas de servicios públicos. Construcción: Empresas dedicadas a la edificación o infraestructura. Usan energía para operar herramientas, iluminación de obras, etc. Comercio y Servicios: Incluye comercios (supermercados, tiendas, etc.) y prestadores de servicios (oficinas, instituciones educativas o de salud, etc.). Alumbrado público: Energía destinada a la iluminación de calles, plazas y espacios públicos. No es un cliente individual, sino un consumo por parte del Estado u organismos municipales..

Los detalles técnicos sobre la estimación del modelo predictivo y el procesamiento de datos correspondientes se presentan en la sección de Procesamiento de datos.

## **2.2. Incentivos legales para la microgeneración fotovoltaica: el caso de Uruguay**

Uruguay ha sido pionero en América Latina en la creación de un marco normativo favorable a la microgeneración de energía renovable. A partir del Decreto 173/010, promulgado en julio de 2010, se habilitó a los usuarios de baja tensión a generar energía a partir de fuentes renovables y a inyectar los excedentes a la red eléctrica nacional. Este decreto sentó las bases técnicas y comerciales para la conexión de sistemas de generación distribuida, especialmente los fotovoltaicos, destacando por su previsibilidad al ofrecer contratos con vigencia de diez años (Dirección Nacional de Energía, ndd).

Desde el punto de vista económico, el decreto estableció incentivos claros: UTE debe adquirir la totalidad de la energía inyectada por los microgeneradores al precio de venta definido en su Pliego Tarifario, garantizando esta condición durante el período de contrato<sup>2</sup>. Este mecanismo ha brindado estabilidad financiera y ha permitido planificar retornos de inversión con mayor certeza. Además, se exime al usuario del pago por uso de red, limitando los costos a la instalación interna y a una única tasa asociada al medidor bidireccional (Vignolo et al., 2018).

Este marco normativo no solo promueve la sostenibilidad ambiental mediante la integración de fuentes limpias en la red, sino que también fomenta la autosuficiencia energética al generar incentivos económicos directos. Los excedentes inyectados se acreditan como créditos en las facturas de electricidad, lo que representa un aliciente tangible para los usuarios. Este modelo cobra especial relevancia ante el crecimiento sostenido de la demanda energética, en particular en el sector residencial (Dirección Nacional de Energía, ndc).

A su vez, la Ley N.º 16.906 de Promoción de Inversiones complementa este esquema, ofreciendo beneficios fiscales a proyectos considerados de interés nacional, entre los cuales se incluye la transformación energética. Esta ley está dirigida a empresas de todos los tamaños que tributen el Impuesto a la Renta de las Actividades Económicas (IRAE), lo que amplía el espectro de actores potenciales beneficiarios

(Dirección Nacional de Energía, ndb).

En línea con esta política energética de largo plazo, el Decreto 268/020 refuerza el compromiso estatal con la generación distribuida, promoviendo la incorporación de tecnologías limpias y eficiencia energética. Este decreto fomenta el desarrollo de capacidades locales en ingeniería y fabricación de componentes, fortaleciendo la cadena de valor nacional vinculada a la energía solar. Adicionalmente, los Decretos 454/016 y 325/012 establecen exoneraciones fiscales para la importación y adquisición de equipos, materiales y maquinaria relacionados con la generación fotovoltaica, lo que reduce significativamente las barreras económicas de entrada.

Otro instrumento relevante en este ecosistema es el sistema de Certificados de Eficiencia Energética (CEE), que permite a los generadores obtener ingresos adicionales por implementar medidas que contribuyan a la eficiencia energética. En este marco, la instalación de sistemas solares, tanto térmicos como fotovoltaicos, es reconocida como una acción elegible, lo que vincula directamente el ahorro energético con la generación descentralizada (Ministerio de Economía y Finanzas, 2022).

Consideramos que este conjunto de normas e incentivos posiciona a la microgeneración fotovoltaica como una opción viable tanto para hogares como para pequeñas y medianas industrias, no solo desde el punto de vista técnico sino también económico.

En este contexto, el sector industrial ha mostrado un avance sostenido en la adopción de sistemas de microgeneración, como lo demuestra el Balance Energético Nacional (BEN) 2023. Según este informe del MIEM, la energía solar fotovoltaica de microescala es actualmente una de las tecnologías renovables con mayor dinamismo en el país. Desde 2015, el sector comercial y de servicios concentra más del 50 % de la potencia instalada, lo que refleja su rápida adopción. Sin embargo, el dato más significativo de 2023 es el crecimiento exponencial del sector residencial, que representó más de la mitad de la nueva potencia instalada, con un incremento del 83 % respecto al año anterior. Esta tendencia indica que Uruguay avanza hacia la democratización del acceso a la generación distribuida, extendiendo sus beneficios más allá del sector productivo hacia los hogares (Ministerio de Industria, Energía y Minería, 2024).

Este proceso se traduce en una mejora de la eficiencia energética y una reducción de los costos operativos, ya que los usuarios pueden autoconsumir la energía gene-

rada, disminuyendo su factura eléctrica y su huella de carbono. En consecuencia, la microgeneración fotovoltaica no solo responde a una necesidad ambiental, sino que también ofrece una solución financieramente atractiva, especialmente para el sector industrial y comercial.

Desde una perspectiva internacional, los costos nivelados de la electricidad (LCOE) corroboran esta competitividad. En 2023, el LCOE promedio ponderado de los proyectos solares fotovoltaicos fue de 44 USD/MWh, lo que representa una disminución del 12 % respecto al año anterior. Comparado con los valores de 2010, cuando el LCOE alcanzaba los 460 USD/MWh, se evidencia una caída del 90 % en apenas trece años, atribuible al avance tecnológico, las economías de escala y la maduración de los mercados (SEG Ingeniería, 2024). Esta evolución ha consolidado a la energía solar como una de las fuentes más competitivas del mundo, incluso por debajo del costo de generación de plantas fósiles, redefiniendo los criterios de inversión energética.

En este marco, entendemos que Uruguay se constituye como un caso ejemplar para analizar estrategias de viabilidad financiera aplicadas a la microgeneración fotovoltaica. Desde la Ciencia de Datos, buscamos aportar al diseño de herramientas analíticas, como el LCOE, que permitan abordar la complejidad de las variables involucradas y fortalecer la toma de decisiones en contextos locales, con proyección regional e internacional.

### **2.3. Amenazas para la microgeneración fotovoltaica en Uruguay**

A pesar de los avances normativos y tecnológicos que han impulsado la microgeneración fotovoltaica en Uruguay, identificamos una serie de amenazas estructurales que pueden comprometer su sostenibilidad, escalabilidad y equidad en el largo plazo.

Tal como señalan (Vignolo et al., 2018), uno de los principales desafíos radica en la existencia de excedentes estructurales de generación eléctrica, producto del despliegue exitoso de grandes parques solares y eólicos. Esta sobreoferta reduce los incentivos para incorporar generación distribuida de pequeña escala, particularmente aquella asociada a usuarios residenciales y pequeños emprendimientos, al sistema eléctrico nacional.

Adicionalmente, observamos una estructura tarifaria que no refleja adecuadamente los costos reales del uso de la red eléctrica. La ausencia de cargos diferenciados por potencia o por capacidad de conexión distorsiona la rentabilidad de los proyectos de microgeneración, dificultando la evaluación económica precisa de las inversiones.

Otro aspecto crítico es la limitada capacidad técnica de la red de distribución para integrar generación distribuida con flujos bidireccionales. En muchos casos, la infraestructura existente no ha sido diseñada para soportar este tipo de operación, lo que introduce restricciones técnicas y operativas. Esta situación se ve complejizada por el rol dominante de UTE, que actúa simultáneamente como operador del sistema, regulador y competidor en el mercado de generación, generando tensiones que pueden obstaculizar el desarrollo del ecosistema de generación distribuida.

Asimismo, advertimos la falta de mecanismos estandarizados de certificación de calidad y seguridad para instalaciones fotovoltaicas, lo que representa una barrera significativa para su adopción masiva. La ausencia de garantías técnicas puede generar desconfianza, particularmente entre los sectores más vulnerables que requieren condiciones claras para asumir riesgos de inversión.

Estas limitaciones técnicas, regulatorias y comerciales también tienen implicancias distributivas. En el marco tarifario actual, los costos asociados al uso de la red están integrados en el precio de la energía. Esto implica que, ante una expansión acelerada de la microgeneración, podría producirse una caída en los ingresos de UTE, lo que llevaría a un aumento de tarifas para los consumidores que no generan su propia energía. Este fenómeno podría acentuar las desigualdades existentes, ya que los hogares con mayor capacidad de inversión serían quienes más se beneficien de la autogeneración, mientras que los sectores más vulnerables asumirían una carga tarifaria mayor sin acceso a los beneficios del sistema.

Consideramos, por tanto, que resulta fundamental repensar los mecanismos regulatorios y técnicos para asegurar que la expansión de la microgeneración fotovoltaica se dé en condiciones de equidad y sostenibilidad. La inclusión de los sectores residenciales de menor demanda debe ser una prioridad, con políticas específicas que promuevan la democratización del acceso a tecnologías limpias. Solo así será posible consolidar un modelo energético descentralizado, justo y resiliente, alineado con los

principios de la transición energética.

## 2.4. Revisión de literatura

### 2.4.1. Estimación del LCOE

El *Levelized Cost of Electricity* (LCOE) se ha consolidado como un indicador de referencia clave para evaluar la competitividad económica de diversas tecnologías de generación eléctrica. Este parámetro resume, en una única métrica monetaria (generalmente expresada en USD/MWh), el costo total de generación eléctrica a lo largo del ciclo de vida del proyecto. Su cálculo contempla tanto la inversión inicial—incluyendo diseño, construcción y puesta en marcha— como los costos operativos, de mantenimiento y, cuando corresponde, de combustible.

Desde una perspectiva metodológica, el LCOE se define como el cociente entre el valor presente neto de todos los costos del proyecto y el valor presente neto de la energía generada durante su vida útil (Lee and Ahn, 2020). Esta formulación permite estimar el precio medio de venta requerido para alcanzar el equilibrio financiero, convirtiéndolo en una herramienta útil para la evaluación comparativa ex ante de proyectos energéticos.

Organismos internacionales, como la Agencia Internacional de Energías Renovables (International Renewable Energy Agency (IRENA), 2024), promueven el uso del LCOE como una herramienta estandarizada para la planificación energética, al facilitar comparaciones entre tecnologías renovables y convencionales bajo distintos escenarios económicos y marcos regulatorios. Esta estandarización resulta particularmente valiosa en contextos de transición energética, donde se requiere identificar alternativas que sean, simultáneamente, técnica, económica y ambientalmente viables.

Además de su utilidad comparativa, el LCOE puede interpretarse como una anualidad equivalente, que representa el flujo constante de ingresos necesario para cubrir los costos del proyecto, ajustado por la tasa de descuento, a lo largo de su vida útil (Lee and Ahn, 2020). Esta interpretación permite dimensionar la viabilidad financiera de un proyecto en función de los retornos esperados y de las condiciones de financiamiento disponibles.

Un atributo destacable del LCOE es que se expresa en unidades de energía normalizadas, lo cual facilita el análisis transversal entre países, tecnologías y horizontes temporales. Esta característica es particularmente relevante en entornos marcados por alta incertidumbre, como el de la transición energética, donde la comparabilidad entre soluciones tecnológicas se vuelve imprescindible para evaluar políticas públicas, realizar estudios prospectivos y diseñar modelos de optimización de matrices energéticas.

Destacamos, además, la flexibilidad del LCOE para incorporar una amplia gama de factores y parámetros técnicos y económicos, lo que lo convierte en una herramienta adaptable a contextos específicos. En función de ello, consideramos fundamental construir un modelo ajustado a la realidad uruguaya, que contemple la complejidad de sus variables y permita aprovechar al máximo las posibilidades analíticas que ofrece esta métrica.

Sin embargo, reconocemos que la aplicación del LCOE en contextos reales implica ciertos desafíos metodológicos y operativos que deben considerarse al momento de interpretar sus resultados. En el estudio realizado por Zainali et al. (2023), que analiza la distribución del LCOE en sistemas fotovoltaicos residenciales en Suecia, se subraya la importancia de contar con estándares industriales claros y fuentes de información confiables para reducir los riesgos asociados a la inversión en tecnologías distribuidas. Uno de los hallazgos más relevantes del estudio es que la desviación estándar del LCOE constituye un factor crítico de riesgo, ya que valores más estables permiten una mayor previsibilidad financiera. También se señala la necesidad de implementar mecanismos de monitoreo y seguimiento continuo de la producción energética para garantizar un rendimiento sostenido a lo largo del tiempo.

