

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA

PLANIFICACIÓN DE LA EXPANSIÓN DE LOS SISTEMAS DE TRANSMISIÓN

ANÁLISIS DE LAS INCERTIDUMBRES MÁS RELEVANTES EN EL PROBLEMA DE LA PLANIFICACIÓN DE LA EXPANSIÓN DE LA TRANSMISIÓN

**TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR PRESENTADO COMO
REQUISITO PARA LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO ELÉCTRICO**

PABLO DAVID ARMAS ARROBA

pablo.armas@epn.edu.ec

DIRECTOR: DRA. XIMENA PATRICIA GAVELA GUAMÁN

ximena.gavela@epn.edu.ec

DMQ, Febrero 2024

CERTIFICACIONES

Yo, PABLO DAVID ARMAS ARROBA, declaro que el trabajo de integración curricular aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

PABLO DAVID ARMAS ARROBA

Certifico que el presente trabajo de integración curricular fue desarrollado por PABLO DAVID ARMAS ARROBA, bajo mi supervisión.

DRA. XIMENA PATRICIA GAVELA GUAMÁN
DIRECTOR

Certificamos que revisamos el presente trabajo de integración curricular.

MSC. DANIEL ORBE
REVISOR1 DEL TRABAJO DE
INTEGRACIÓN CURRICULAR

MSC. FAUSTO VALENCIA
REVISOR2 DEL TRABAJO DE
INTEGRACIÓN CURRICULAR

DECLARACIÓN DE AUTORÍA

A través de la presente declaración, afirmamos que el trabajo de integración curricular aquí descrito, así como el (los) producto(s) resultante(s) del mismo, son públicos y estarán a disposición de la comunidad a través del repositorio institucional de la Escuela Politécnica Nacional; sin embargo, la titularidad de los derechos patrimoniales nos corresponde a los autores que hemos contribuido en el desarrollo del presente trabajo; observando para el efecto las disposiciones establecidas por el órgano competente en propiedad intelectual, la normativa interna y demás normas.

PABLO DAVID ARMAS ARROBA

DRA. XIMENA PATRICIA GAVELA GUAMÁN

DEDICATORIA

Dedico mi Trabajo de Integración Curricular a las personas que me han acompañado a lo largo de este importante trayecto, de manera especial a mi esposa, Verito, quien es el pilar fundamental en mi vida, a mis padres y a mis hermanos que siempre me han acompañado.

AGRADECIMIENTO

Expreso mi más sincero agradecimiento a Dios, por permitirme estar de pie para conseguir mis objetivos, a mi esposa, con su apoyo incondicional es parte fundamental de mi formación académica, a mis padres, que siempre me apoyan, mis hermanos que jamás han dudado de mí, amigos y compañeros que formaron parte de este camino, y a mis profesores que, gracias a sus conocimientos, ahora escalo un peldaño más en mi vida académica.

ÍNDICE DE CONTENIDO

CERTIFICACIONES.....	I
DECLARACIÓN DE AUTORÍA.....	III
DEDICATORIA.....	IV
AGRADECIMIENTO.....	V
ÍNDICE DE CONTENIDO.....	VI
RESUMEN	VIII
ABSTRACT	IX
1 DESCRIPCIÓN DEL COMPONENTE DESARROLLADO	1
1.1 Objetivo general	2
1.2 Objetivos específicos	2
1.3 Alcance	2
1.4 Marco Teórico	2
1.4.1 Tipos de variables incluidas en el problema del TNEP	3
1.4.1.1 Variables Discretas.....	3
1.4.1.2 Variables Continuas.....	4
1.4.1.3 Variable Continua Determinista	4
1.4.1.4 Variable Aleatoria	5
1.4.2 Modelo Determinístico	6
1.4.3 Proceso Estocástico	7
1.4.3.1 Incertidumbre.....	7
1.4.3.2 Proceso de Montecarlo.....	8
1.4.3.3 Movimiento Geométrico Browniano	9
1.4.3.3.1 Movimiento Geométrico Browniano con regresión a la media	10
1.4.3.4 Análisis de Juicio Experto.....	11
1.4.4 Descripción de las principales incertidumbres presentes en el TNEP.....	11
1.4.4.1 Demanda de Energía Eléctrica	11
1.4.4.2 Precio de los combustibles	13
1.4.4.3 Variación de recursos de las energías renovables.....	15
1.4.4.3.1 Variación de energía eólica	16
1.4.4.3.2 Variación de energía solar.....	17
1.4.4.4 Cambios en los planes de la expansión de la generación de energía eléctrica	19
1.4.5 Horizonte de tiempo para los pronósticos	20
2 METODOLOGÍA	22