Por su parte, (International Renewable Energy Agency (IRENA), 2024) ha advertido sobre algunas limitaciones estructurales del LCOE, que restringen su capacidad para capturar la complejidad del sistema energético. Entre ellas, identificamos las siguientes:

- Falta de integración con dinámicas de mercado: el LCOE no contempla la variabilidad horaria ni estacional de la generación, por lo que puede subestimar o sobreestimar el valor económico de una tecnología dependiendo de su perfil de despacho.
- Exclusión de ingresos adicionales: no se consideran los ingresos provenientes de servicios auxiliares o de soporte a la red, que pueden ser relevantes en el

caso de proyectos renovables distribuidos.

- Desconexión con instrumentos de política pública: el LCOE convencional no incorpora los beneficios asociados a subsidios, créditos fiscales o esquemas de financiamiento preferencial, lo que puede generar comparaciones distorsionadas entre tecnologías con diferente respaldo institucional.
- Alta sensibilidad a parámetros contextuales: los resultados del LCOE dependen en gran medida de supuestos específicos, como el costo instalado, el factor de capacidad o la tasa de descuento (WACC), los cuales pueden variar significativamente entre países, regiones y tecnologías, limitando así la transferibilidad directa del indicador.

A pesar de estas limitaciones, el LCOE continúa siendo una herramienta central en el análisis de tendencias de competitividad tecnológica. La base de datos de costos de energía renovable de (International Renewable Energy Agency (IRENA), 2024) documenta una transformación estructural en el período 2010–2023: durante este lapso, las tecnologías renovables han evolucionado hasta convertirse en las fuentes de generación de menor costo a escala global, incluso sin considerar incentivos económicos. Esta evolución ha reforzado el argumento económico a favor de la inversión privada en energías renovables, posicionándolas como opción dominante en el desarrollo de nuevos proyectos energéticos.

#### **2.4.2. Enfoque determinístico y estocástico**

El cálculo del LCOE puede abordarse desde dos perspectivas metodológicas: una determinista y otra estocástica. El enfoque determinista, tradicionalmente utilizado, implica fijar valores específicos para cada una de las variables involucradas en el modelo, sin importar que dichos valores puedan variar significativamente según el tipo de proyecto, la región o el contexto temporal Lee and Ahn, 2020; Obi et al., 2017. Esta rigidez metodológica reduce la capacidad del análisis para representar escenarios futuros posibles, lo cual disminuye el realismo de los resultados obtenidos.

Una de las principales limitaciones del enfoque determinista es que no incorpora la incertidumbre inherente a las variables de entrada, en especial aquellas relacionadas con condiciones ambientales, precios de equipos, tasas de interés o factores de capacidad. Además, el análisis de sensibilidad se torna complejo, dado que la combinación de todas las variables y escenarios posibles crece exponencialmente, lo



que hace inviable evaluar de forma integral el impacto de sus interacciones. A esto se suma que los modelos deterministas no permiten capturar adecuadamente las correlaciones entre variables, lo cual constituye una limitación importante para el análisis energético en contextos complejos Lee and Ahn, 2020.

En su revisión sobre la modelización del LCOE para sistemas solares fotovoltaicos, Lee and Ahn, 2020 analizan diversos estudios aplicados en distintos países y tecnologías. En la mayoría de los casos, los autores identifican un enfoque determinista como base de los modelos, lo que limita la capacidad para reflejar la variabilidad y la incertidumbre propias de las energías renovables. En efecto, la producción fotovoltaica depende de factores como la radiación solar, la temperatura o la degradación de los equipos, cuya evolución futura presenta un comportamiento incierto y estacional.

Para superar estas limitaciones, diversos trabajos proponen la adopción de modelos estocásticos, los cuales integran técnicas probabilísticas que permiten simular múltiples escenarios posibles a partir de la definición de distribuciones de probabilidad para las variables de entrada. A diferencia del enfoque determinista, en el análisis estocástico no se persigue una única solución “promedio”, sino que se construyen distribuciones de resultados posibles, lo que proporciona una visión más robusta y realista sobre la viabilidad financiera del proyecto.

Entre las ventajas de este enfoque se destacan: la capacidad de modelar variables inciertas; la posibilidad de capturar correlaciones entre variables (por ejemplo, entre radiación solar y temperatura ambiente); y la incorporación de autocorrelaciones, especialmente relevantes en variables climáticas. Asimismo, permite estimar rangos de incertidumbre para el LCOE, mejorando la calidad de la información para la toma de decisiones Lee and Ahn, 2020.

Una de las técnicas estocásticas más utilizadas es la simulación de Monte Carlo, que permite generar múltiples escenarios mediante la producción de números aleatorios que siguen distribuciones de probabilidad definidas para cada variable Heck et al., 2016. Esta técnica resulta especialmente útil para resolver problemas matemáticos complejos que involucran múltiples parámetros inciertos.

En el estudio de Lee and Ahn, 2020, se emplea este enfoque asumiendo distribuciones específicas para cada variable del modelo, seleccionadas en función de análisis estadísticos y disponibilidad de datos. La validación de las distribuciones utilizadas

se realiza a partir de muestras suficientemente representativas. En nuestro caso, hemos considerado también las recomendaciones metodológicas de Viteri et al., 2019, adaptándolas al contexto energético uruguayo.

El uso de simulaciones estocásticas para estimar el LCOE nos permite capturar con mayor fidelidad la variabilidad climática y económica, proporcionando así una herramienta más precisa para evaluar la viabilidad de proyectos de microgeneración fotovoltaica.

# Capítulo 3

## Metodología

El procesamiento de datos representó una fase metodológica clave para el desarrollo del modelo estocástico del *Costo Nivelado de la Electricidad* (LCOE) aplicado al caso uruguayo. Nuestro enfoque integró distintas etapas: recolección y depuración de datos, análisis exploratorio, modelado probabilístico, simulación y visualización interactiva de resultados. Estas etapas se articularon de forma iterativa, permitiendo una validación continua de los supuestos del modelo y una mejora progresiva de la calidad de las simulaciones.

### 3.1. Diseño del flujo metodológico

Diseñamos un flujo de trabajo que combinó lenguajes y entornos complementarios, seleccionados por su potencia en análisis estadístico y modelado:

- Utilizamos Python para el procesamiento general de datos, la estructuración del modelo de simulación y la automatización del flujo de trabajo.
- R fue empleado para la generación de series sintéticas de datos climáticos mediante simulaciones estocásticas, utilizando la librería *CoSMoS* (Complete Stochastic Modelling Solution), especializada en representar fenómenos climáticos multivariados con dependencia temporal.
- La integración entre ambos lenguajes se logró mediante la plataforma Positron, que permitió desarrollar un entorno híbrido con ejecución coordinada.
- El control de versiones y la trazabilidad del proyecto se gestionaron a través de un repositorio en GitHub, donde almacenamos tanto los scripts como los data-

sets procesados y documentación auxiliar, asegurando así la reproducibilidad de los resultados.

## 3.2. Modelado estocástico de variables clave

Las variables involucradas en el cálculo del LCOE —como la irradiancia solar, los costos de instalación (CAPEX), los costos operativos (OPEX), la tasa de descuento y la vida útil del sistema— fueron tratadas como variables aleatorias. Para cada una de ellas, definimos distribuciones de probabilidad basadas en datos históricos, estudios previos y fuentes oficiales. En aquellos casos donde contamos con suficiente información empírica, realizamos pruebas de ajuste para seleccionar la distribución más adecuada.

Posteriormente, implementamos una simulación de Monte Carlo con miles de iteraciones por escenario, permitiendo así representar la variabilidad y la incertidumbre inherente a las condiciones técnicas, climáticas y económicas. Esta simulación estocástica permitió calcular no un único valor del LCOE, sino un rango de posibles resultados para cada sector y configuración geográfica, lo cual aporta mayor robustez al análisis financiero.

## 3.3. Aplicación web y visualización de resultados

Como parte del desarrollo metodológico, construimos una aplicación web interactiva, con interfaz *frontend* y lógica *backend*, que permite a los usuarios explorar diferentes escenarios simulados. La herramienta permite seleccionar puntos geográficos específicos dentro del territorio uruguayo y definir parámetros como:

- Inversión inicial (CAPEX)
- Costos de operación y mantenimiento (OPEX)
- Duración del proyecto (años)
- Año final de simulación

A partir de estas entradas, el sistema consulta los modelos estocásticos pre-entrenados y devuelve una distribución del LCOE esperada bajo las condiciones establecidas. Esto permite realizar análisis de sensibilidad y evaluar la viabilidad

económica para distintas combinaciones de parámetros, promoviendo el uso de la herramienta como soporte para la toma de decisiones técnico-financieras.

# Capítulo 4

## Procesamiento de Datos

### 4.1. Datos Meteorológicos

#### 4.1.1. Adquisición y Preprocesamiento

Obtenemos los datos meteorológicos necesarios para modelar la variabilidad de la radiación solar a través de la API pública (Open-Meteo, nd).

La información recolectada corresponde a mediciones horarias de radiación de onda corta en el Aeropuerto Internacional de Carrasco (latitud -34.83, longitud -56.01), abarcando el período desde el 1 de enero de 2013 hasta el 31 de diciembre de 2023.

Durante el preprocesamiento, los valores atípicos representaron aproximadamente el 0,2 % del conjunto original. En este estudio orientado a proyectar la evolución de los datos climáticos hasta 2044, optamos por mantener valores extremos dentro del conjunto de datos históricos. Para esta decisión nos basamos en el hecho de que los fenómenos climáticos extremos representan eventos reales de mayor frecuencia e intensidad bajo escenarios de cambio climático. Excluirlos podría subestimar la variabilidad e incertidumbre inherente al sistema climático, generando simulaciones no representativas del posible comportamiento futuro.

Posteriormente, realizamos un resampleo temporal para convertir los datos horarios en acumulados diarios. En esta etapa, además, generamos variables derivadas tales como estación (season), fecha completa, año, mes, día, y la radiación diaria acumulada expresada en  $\text{W/m}^2$  (variable R).

### 4.1.2. Análisis Exploratorio

Ejecutamos un análisis exploratorio exhaustivo utilizando técnicas estadísticas y gráficas. Este análisis incluyó la visualización de distribuciones mediante histogramas, el estudio de correlaciones entre variables meteorológicas a través de matrices de correlación, el análisis de estacionalidad desagregado por año y mes, y la construcción de boxplots segmentados por hora del día y mes. Estas exploraciones nos permitieron identificar patrones claros en la variabilidad de la radiación solar, así como detectar anomalías o tendencias relevantes para la etapa de modelado subsecuente.

### 4.1.3. Simulación Estocástica

Implementamos la simulación estocástica en R utilizando la librería CoSMoS, generando 1000 escenarios posibles para el horizonte temporal 2024–2044. Este enfoque preserva la estructura de autocorrelación temporal (ACF), la distribución marginal, asumiendo una normalidad tras transformación Box-Cox, y modela la dependencia espacio-temporal mediante ruido gaussiano fraccional. Las series sintéticas resultantes de radiación diaria constituyen la base fundamental para la modelación posterior de la generación energética.

### 4.1.4. Cálculo de Generación Eléctrica

Con los escenarios simulados de radiación solar, se calculó la generación diaria de electricidad mediante la fórmula:

$$G = R \cdot n \cdot A$$

Donde:

- G: Generación diaria (Wh)
- R: Radiación diaria acumulada (W/m<sup>2</sup>)
- n: eficiencia del panel solar
- A: área útil del sistema

Adicionalmente, se generó una agregación mensual de generación (variable `meses_es`), facilitando análisis detallados sobre estacionalidad y desempeño anual del

sistema.

#### 4.1.5. Modelo LCOE y Variables Financieras

Para estimar el Costo Nivelado de la Electricidad (LCOE) de un sistema energético a lo largo de su vida útil, adoptamos la formulación propuesta por (Viteri et al., 2019):

$$LCOE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{CAPEX_t + OPEX_t}{(1+WACC)^t}}{\sum_{t=1}^n \frac{\text{Energía Generada}_t}{(1+WACC)^t}}$$

donde:

- WACC (Weighted Average Cost of Capital) corresponde a la tasa de descuento. Utilizamos este parámetro financiero porque refleja el rendimiento mínimo requerido por los inversores para que el proyecto sea viable (International Renewable Energy Agency (IRENA), 2024). Consideramos un valor de referencia del 7,5 % para proyectos energéticos en Uruguay, basado en promedios comerciales e industriales reportados por IRENA. Asimismo, realizamos análisis de sensibilidad con tasas que varían entre el 4 % y el 10 %, representando escenarios optimistas y pesimistas respectivamente, de acuerdo con el rango sugerido por IRENA.
- $n$  es la vida útil del proyecto (lifetime), que en este estudio se establece en 20 años.
- CAPEX (Capital Expenditure) representa la inversión inicial en dólares estadounidenses.
- OPEX (Operational Expenditure) corresponde a los costos operativos recurrentes. En nuestro caso, adoptamos como valor de referencia el 1,5 % del CAPEX, según lo indicado por (Viteri et al., 2019).
- Energía (Radiación solar, shortwave radiation) se expresa en  $\text{W/m}^2$  y corresponde a la energía solar disponible para la conversión energética por los paneles fotovoltaicos.

Para fundamentar nuestras estimaciones, empleamos los valores de referencia proporcionados por la Agencia Internacional de Energías Renovables (IRENA), reconocida por su trayectoria consolidada como fuente técnica confiable. Desde 2012,



IRENA desarrolla un programa sistemático de análisis de costos que recopila y publica datos detallados sobre el desempeño y los costos de tecnologías renovables, con el propósito de ofrecer información actualizada, transparente y útil para la formulación de políticas, el modelado energético-climático y la toma de decisiones estratégicas.

La amplitud y profundidad de esta base de datos nos permitió incorporar variaciones significativas entre países, tecnologías y horizontes temporales. Esta diversidad de información fue clave para construir escenarios representativos y sensibles a las condiciones reales del entorno energético. Además, la disponibilidad de datos desagregados por componente —tales como inversión inicial, factores de capacidad, costos operativos y tasas de descuento (WACC)— nos proporcionó los insumos necesarios para una estimación robusta y coherente del LCOE.

Seleccionamos esta fuente no solo por su precisión técnica, sino también por su reconocimiento internacional como estándar de referencia. En línea con los Estados miembros de IRENA, consideramos que contar con datos confiables y comparables resulta fundamental para dimensionar el rol de las energías renovables en el cumplimiento de objetivos económicos, ambientales y sociales vinculados a la transición energética. En este contexto, los valores de IRENA sirvieron como línea de base para estimar el LCOE bajo supuestos conservadores, verificables y alineados con las mejores prácticas internacionales International Renewable Energy Agency (IRENA), 2024.

#### **4.1.6. Simulación Monte Carlo**

Desarrollamos el modelo estocástico financiero del LCOE mediante simulaciones Monte Carlo con 1000 iteraciones, integrando variables clave que reflejan la incertidumbre inherente a los proyectos de energía renovable.

En particular, el CAPEX (Costo de Capital Inicial) se modeló mediante una distribución triangular, cuyos parámetros fueron definidos a partir de referencias bibliográficas (Viteri et al., 2019): un límite inferior de 2230 USD/kW, un valor más probable de 3190 USD/kW y un límite superior de 4150 USD/kW. Esta distribución permite capturar de forma realista la asimetría presente en la incertidumbre sobre los costos de inversión, concentrando la mayor probabilidad en torno al valor más probable, sin requerir datos empíricos exhaustivos.

La función de densidad de probabilidad para la distribución triangular se describe según (Wolf et al., 2024) de la siguiente manera:

$$P(x; l, m, r) = \begin{cases} \frac{2(x-l)}{(r-l)(m-l)} & \text{si } l \leq x \leq m, \\ \frac{2(r-x)}{(r-l)(r-m)} & \text{si } m \leq x \leq r, \\ 0 & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

donde  $l$ ,  $r$  y  $m$  corresponden al límite inferior, superior y valor más probable respectivamente.

Por su parte, el WACC (Costo Promedio Ponderado de Capital) se modeló mediante una distribución uniforme en el rango de 4 % a 10 %, asumiendo equiprobabilidad en dicho intervalo. Esta elección refleja la variabilidad esperada en las condiciones de financiamiento, sin otorgar preferencia a valores particulares debido a la ausencia de consenso sobre una tasa única aplicable al contexto nacional.

La selección de estas distribuciones responde a la limitada disponibilidad de datos históricos detallados y a la dificultad para anticipar con precisión las evoluciones tecnológicas y financieras futuras. Es importante destacar que estas funciones no pretenden describir la forma funcional exacta de las variables, sino establecer un rango plausible dentro del cual se espera que fluctúen.

Este enfoque contrasta con el tratamiento de las series climáticas, para las cuales logramos una caracterización estadística más robusta a partir de datos empíricos. Los escenarios sintéticos de radiación solar generados previamente sirvieron como base energética para la aplicación de este modelo financiero.

El LCOE se calculó utilizando la formulación integral para cada combinación de escenarios climáticos y financieros generados, permitiendo así evaluar cómo la variabilidad simultánea en ambas dimensiones impacta el costo de generación eléctrica. Esta metodología facilitó la identificación de rangos críticos y la evaluación de la robustez del modelo bajo distintos contextos.

#### **4.1.7. Análisis de Sensibilidad**

Realizamos un análisis de sensibilidad multivariado que evidenció una relación inversa significativa entre la generación solar y el LCOE, con un coeficiente de correlación de -0,82. Asimismo, identificamos una sensibilidad relevante del LCOE respecto al WACC, manifestada en un incremento promedio de 15,7 USD/MWh por cada aumento de 1 % en la tasa de descuento.

Además, el análisis probabilístico permitió determinar que existe una probabilidad del 68,3 % de que el LCOE calculado sea inferior a la tarifa residencial vigente en Uruguay, lo que destaca la competitividad económica del sistema fotovoltaico bajo estudio.

### **4.2. Datos de Consumo Energético**

#### **4.2.1. Procesamiento de Datos de UTE**

Solicitamos a UTE el acceso a datos históricos de consumo energético a través de la Ley de Acceso a la Información Pública. Como resultado, obtuvimos series mensuales desagregadas por sector económico para el período comprendido entre 1999 y 2024.

El procesamiento de los datos incluyó la estandarización de los formatos de tres archivos Excel, la limpieza de filas inconsistentes —que representaron el 3,2 % del total—, y la transformación de las series al formato tidy o long format, facilitando así su análisis posterior.

#### **4.2.2. Modelado Predictivo**

Implementamos modelos de predicción de consumo utilizando la librería Prophet, desarrollada por Facebook, ajustando un modelo individual por cada sector económico. Cada modelo consideró componentes estacionales (anual y mensual), efectos de días festivos y una tendencia no lineal.

La evaluación del ajuste se realizó utilizando las métricas MAE (Mean Absolute Error) y RMSE (Root Mean Squared Error), revelando un buen desempeño en los

sectores Primario, Construcción y Alumbrado Público. En contraste, el sector Residencial presentó errores más elevados, lo que sugiere una mayor volatilidad en sus patrones de consumo. Las proyecciones se extendieron hasta el año 2044, proporcionando insumos clave para el análisis del sistema energético futuro.

Sector	MAE	RMSE	MAPE
Residencial	554.377	557.294	N/A
Primario	7.562	9.121	N/A
Industrial	74.558	74.810	N/A
Electricidad, Gas y Agua	10.837	12.172	N/A
Construcción	3.995	4.072	N/A
Comercio y Servicios	56.281	58.126	N/A
Alumbrado Público	3.458	3.743	N/A

Cuadro 4.1: Indicadores MAE, RMSE y MAPE por sector

### 4.3. Integración del Flujo de Trabajo

Diseñamos un flujo de trabajo reproducible que integra las distintas etapas del proyecto de manera modular y transparente. Este pipeline incluyó:

- Notebook 1: Preprocesamiento de datos meteorológicos en Python.
- Notebook 2: Simulación estocástica de radiación solar en R.
- Notebook 3: Modelado predictivo de demanda energética en Python.
- Script final: Cálculo del LCOE en R.

Para garantizar la trazabilidad y reproducibilidad del proceso, implementamos control de versiones con Git, gestionamos entornos virtuales mediante conda (Python) y renv (R), y documentamos exhaustivamente los parámetros utilizados en cada etapa.

# Capítulo 5

## Resultados

### 5.1. Simulaciones de Energía Solar

En la literatura especializada es común encontrar estudios en los que se asume una distribución teórica para la energía solar al momento de generar escenarios sintéticos (Lee and Ahn, 2020). Sin embargo, esta variable presenta una alta autocorrelación temporal, tanto a escala diaria como mensual y trimestral. Por esta razón, en nuestro estudio optamos por no imponer una distribución predeterminada para la radiación solar, priorizando en cambio la preservación de la secuencia lógica inherente a las series climáticas. Esta decisión se fundamenta en la necesidad de capturar adecuadamente la dinámica estacional y dependiente en el tiempo del recurso, tal como se evidencia en la fig. 5.1.

Los gráficos presentados en la fig. 5.1 constituyen un conjunto de visualizaciones clave para validar la estructura estadística de la variable energía solar simulada, en el marco del modelo estocástico desarrollado. Esta figura incluye tres subgráficos que permiten evaluar distintos aspectos de la serie generada: su comportamiento temporal, su distribución empírica y su dependencia interna.

En primer lugar, el gráfico de series temporales (arriba) muestra la evolución de la radiación solar simulada a lo largo del tiempo. Se observa una variabilidad diaria coherente con la naturaleza estacional y estocástica del recurso, lo cual indica que el modelo logra capturar adecuadamente la dinámica temporal esperada.

En segundo lugar, el histograma acompañado por la función de densidad empírica (abajo a la izquierda) permite visualizar la distribución de los valores generados. La forma de la curva resultante sugiere una distribución asimétrica, con mayor den-

sidad en torno a un pico central y una cola extendida hacia valores superiores. Este comportamiento es consistente con la distribución observada en los datos reales de radiación solar.

Por último, el gráfico (abajo a la derecha) representa la función de autocorrelación (ACF) para distintos retardos (*lags*). Se observa una disminución progresiva de la autocorrelación a medida que aumenta el desfase, lo que indica la presencia de dependencia temporal en la serie simulada. Este patrón decreciente es característico de procesos estocásticos con memoria de corto plazo, y valida que el modelo no genera una serie puramente aleatoria, sino que conserva estructura temporal coherente con la dinámica física del fenómeno.

En conjunto, estos resultados permiten verificar que la serie simulada no solo reproduce la variabilidad y la distribución estadística de la radiación solar, sino que también preserva su estructura de autocorrelación. Esta característica resulta fundamental para garantizar la validez del modelo en aplicaciones orientadas a la simulación energética y al análisis económico-financiero de proyectos basados en energía renovable.

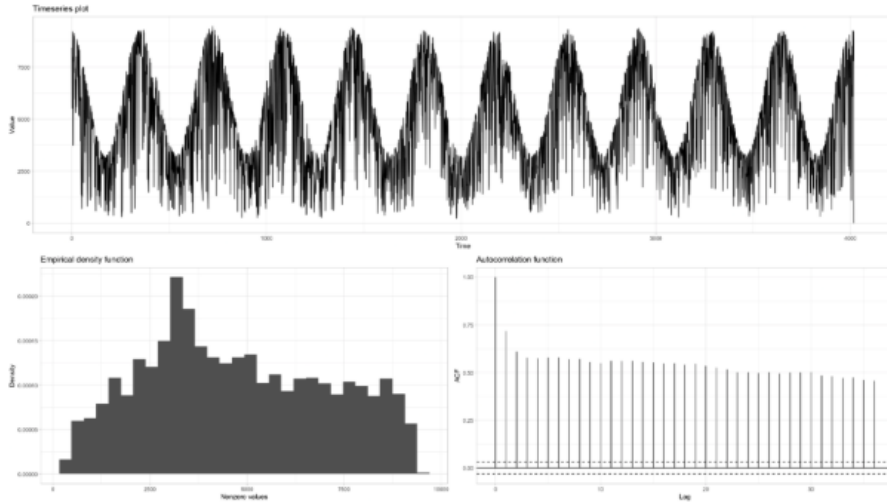


Figura 5.1: Simulación de la variable Energía solar.

Los procesos climáticos se caracterizan por estructuras complejas de correlación y distribuciones de probabilidad no triviales. Simular estos procesos de manera realista —reproduciendo tanto su distribución marginal como su estructura de correlación lineal— permite capturar características clave como la intermitencia, lo que mejora significativamente la calidad de los análisis posteriores (Papalexiou, 2018).

Con el objetivo de reflejar con mayor precisión las propiedades estadísticas reales de las series climáticas, optamos por modelar las series de radiación solar de forma desagregada mes a mes. Esta estrategia nos permitió respetar simultáneamente la distribución marginal y la estructura de correlación propia de cada periodo, lo cual es especialmente relevante en el caso de fenómenos estacionales como la radiación solar.

Para este fin, utilizamos la librería CoSMoS (Complete Stochastic Modelling Solution) desarrollada por (Papalexiou et al., 2021), una de las herramientas más avanzadas en R para la simulación estocástica de series de tiempo no gaussianas. Este paquete permite generar simulaciones univariadas, multivariadas y de campos aleatorios, integrando mecanismos para conservar tanto las propiedades estadísticas como temporales de los datos simulados.

Una de las decisiones clave en la implementación del modelo consistió en la selección de la distribución de probabilidad que representa la frecuencia relativa de las distintas magnitudes observadas en la serie. En nuestro caso, elegimos la distribución normal como base, en conjunto con una estructura de correlación definida por ruido gaussiano fraccional (fractional Gaussian noise, fGn) de un solo parámetro, conforme a las recomendaciones metodológicas de (Papalexiou et al., 2021). Esta combinación permite modelar series con memoria de corto y largo plazo, capturando la persistencia inherente a fenómenos climáticos.

Para evaluar el rendimiento del modelo estocástico desarrollado, empleamos las herramientas de validación que proporciona la librería CoSMoS. Estas incluyen comparaciones visuales y métricas cuantitativas entre la serie empírica y las simulaciones generadas, lo cual facilita una evaluación integral del ajuste tanto en términos de distribución como de estructura temporal.

En la fig. 5.2 se presentan los gráficos de probabilidad de excedencia para cada mes del año, donde se comparan las distribuciones empíricas (línea azul) con las distribuciones obtenidas a partir de las simulaciones (línea roja). Observamos una alta concordancia entre ambas curvas en todos los meses, especialmente en los tramos de mayor frecuencia y en la cola derecha de la distribución, donde una mala calibración podría generar errores significativos. Esta superposición visual indica que el modelo captura de manera adecuada la variabilidad diaria de la generación solar, así como el sesgo y la curtosis mensual, elementos esenciales para asegurar simulaciones rea-

listas y confiables.

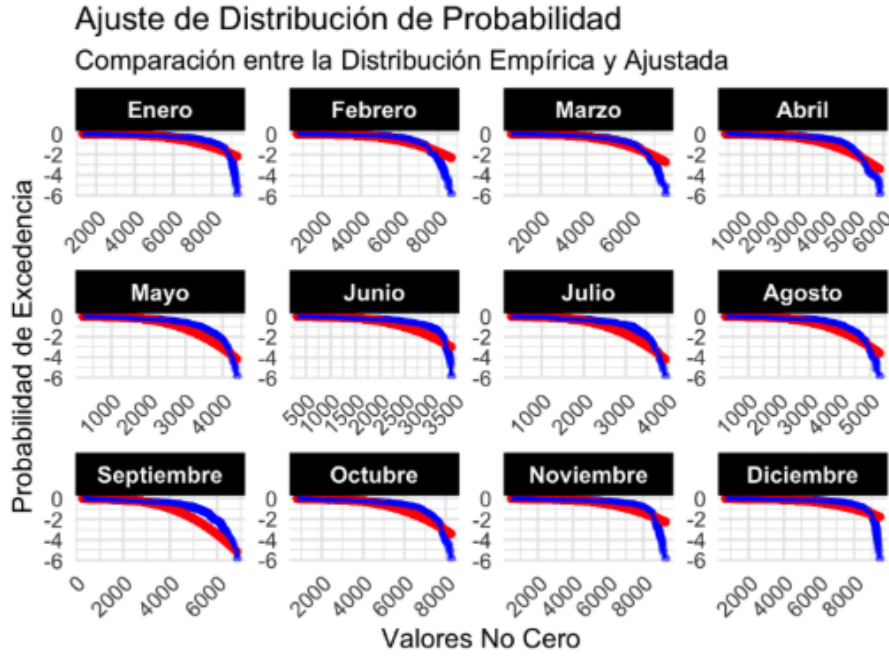


Figura 5.2: Visualización de precisión datos empíricos y simulados de Energía Solar, CoSMoS.

Por otra parte, en la fig. 5.3 se representa la estructura de autocorrelación mensual comparando los datos empíricos (puntos azules) con las series simuladas (línea roja). La coincidencia entre ambas curvas a lo largo de todos los meses sugiere que el modelo logra reproducir con precisión la dependencia temporal de la serie.

Se observa un patrón decreciente coherente, en el cual la autocorrelación disminuye a medida que aumenta el desfase (*lag*), una característica típica de procesos con memoria de corto plazo. Esta dinámica es replicada de forma fiel por las simulaciones, lo que indica que el modelo no solo conserva las propiedades estadísticas estáticas, sino también las dinámicas propias del fenómeno.

La capacidad del modelo para capturar tanto la persistencia temporal en escalas cortas como la ausencia de correlación a desfases mayores valida su pertinencia para aplicaciones que requieren una representación realista del comportamiento estocástico de series temporales climáticas.

En conjunto, los resultados obtenidos reflejan una calibración adecuada del mo-



delo, capaz de replicar tanto las propiedades estadísticas univariadas como las estructuras de dependencia temporal observadas en los datos originales.

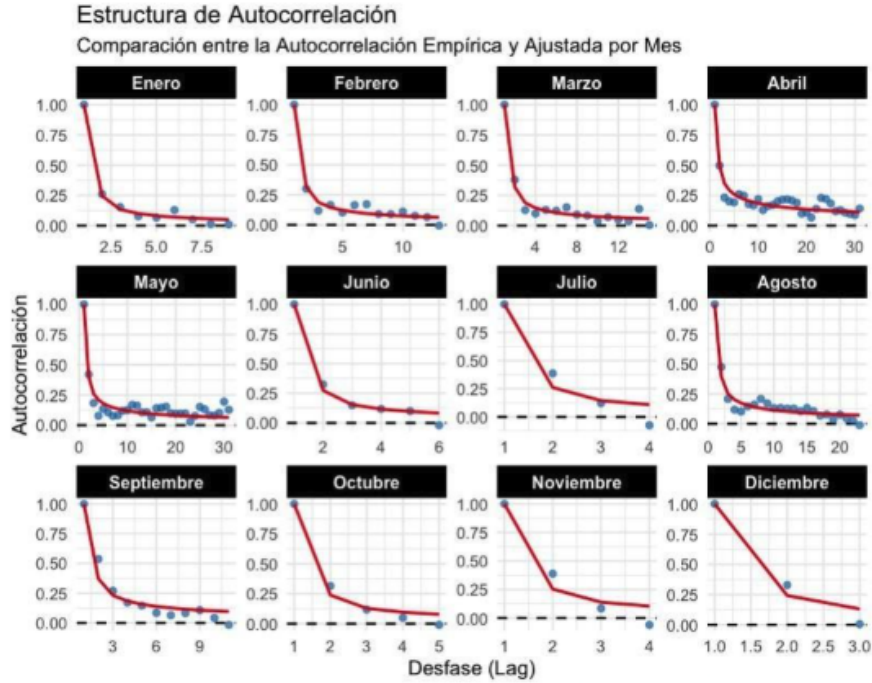


Figura 5.3: Autocorrelación. Comparación entre datos empíricos y simulados de Energía Solar, librería CoSMoS.

En la fig. 5.4 se presenta una tabla con métricas cuantitativas que evalúan la precisión de la simulación mensual de la serie de radiación solar. Para cada mes, se reportan estadísticas como la media simulada, el error asociado y el tipo de distribución ajustada (normal), junto con los identificadores del modelo estocástico empleado (como fGn).

Los valores de error observados son relativamente bajos y consistentes a lo largo de los distintos meses, lo que refuerza la evidencia de un buen ajuste del modelo tanto en términos de tendencia central como de dispersión. Esta validación numérica complementa los análisis gráficos presentados previamente, y en conjunto, proporcionan una base sólida para afirmar que el modelo desarrollado logra reproducir adecuadamente las propiedades estadísticas fundamentales de la serie original.

	dist	mean	sd	error	accID	H	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	mean	sd	nln	q.5%	q.25%	q.50%	q.75%
month_1	norm	6785.173	2841.811	0.0173	fgn	0.659	0.7	0.7	0.792	0.745	0.674	0.667	0.74	0.728	0.654	0.663	0.657	6975.39	1944.89	1318	2633.00	5809.0	7513.0	8535.00
month_2	norm	6129.778	1991.285	0.0140	fgn	0.659	0.7	0.7	0.792	0.745	0.674	0.667	0.74	0.728	0.654	0.663	0.657	6253.11	1687.39	782	2741.05	5488.5	6668.5	7518.75
month_3	norm	5876.203	1587.931	0.0088	fgn	0.659	0.7	0.7	0.792	0.745	0.674	0.667	0.74	0.728	0.654	0.663	0.657	5155.25	1492.16	730	2160.00	4185.0	5469.0	6331.00
month_4	norm	3639.154	1207.641	0.0271	fgn	0.659	0.7	0.7	0.792	0.745	0.674	0.667	0.74	0.728	0.654	0.663	0.657	3856.01	1290.82	418	1197.95	3129.0	4271.0	4848.75
month_5	norm	2537.666	856.786	0.0325	fgn	0.659	0.7	0.7	0.792	0.745	0.674	0.667	0.74	0.728	0.654	0.663	0.657	2751.85	1040.44	233	778.00	2075.0	2966.0	3595.00
month_6	norm	2235.101	731.787	0.0321	fgn	0.659	0.7	0.7	0.792	0.745	0.674	0.667	0.74	0.728	0.654	0.663	0.657	2401.00	845.82	326	683.65	1787.0	2628.5	3152.75
month_7	norm	2288.866	763.582	0.0353	fgn	0.659	0.7	0.7	0.792	0.745	0.674	0.667	0.74	0.728	0.654	0.663	0.657	2483.38	952.04	277	641.00	1778.0	2694.0	3285.00
month_8	norm	3212.474	1088.198	0.0295	fgn	0.659	0.7	0.7	0.792	0.745	0.674	0.667	0.74	0.728	0.654	0.663	0.657	3431.65	1221.75	264	931.00	2708.0	3710.0	4351.00
month_9	norm	3648.037	1259.167	0.0640	fgn	0.659	0.7	0.7	0.792	0.745	0.674	0.667	0.74	0.728	0.654	0.663	0.657	4187.68	1675.79	382	1117.15	2883.5	4641.5	5591.75
month_10	norm	5159.990	1672.265	0.0309	fgn	0.659	0.7	0.7	0.792	0.745	0.674	0.667	0.74	0.728	0.654	0.663	0.657	5517.34	1913.55	810	1634.00	4298.0	6057.0	7023.00
month_11	norm	6490.399	2195.994	0.0234	fgn	0.659	0.7	0.7	0.792	0.745	0.674	0.667	0.74	0.728	0.654	0.663	0.657	6798.37	2109.74	498	2858.95	5725.0	7669.5	8449.50
month_12	norm	7178.332	2341.686	0.0176	fgn	0.659	0.7	0.7	0.792	0.745	0.674	0.667	0.74	0.728	0.654	0.663	0.657	7348.16	1976.01	782	2855.00	6482.0	8037.0	8878.00
	q.95%	max	skew	cs	l.var	l.skew	l.kurt	p0	acs.1.2	acs.1.3	acs.1.4	acs.1.5												
month_1		9855.00	9282	-1.07	0.63	-0.26	0.09	0	0.26	0.15	0.08	0.07												
month_2		8169.10	8685	-1.19	6.91	-0.25	0.14	0	0.30	0.12	0.17	0.10												
month_3		7067.00	7495	-0.81	6.22	-0.18	0.09	0	0.38	0.13	0.10	0.13												
month_4		5395.20	5866	-0.85	5.42	-0.22	0.09	0	0.50	0.23	0.20	0.19												
month_5		4188.00	4395	-0.56	4.67	-0.15	0.05	0	0.42	0.18	0.08	0.14												
month_6		3337.65	3439	-0.74	5.10	-0.22	0.03	0	0.32	0.15	0.12	0.10												
month_7		3656.00	3951	-0.54	4.61	-0.15	0.02	0	0.39	0.12	-0.07	NA												
month_8		4962.00	5313	-0.78	5.06	-0.20	0.09	0	0.48	0.21	0.12	0.10												
month_9		6299.85	6851	-0.56	4.42	-0.16	0.03	0	0.54	0.27	0.17	0.15												
month_10		7809.00	8275	-0.73	5.16	-0.20	0.05	0	0.31	0.12	0.05	-0.01												
month_11		8881.55	9274	-1.14	6.06	-0.31	0.09	0	0.39	0.09	-0.06	NA												
month_12		9248.00	9455	-1.27	7.07	-0.32	0.11	0	0.33	0.01	NA	NA												

Figura 5.4: Precisión de la simulación de la serie de Energía Solar. Librería CoSMoS.

En las fig. 5.5 y fig. 5.6 se muestra el comportamiento de la serie de energía solar que fue considerado en las simulaciones. Estas visualizaciones permiten contrastar los resultados obtenidos mediante las simulaciones Monte Carlo con la evolución histórica observada, brindando un marco comparativo esencial para la validación del modelo.

La comparación entre las series simuladas y los datos empíricos evidencia que el modelo es capaz de reproducir adecuadamente las tendencias anuales de generación solar, incluyendo las variaciones interanuales y la presencia de posibles anomalías climáticas. Consideramos que este tipo de análisis es fundamental para validar la robustez del modelo en aplicaciones orientadas a la planificación energética y la evaluación prospectiva de escenarios futuros.

En particular, la fig. 5.5 presenta el gráfico correspondiente a la evolución de la energía solar acumulada anualmente en Uruguay durante el período 2013–2023, utilizando los datos proporcionados por Open-Meteo como referencia empírica. Esta serie histórica constituye la base comparativa sobre la cual se evalúa el realismo de las simulaciones estocásticas generadas.

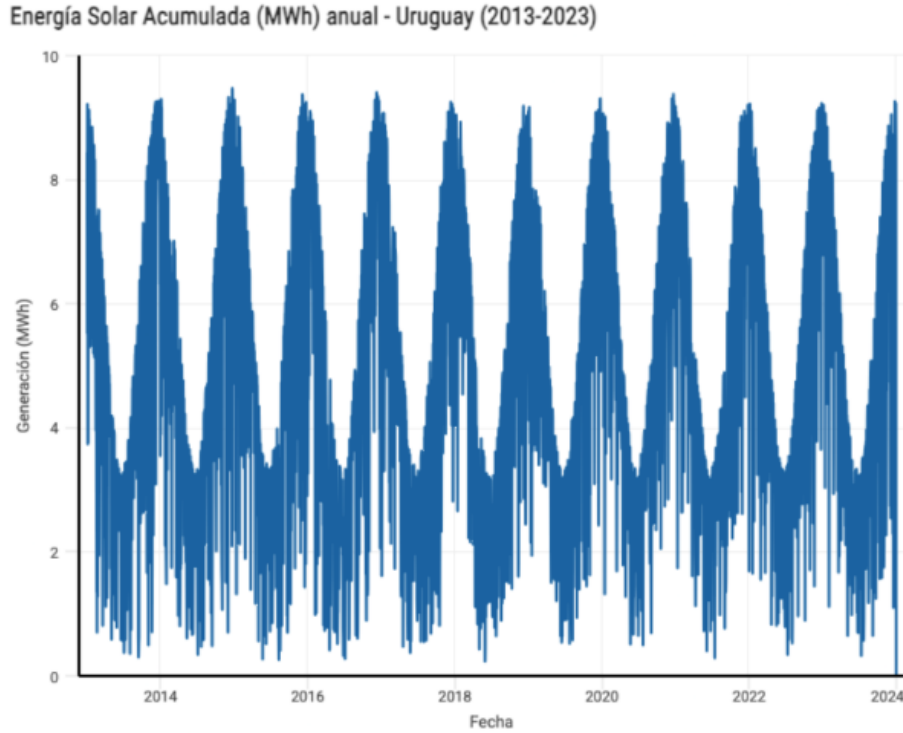


Figura 5.5: Datos de Open-Meteo.

Finalmente, en la fig. 5.6 se presenta la proyección de radiación solar para Uruguay correspondiente al período 2024–2044, generada mediante simulaciones Monte Carlo. El gráfico ilustra la evolución esperada de la radiación de onda corta ( $\text{W}/\text{m}^2$ ), con fluctuaciones que reflejan la variabilidad climática introducida en el modelo estocástico.

Esta serie proyectada resulta especialmente valiosa para el análisis del comportamiento futuro de la generación solar bajo condiciones de incertidumbre. Su aplicación es particularmente relevante en estudios de planificación energética a largo plazo, evaluación de resiliencia frente al cambio climático y diseño de políticas públicas orientadas a la transición energética.

La coherencia observada entre los patrones simulados y las tendencias históricas refuerza la confiabilidad del modelo, evidenciando su capacidad para generar escenarios plausibles y útiles como insumo técnico en procesos de toma de decisiones estratégicas.

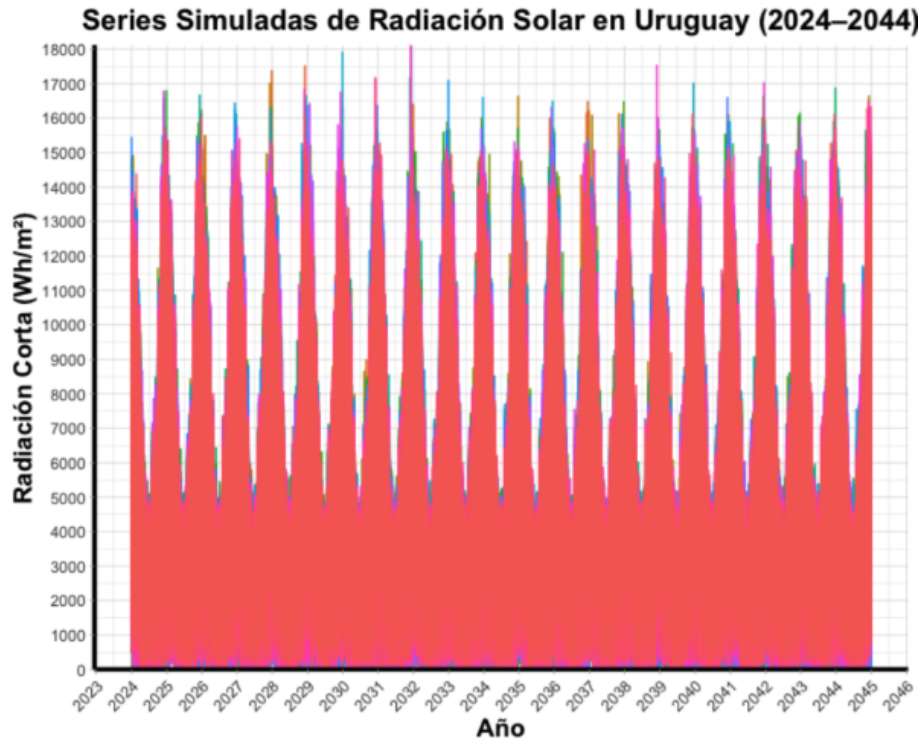


Figura 5.6: Simulación de Monte Carlo

Cabe señalar que, en nuestro estudio, aplicamos una tasa de descuento al flujo de energía proyectado con el objetivo de reflejar adecuadamente la naturaleza temporal de los beneficios asociados a proyectos de energías renovables. Este enfoque responde al hecho de que, si bien la inversión inicial en infraestructura es elevada, la energía aprovechable —que constituye el retorno del proyecto— se obtiene de manera progresiva a lo largo de los 20 años de vida útil.

Desde una perspectiva contable y financiera, la tasa de descuento se emplea para calcular el valor presente de los flujos futuros, permitiendo incorporar el costo de oportunidad del capital en la evaluación económica. En el sector energético, la elección de esta tasa tiene implicancias significativas: tasas de descuento más bajas tienden a favorecer tecnologías renovables, que presentan altos costos de capital pero bajos costos operativos. Por el contrario, tasas más elevadas tienden a beneficiar proyectos basados en combustibles fósiles, los cuales suelen tener menores inversiones iniciales, pero mayores costos de operación (Gomstyn and Jonker, 2024).

Al aplicar esta metodología, buscamos garantizar una comparación equitativa entre alternativas tecnológicas, incorporando explícitamente el valor temporal de la energía generada y su incidencia en la viabilidad económica del proyecto.

## 5.2. Simulación de Variables Financieras: CAPEX y WACC

En cuanto a las variables CAPEX y WACC, realizamos simulaciones Monte Carlo asumiendo una distribución triangular para la primera y una distribución uniforme para la segunda (ver fig. 5.7 y fig. 5.8). Estas distribuciones, consideradas apropiadas en contextos de información limitada, fueron seleccionadas debido a la escasa disponibilidad de datos detallados en el ámbito nacional.

Además, incluimos variables asociadas a proyectos de pequeña escala en el cálculo del LCOE. Esta inclusión nos permitió evaluar de manera más precisa y realista la viabilidad económica de sistemas de energía renovable descentralizados, lo cual resulta clave para avanzar hacia una matriz energética más sostenible y resiliente.

En la fig. 5.7 se presenta la simulación Monte Carlo correspondiente al CAPEX para proyectos de energía solar en Uruguay durante el período 2024–2044. Para modelar esta variable, optamos por una distribución triangular definida por tres parámetros, según lo propuesto por (Viteri et al., 2019):

$$l = 2230$$

$$r = 4140$$

$$m = 3190$$

Siendo  $l$  el límite inferior,  $r$  el límite superior y  $m$  un valor más probable. Esta elección responde a la falta de datos empíricos detallados sobre costos de inversión en el contexto nacional, lo cual hace que una distribución triangular —basada en juicio experto y referencias bibliográficas— sea una alternativa razonable para representar la incertidumbre.

El gráfico muestra la frecuencia de los valores simulados (barras azules) y la densidad de probabilidad (línea roja) visualizando la distribución antes mencionada. La forma asimétrica de la distribución refleja que, si bien el valor más probable se concentra en torno a los 3190 USD/kW, existe una probabilidad no despreciable de que los costos se sitúen en los extremos del rango definido. Esta representación permite capturar de forma realista la variabilidad esperada del CAPEX en escenarios futuros, incorporando tanto la incertidumbre técnica como económica.

El uso de esta distribución contribuye a abordar los desafíos derivados de la es-

carez de datos históricos exhaustivos y de la dificultad para prever con precisión los desarrollos tecnológicos y de mercado. En este sentido, la simulación Monte Carlo basada en una distribución triangular constituye un enfoque equilibrado para modelar las incertidumbres inherentes a los costos de capital en proyectos de energías renovables.

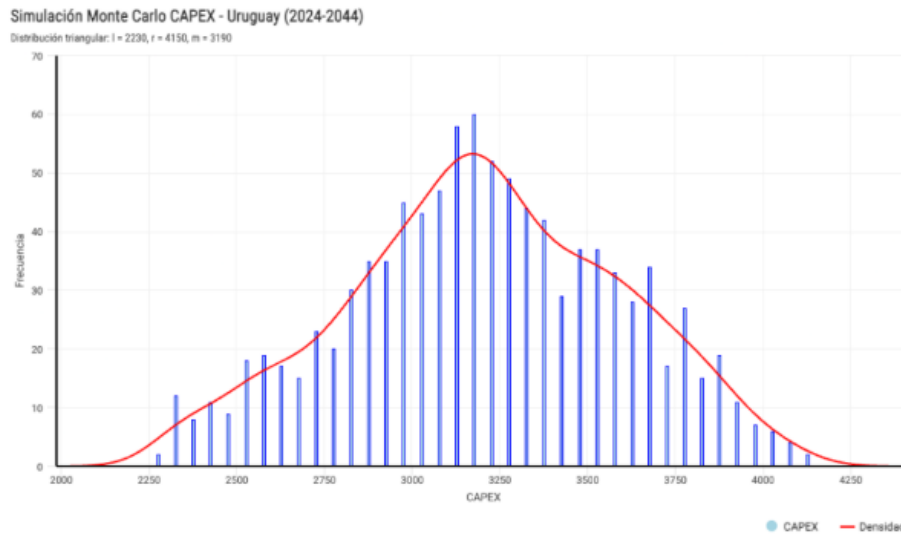


Figura 5.7: Simulación Monte Carlo CAPEX – Uruguay (2024-2044)

La fig. 5.8 presenta los resultados de la simulación Monte Carlo aplicada al WACC (Costo Promedio Ponderado de Capital) para el período 2024–2044. Tal como se detalla en la sección metodológica, se empleó una distribución uniforme en el rango de 4% a 10%, lo que implica que todos los valores dentro de ese intervalo tienen la misma probabilidad de ocurrencia. Esta elección metodológica responde a la ausencia de datos empíricos específicos que permitan ajustar una distribución más precisa, y busca representar de manera neutral la incertidumbre asociada a las condiciones de financiamiento en el contexto nacional.

El histograma (barras azules) refleja una distribución de frecuencias relativamente homogénea, en concordancia con la densidad de la distribución uniforme (línea roja). Esta consistencia valida la correcta implementación del modelo y confirma que no se introdujeron sesgos en la generación de los escenarios financieros.

La amplitud del intervalo considerado da cuenta de la variabilidad esperada en las tasas de financiamiento para proyectos de energía renovable, influenciada por factores como el riesgo país, las condiciones macroeconómicas, el acceso al crédito

y las políticas de incentivo vigentes. Al incorporar esta incertidumbre dentro del modelo estocástico del LCOE, se logra una representación más realista y completa de los posibles escenarios económicos, aspecto clave para una toma de decisiones robusta en procesos de planificación energética de largo plazo.

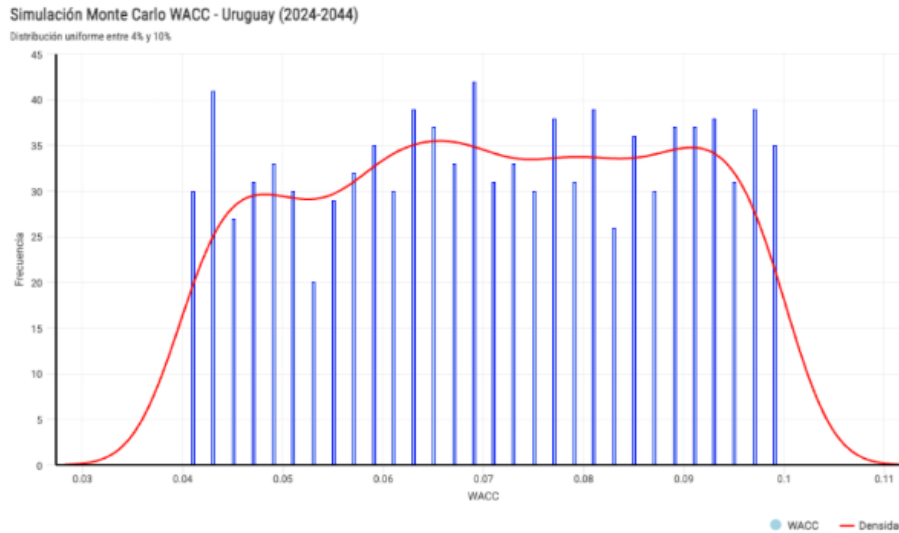


Figura 5.8: Simulación Monte Carlo WACC – Uruguay (2024-2044)

### 5.3. Resultados del LCOE Simulado

La fig. 5.9 presenta los resultados del cálculo del LCOE obtenidos mediante simulaciones Monte Carlo para el período 2024–2044. Cada subgráfico muestra la distribución anual del LCOE, expresado en USD/MWh, incorporando la variabilidad introducida por las variables de entrada modeladas estocásticamente: CAPEX, WACC y radiación solar.

Las distribuciones anuales reflejan la propagación de la incertidumbre a lo largo del horizonte temporal del proyecto. Si bien el rango de valores del LCOE varía entre años, la mayoría de las distribuciones presentan una forma unimodal y relativamente simétrica, lo que sugiere una estabilidad razonable de los costos nivelados bajo las condiciones simuladas. No obstante, en algunos años se observan colas más extendidas hacia valores elevados, atribuibles a combinaciones desfavorables de altos costos de capital y baja disponibilidad solar.

Este enfoque nos permite no solo estimar un valor promedio del LCOE para cada año, sino también cuantificar su dispersión y el riesgo asociado, aspecto clave en

contextos de incertidumbre estructural. La representación gráfica año a año facilita además la identificación de tendencias, puntos críticos o escenarios atípicos en la evolución del costo energético, aportando una herramienta robusta para la planificación de inversiones y el diseño de políticas públicas en el ámbito de las energías renovables.

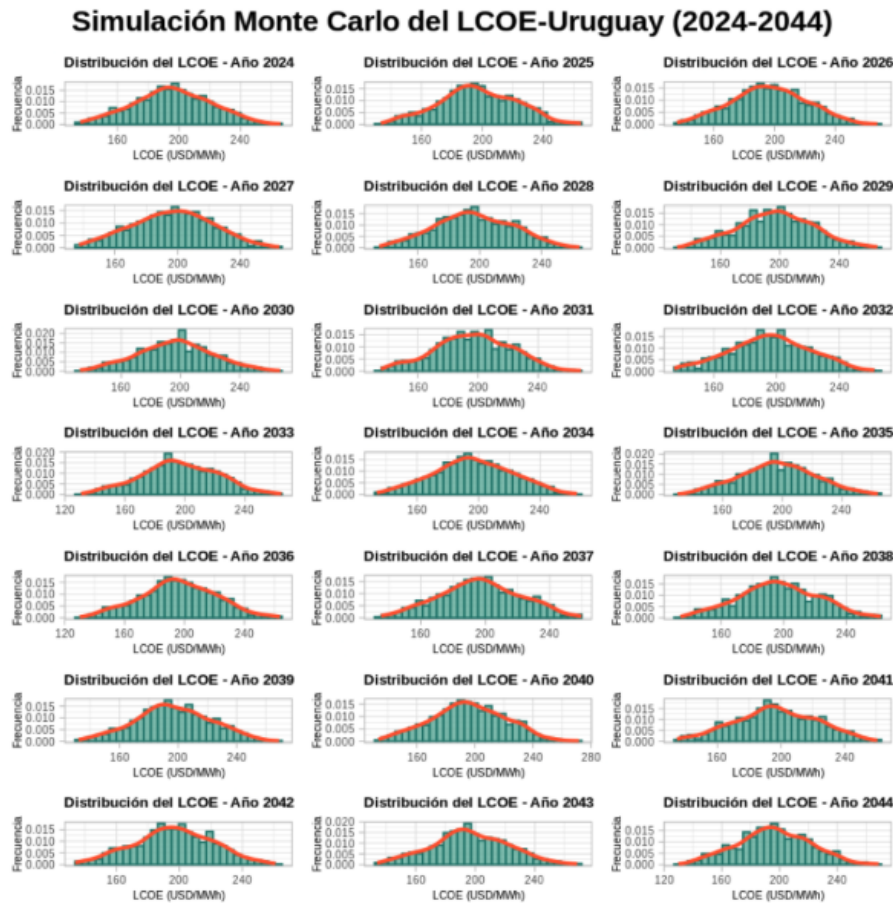


Figura 5.9: Simulación Monte Carlo del LCOE – Uruguay (2024-2044)

## 5.4. Evaluación del LCOE según diferentes escenarios

La fig. 5.10 presenta el análisis de sensibilidad del LCOE frente al WACC (Costo Promedio Ponderado de Capital), en el marco de las simulaciones Monte Carlo realizadas para el período 2024–2044. Cada punto azul representa un escenario simulado, la línea amarilla indica el valor promedio del LCOE correspondiente a cada nivel de WACC, y la línea roja marca el precio de referencia de la tarifa residencial en



Uruguay, según datos de (SEG Ingeniería, 2024).

El gráfico pone en evidencia una relación claramente creciente entre el WACC y el LCOE: a medida que aumenta el costo del capital, el costo nivelado de la electricidad también se incrementa. Este comportamiento resulta coherente con la estructura financiera de los proyectos de generación renovable, donde una proporción significativa del costo total se encuentra concentrada en la inversión inicial. En este sentido, la sensibilidad observada destaca la importancia de contar con condiciones de financiamiento favorables para asegurar la competitividad de la microgeneración distribuida.

Un aspecto particularmente relevante es que, en la mayoría de los escenarios simulados, el LCOE se mantiene por debajo del precio residencial actual de UTE. Esto sugiere que, incluso ante condiciones financieras adversas, la microgeneración fotovoltaica puede seguir siendo económicamente viable para los usuarios residenciales. La visualización de los escenarios simulados permite, además, identificar los casos más críticos —aquellos asociados a valores elevados de WACC— y cuantificar su impacto en la factibilidad económica del sistema.

Este análisis refuerza el valor del enfoque estocástico adoptado, al permitir no solo la estimación de un valor promedio del LCOE, sino también la evaluación de su comportamiento bajo múltiples combinaciones de variables clave. En conjunto, estos resultados aportan evidencia sólida para respaldar políticas públicas que fomenten la generación distribuida y mejoren las condiciones de financiamiento en el sector renovable.

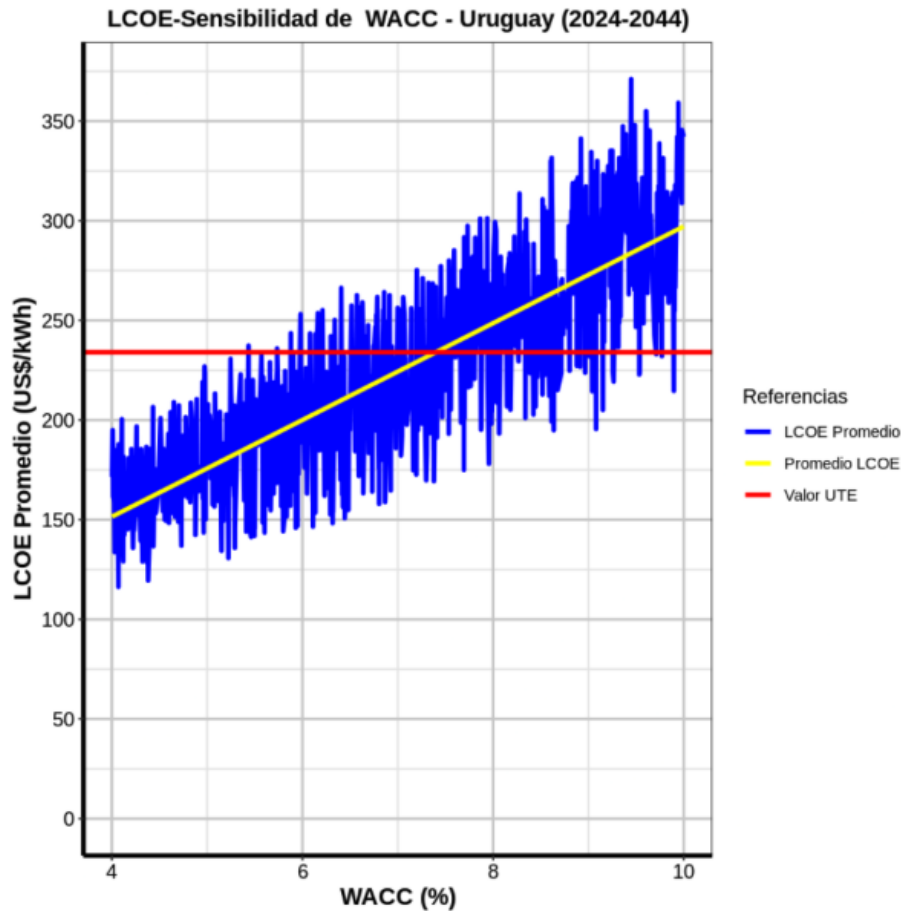


Figura 5.10: LCOE según distintos escenarios de WACC para Uruguay (2024-2044)

En el gráfico de la fig. 5.11 se analiza la sensibilidad del LCOE frente a variaciones en el CAPEX (Costo de Capital Inicial), en el marco de las simulaciones Monte Carlo realizadas para el período 2024–2044. Cada punto azul representa un escenario simulado; la línea amarilla indica el valor promedio del LCOE en función del CAPEX, y la línea roja señala el precio de referencia de la tarifa residencial en Uruguay, según datos de (SEG Ingeniería, 2024).

Se observa una relación crecientemente positiva entre el CAPEX y el LCOE: a medida que aumentan los costos de inversión, también lo hace el costo nivelado de la electricidad. Esta tendencia es coherente con la estructura típica de costos de los sistemas fotovoltaicos, en los que el CAPEX constituye una proporción significativa del costo total del proyecto.

Un hallazgo relevante es que, incluso en escenarios con valores elevados de CAPEX (cerca de 4000 USD/kW), una gran parte de los resultados simulados mantiene el LCOE por debajo del precio residencial actual de UTE. Este comportamiento

refuerza la viabilidad económica de la microgeneración fotovoltaica en el segmento residencial, aún bajo condiciones de inversión menos favorables.

Este análisis permite identificar umbrales críticos a partir de los cuales el LCOE comienza a superar el precio de mercado, lo que resulta clave para orientar políticas de incentivo, diseñar esquemas de financiamiento adecuados y apoyar decisiones de inversión por parte de usuarios residenciales y pequeños consumidores. La incorporación explícita de esta sensibilidad en el modelo contribuye a una evaluación más robusta del potencial de la generación distribuida en escenarios futuros.

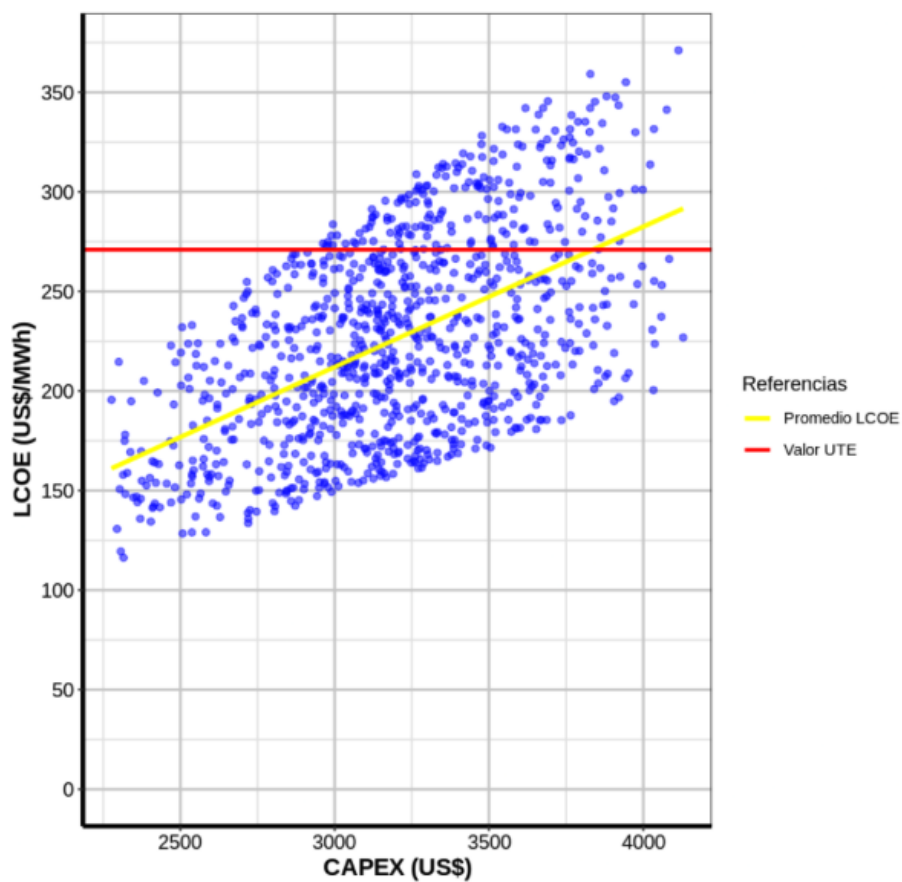


Figura 5.11: LCOE según distintos escenarios de CAPEX para Uruguay (2024-2044)

La fig. 5.12 presenta una visualización integrada que permite analizar de forma simultánea el impacto del CAPEX y del WACC sobre el LCOE, en el marco de las simulaciones Monte Carlo realizadas para el período 2024–2044. En este gráfico de dispersión, cada punto representa un escenario simulado: el eje horizontal indica el CAPEX (USD/kW), el eje vertical el LCOE (USD/MWh), y el color de cada punto refleja el valor del WACC, utilizando una escala cromática que va del morado

(valores bajos) al amarillo (valores altos).

Esta visualización permite identificar con claridad cómo la combinación de altos costos de inversión y tasas de financiamiento elevadas conduce a los valores más altos de LCOE. A medida que aumentan el CAPEX y el WACC, los puntos se desplazan hacia la parte superior derecha del gráfico, señalando escenarios menos favorables desde el punto de vista económico. Por el contrario, los escenarios caracterizados por un CAPEX moderado y un WACC bajo se concentran en la región inferior izquierda, donde el LCOE resulta más competitivo.

Este análisis conjunto refuerza la necesidad de considerar múltiples fuentes de incertidumbre de forma integrada en la evaluación económica de proyectos renovables. Asimismo, permite identificar combinaciones críticas de variables que podrían comprometer la viabilidad financiera del sistema, así como zonas de oportunidad donde la microgeneración fotovoltaica se presenta como una alternativa claramente ventajosa frente al precio de la energía residencial.

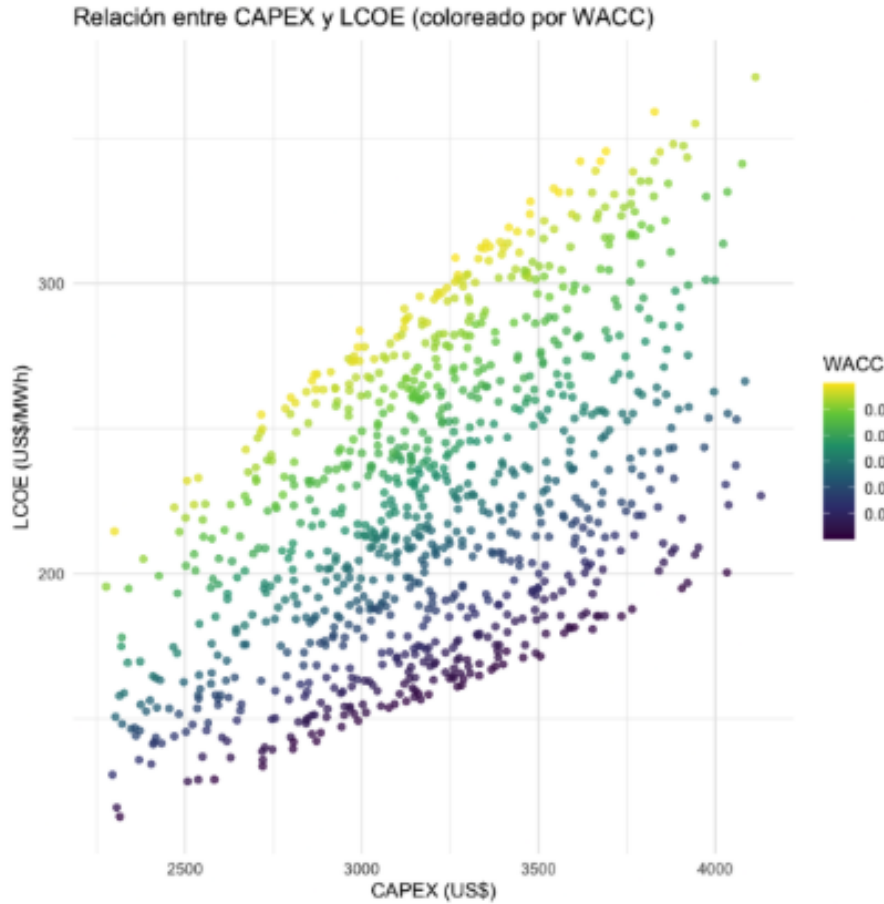


Figura 5.12: LCOE según distintos escenarios de CAPEX con distintas tasas de WACC para Uruguay (2024-2044)

Finalmente, la fig. 5.13 representa uno de los principales aportes de nuestro estudio, al vincular directamente el LCOE con la generación solar agregada descontada para el período 2024–2044 en Uruguay. Este análisis fue posible gracias a la implementación de la librería CoSMoS, que nos permitió construir escenarios energéticos estocásticos realistas a partir de simulaciones de radiación solar diaria.

El gráfico muestra una nube de puntos azules que refleja la alta dispersión de los resultados obtenidos en las simulaciones Monte Carlo, donde cada punto representa una combinación posible de generación solar y su correspondiente LCOE. Se observa una relación inversa clara: a mayor generación solar acumulada, menor es el costo nivelado de la energía. Esta tendencia es coherente con la lógica económica del modelo, ya que una mayor producción energética permite amortizar más eficientemente los costos de inversión y operación.

En este contexto, la línea amarilla representa el promedio del LCOE obtenido

en las simulaciones, mientras que la línea roja horizontal indica el valor de referencia del precio residencial de la energía en Uruguay (UTE), según (SEG Ingeniería, 2024). La comparación entre ambas líneas permite evaluar la competitividad de los escenarios simulados frente al precio real del mercado eléctrico.

Este resultado no solo contribuye a la robustez del modelo estocástico desarrollado, sino que también demuestra la utilidad de integrar herramientas como CoSMoS para capturar la variabilidad climática y su impacto económico.

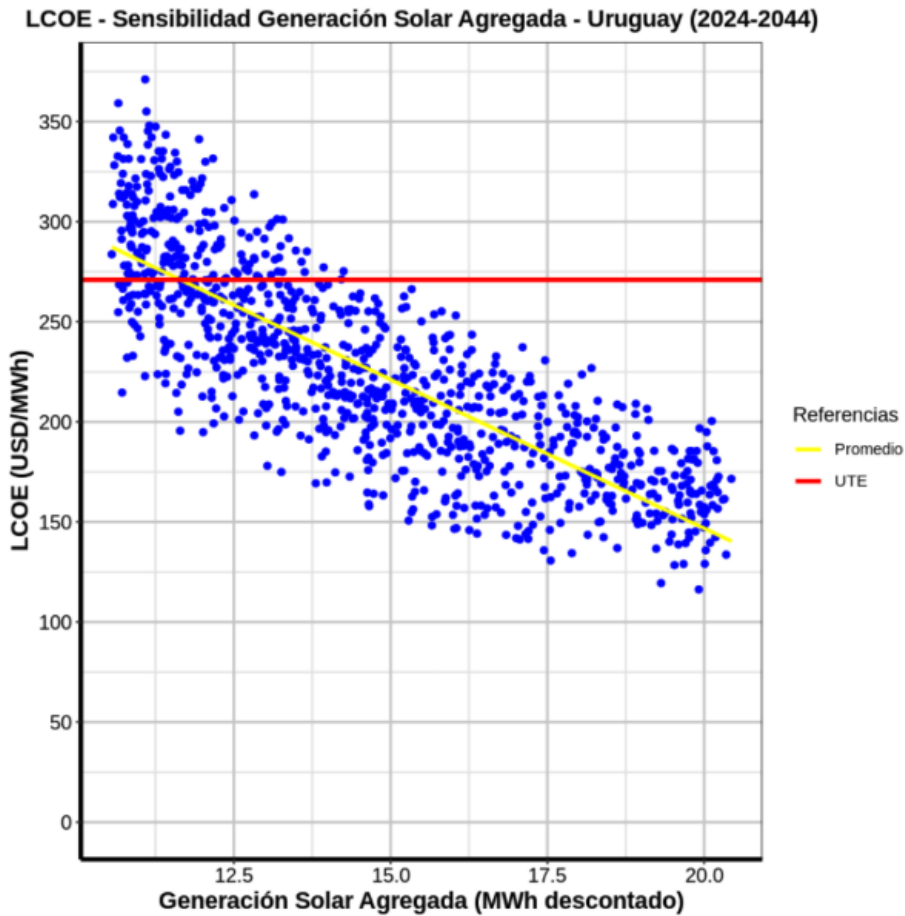


Figura 5.13: LCOE según Generación Solar Agregada para Uruguay (2024-2044)

# Capítulo 6

## Conclusiones

La microgeneración fotovoltaica se consolida como una alternativa estratégica para diversificar la matriz energética y avanzar hacia un sistema más sostenible y descentralizado. Su impacto no es solo ambiental, sino también económico, al contribuir a reducir la dependencia de combustibles fósiles, estabilizar costos y mejorar la seguridad energética.

En este estudio, desarrollamos un modelo estocástico del Costo Nivelado de la Electricidad (LCOE) para Uruguay, integrando simulaciones Monte Carlo sobre variables críticas como el CAPEX, el WACC y la generación solar diaria. Frente a los enfoques deterministas tradicionales, nuestra propuesta incorpora explícitamente la incertidumbre inherente a los sistemas renovables, especialmente aquellos que dependen de condiciones climáticas variables.

Para la generación solar, evitamos asumir una distribución predefinida y utilizamos la librería CoSMoS, lo que nos permitió preservar la autocorrelación y la estacionalidad propias de las series climáticas. En cuanto al CAPEX y al WACC, optamos por distribuciones de baja información (triangular y uniforme, respectivamente), dada la limitada disponibilidad de datos empíricos específicos en el contexto local.

Asimismo, integramos proyecciones de demanda energética por sector económico mediante modelos de aprendizaje automático, destacando el comportamiento del sector residencial, clave para el despliegue de la generación distribuida.

Los resultados muestran que en la mayoría de los escenarios simulados el LCOE es inferior al precio residencial vigente, lo que subraya la competitividad de la mi-

crogeneración fotovoltaica. No obstante, advertimos que un crecimiento acelerado sin ajustes en el esquema tarifario podría generar efectos redistributivos regresivos. Por ello, proponemos fomentar políticas que promuevan su adopción en sectores de menor consumo, garantizando una transición energética justa.

En suma, consideramos que el enfoque propuesto —basado en Ciencia de Datos, simulación estocástica y modelado climático— aporta una herramienta sólida y adaptable para la evaluación económica de proyectos renovables, contribuyendo a la toma de decisiones en contextos de alta incertidumbre.



# Bibliografía

- Arroyo, S., Möller, L., and Salles, A. (2020). Determinantes de inversión en energía solar fotovoltaica en uruguay. Trabajo final de Máster en Dirección Financiera y Máster en Contabilidad y Finanzas. Consultado el 6 de junio de 2025.
- Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL) (2024). Título del documento (la economía del cambio climático en américa latina y el caribe). Consultado en octubre de 2024.
- Dirección Nacional de Energía (n.d.a). Energía solar fotovoltaica. Disponible también en Web Archive: <https://web.archive.org/web/20240704/https://www.miem.gub.uy/balance-energetico-2023>. Consultado el 4 de julio de 2025.
- Dirección Nacional de Energía (n.d.b). Ley de promoción de inversiones. Consultado el 7 de junio de 2025.
- Dirección Nacional de Energía (n.d.c). Marco de incentivos y beneficios fiscales existentes en uruguay para la energía solar. Consultado el 7 de junio de 2025.
- Dirección Nacional de Energía (n.d.d). Microgeneración. Consultado el 7 de junio de 2025.
- Gomstyn, A. and Jonker, A. (2024). ¿qué es el coste nivelado de la energía (lcoe)? Consultado el 7 de junio de 2025.
- Heck, N., Smith, C., and Hittinger, E. (2016). A monte carlo approach to integrating uncertainty into the levelized cost of electricity. *The Electricity Journal*, 29(3):21–30.
- Hu, A., Levis, S., Meehl, G. A., Han, W., Washington, W. M., Oleson, K. W., van Ruijven, B. J., He, M., and Strand, W. G. (2016). Impact of solar panels on global climate. *Nature Climate Change*, 6(3):290–294.
- International Renewable Energy Agency (IRENA) (2024). Renewable power generation costs in 2023. Consultado el 7 de junio de 2025.

- Lee, C.-Y. and Ahn, J. (2020). Stochastic modeling of the levelized cost of electricity for solar pv. *Energies*, 13(11):3017. Consultado el 7 de junio de 2025.
- Ministerio de Ambiente (2021). Estrategia climática de largo plazo de uruguay: Para un desarrollo bajo en emisiones de gases de efecto invernadero y resiliente al clima. Consultado el 6 de junio de 2025.
- Ministerio de Economía y Finanzas (2022). Simulador decreto 268/020. Consultado el 7 de junio de 2025.
- Ministerio de Industria, Energía y Minería (2024). Balance energético nacional 2023. Consultado el 7 de junio de 2025.
- Naciones Unidas (n.d.). Objetivos de desarrollo sostenible. Consultado el 6 de junio de 2025.
- Obi, M., Jensen, S., Ferris, J. B., and Bass, R. B. (2017). Calculation of levelized costs of electricity for various electrical energy storage systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 67:908–920.
- Open-Meteo (n.d.). Free open-source weather api. Consultado el 7 de junio de 2025.
- Organización Meteorológica Mundial (2024). La organización meteorológica mundial confirma que 2024 fue el año más cálido jamás registrado. Consultado el 6 de junio de 2025.
- Papalexiou, S. M. (2018). Unified theory for stochastic modelling of hydroclimatic processes: Preserving marginal distributions, correlation structures, and intermitency. *Advances in Water Resources*, 115:234–252.
- Papalexiou, S. M., Serinaldi, F., Strnad, F., Markonis, Y., and Shook, K. (2021). Cosmos r — complete stochastic modelling solution. Consultado el 7 de junio de 2025.
- SEG Ingeniería (2024). Indicadores energéticos. Consultado el 6 de junio de 2025.
- Universidad Católica del Uruguay (2024a). Guía para uso y citación efectiva de ia como estudiante en epg. Consultado el 4 de julio de 2025.
- Universidad Católica del Uruguay (2024b). Uso ético de ia en cursos de escuela de postgrados ucu. Consultado el 4 de julio de 2025.

- Vignolo, M., Oroño, D., Lavello, T. D., Hermida, G., Despada, A. L. R., Rey, M., Carriquiry, J., Giacosa, D., and Briozzo, I. (2018). Microgeneración fotovoltaica en uruguay: beneficios, marco normativo y producción de capacidades locales. Technical report, Facultad de Ingeniería, Universidad de la República. Consultado el 7 de junio de 2025.
- Viteri, J. P., Henao, F., Cherni, J., and Dyner, I. (2019). Optimizing the insertion of renewable energy in the off-grid regions of colombia. *Journal of Cleaner Production*, 235:535–548.
- Wolf, N., Tanneberger, M. A., and Höck, M. (2024). Levelized cost of hydrogen production in northern africa and europe in 2050: A monte carlo simulation for germany, norway, spain, algeria, morocco, and egypt. *International Journal of Hydrogen Energy*, 69:184–194.
- Zainali, S., Lindahl, J., Lindén, J., and Stridh, B. (2023). Lcoe distribution of pv for single-family dwellings in sweden. *Energy Reports*, 10:1951–1967.

# Apéndice A

## Anexos

Para la corrección de estilo de todo el documento y para la elaboración de la sección Procesamiento de datos, se utilizó ChatGPT con el fin de combinar los notebooks con la redacción del procesamiento, integrando en un solo texto el flujo de trabajo. La información proporcionada fue verificada y ajustada para garantizar su correcta aplicación (Universidad Católica del Uruguay, 2024a,b).

### A.1. Prototipo

Como se mencionó en la sección de Procesamiento de datos, la integración del flujo de trabajo dio lugar a un prototipo funcional.

Este prototipo permite una interacción fluida, en la que el usuario selecciona coordenadas dentro del mapa de Uruguay e ingresa parámetros financieros específicos, obteniendo como resultado inmediato datos simulados que facilitan la toma de decisiones en relación con la implementación de sistemas de generación energética fotovoltaica. Todo el proceso fue documentado exhaustivamente y versionado a través de GitHub, asegurando transparencia y facilitando futuras reproducciones o modificaciones del modelo.

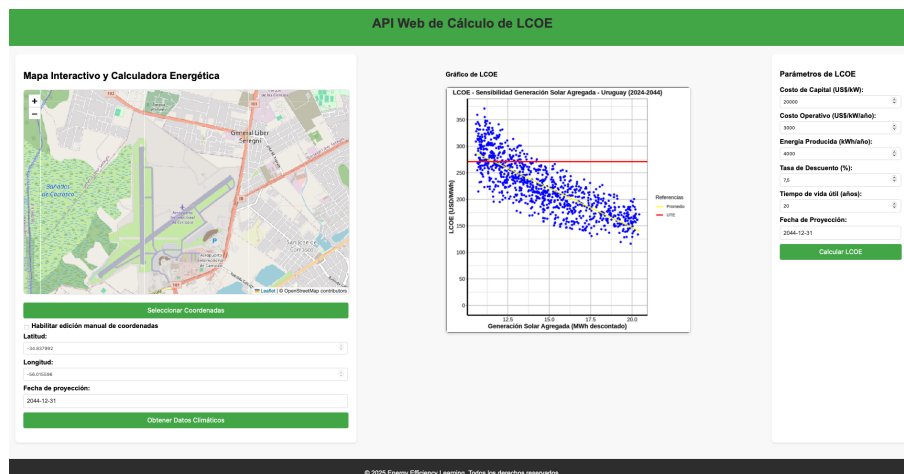


Figura A.1: Prototipo API de Cálculo de LCOE.

## A.2. APIs: Flujo de interacción en la herramienta de simulación de LCOE

A continuación, se detalla el flujo de interacción técnica entre el usuario y las APIs que sustentan la herramienta interactiva desarrollada para estimar el Costo Nivelado de la Electricidad (LCOE, por sus siglas en inglés). Esta herramienta combina componentes de geolocalización, obtención de datos meteorológicos y simulación energética, y permite evaluar la sensibilidad del LCOE frente a diversos parámetros de entrada.

### A.2.1. Selección de coordenadas geográficas

El primer paso del flujo consiste en seleccionar el punto geográfico de interés sobre un mapa interactivo de Uruguay. El usuario puede hacer clic directamente en el mapa o habilitar la edición manual para ingresar latitud y longitud específicas. Esta funcionalidad facilita la selección de ubicaciones reales o hipotéticas en distintos puntos del país.

### A.2.2. Obtención de datos climáticos históricos

Una vez determinadas las coordenadas, se activa el botón “Obtener Datos Climáticos”. Esta acción desencadena una solicitud HTTP tipo POST a la ruta `/obtener_datos_climaticos` de la API, que recibe como parámetros la latitud y longitud

seleccionadas. El backend consulta entonces la base de datos de Open-Meteo y genera un archivo CSV con la serie temporal de radiación solar horaria correspondiente a esa ubicación.

Este procedimiento permite alimentar el modelo energético con datos climáticos reales, asegurando la validez contextual del cálculo del LCOE.

### **A.2.3. Ingreso de parámetros técnicos y económicos**

Con el archivo climático ya disponible, el usuario completa los campos del formulario que recogen los parámetros técnicos y financieros del proyecto fotovoltaico: costo de capital (CAPEX), costo operativo anual, energía producida, tasa de descuento, vida útil del sistema y fecha de proyección. Esta información es clave para aplicar la fórmula del LCOE y permite realizar análisis de sensibilidad sobre cada uno de estos factores.

### **A.2.4. Cálculo del LCOE y visualización gráfica**

Una vez ingresados los valores, al presionar el botón “Calcular LCOE”, se realiza una solicitud POST a la ruta */procesar*. Esta endpoint coordina dos procesos principales:

- Verifica si ya existe un archivo climático para las coordenadas seleccionadas (y lo genera si no fuera el caso), y
- Envía todos los parámetros a un servicio de cálculo implementado en R a través de una API tipo Plumber.

El resultado del proceso incluye la estimación del LCOE y una gráfica de sensibilidad generada en tiempo real. Dicha gráfica muestra la dispersión de los escenarios simulados, con líneas de referencia que indican el promedio nacional y el valor objetivo definido por UTE.

### **A.2.5. Resultado final y archivo gráfico**

La imagen generada se guarda en una carpeta pública y puede consultarse a través de la ruta */images/filename*. Este enfoque modular, junto con la documen-

tación completa de las rutas en Swagger, facilita la extensión funcional de la herramienta y su integración con otros sistemas o servicios.

#### **A.2.6. Solicitudes de información a UTE**

Ver Anexo de solicitudes de información a UTE.