2.1	Modelación de la demanda de energía eléctrica	22
2.1.1	Regresión Polinomial.....	23
2.1.1.1	Caso de estudio.....	25
2.1.2	Método de Winters.....	27
2.1.2.1	Caso de estudio.....	28
2.1.3	Movimiento Geométrico Browniano	32
2.1.3.1	Caso de estudio.....	32
2.2	Modelación del precio de los combustibles	37
2.2.1	Movimiento Geométrico Browniano con regresión a la media.....	38
2.2.2	Caso de estudio.....	39
2.2.3	Análisis de sensibilidad del MGB con regresión a la media	42
2.3	Modelación de la variación de recursos primarios de generación renovable	44
2.3.1	Energía eólica.....	44
2.3.1.1	Método determinístico	45
2.3.1.1.1	Caso de estudio	46
2.3.1.2	Método estocástico.....	48
2.3.1.2.1	Caso de estudio	51
2.3.2	Energía solar	55
2.3.2.1	Método determinístico	55
2.3.2.1.1	Caso de estudio	56
2.3.2.2	Método estocástico.....	57
2.3.2.2.1	Caso de estudio	57
2.4	Modelación de los cambios en la planificación de la expansión de la generación de energía eléctrica.....	59
2.4.1	Caso de estudio.....	60
2.5	Conclusiones.....	64
2.6	Recomendaciones.....	66
	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	67

RESUMEN

En la etapa de planificación de la expansión de sistemas de transmisión, es importante que el planificador identifique y evalúe las variables que inciden directamente en el desarrollo de un plan para un horizonte de tiempo. Se considera de manera especial a las variables que presentan un comportamiento impredecible, mismas que generan cambios en los planes de expansión obtenidos, pudiendo volverse tales planes en sobre o subinversiones en función del escenario que se concrete ya en la realidad. Estas variables dependen de elementos externos como: políticas estatales, factores ambientales, marcos regulatorios, errores en la toma de decisiones, entre otros. Dentro de este entorno, se identifican como principales fuentes de incertidumbre en la planificación a: la demanda de energía eléctrica, el precio de los combustibles, la disponibilidad de los recursos de generación y los cambios de la planificación de la expansión de la generación de energía eléctrica.

Para el tratamiento y estudio de las incertidumbres se analizan modelos matemáticos que el planificador puede utilizar en la estimación o pronóstico de los posibles escenarios, y considerarlos dentro de su modelo de planificación. En este contexto, dentro de este Trabajo de Integración Curricular, a través de la implementación de ejemplos prácticos, se presentan distintas opciones de modelación para las principales incertidumbres identificadas, realizando comparaciones entre modelos determinísticos y estocásticos.

PALABRAS CLAVE: incertidumbre, estocástico, movimiento geométrico browniano, proceso de Montecarlo.

ABSTRACT

In the planning stage of transmission system expansion, it is important for the planner to identify and evaluate the variables that directly affect the development of a plan for a time horizon. Special consideration is given to variables that present unpredictable behaviour, which generate changes in the expansion plans obtained, and such plans may become over or under investments depending on the scenario that is already realized in reality. These variables depend on external elements such as: state policies, environmental factors, regulatory frameworks, errors in decision making, among others. Within this environment, the main sources of uncertainty in planning are identified as: the demand for electrical energy, the price of fuel, the availability of generation resources and changes in the planning of the expansion of energy generation. electrical.

To treat and study uncertainties, mathematical models are analysed that the planner can use in the estimation or forecast of possible scenarios, and consider them within their planning model. In this context, within this Curricular Integration Work, through the implementation of practical examples, different modelling options are presented for the main uncertainties identified, making comparisons between deterministic and stochastic models.

KEYWORDS: uncertainty, stochastic, Brownian geometric motion, Monte Carlo process.

1 DESCRIPCIÓN DEL COMPONENTE DESARROLLADO

El problema de la *Planificación de la Expansión de los Sistemas de Transmisión (TNEP por sus siglas en inglés – Transmission Network Expansion Planning)* consiste en determinar qué adiciones se deben realizar para atender la demanda creciente de electricidad, bajo criterios de eficiencia y economía.

Tradicionalmente la TNEP se había tratado de forma determinística y estática, es decir, que dentro del problema de decisión no se consideraban las incertidumbres inherentes a la operación de los sistemas eléctricos y se visualizaba un solo horizonte de tiempo para la decisión sobre cuando realizar las adiciones de nueva red [1].

Sin embargo, la TNEP lejos de ser un problema determinístico, involucra la toma de decisiones en escenarios totalmente inciertos que pueden poner en riesgo las decisiones de inversión, puesto que una opción de expansión que subestime la capacidad necesaria generaría problemas de congestión y operación de la red, mientras que una opción sobredimensionada afectaría la eficiencia económica del sistema.

En este entorno, es importante reconocer qué incertidumbres tienen incidencia sobre los resultados de planificación y como realizar su adecuada gestión. Dentro de las principales incertidumbres se tienen: el comportamiento volátil de la demanda, disponibilidad de recursos de generación, variación de los precios de los combustibles, cambios en los planes de generación, entre otras; la variación de estos parámetros en niveles no estimados podría afectar los resultados de la planificación, exponiendo así al planificador a un riesgo importante, pues es quien debe identificar un plan que se adapte a cualquiera de estos escenarios, evitando así inconvenientes por cambios que se presenten a lo largo del proceso y no hayan sido considerados oportunamente.

Por lo tanto, es fundamental que el planificador, como parte del estudio de su plan, desarrolle las herramientas que permitan modelar y analizar sistemáticamente las incertidumbres más importantes de los sistemas eléctricos, con el fin de que tales incertidumbres sean consideradas en el proceso de planificación y contribuyan a la toma de decisiones acertadas sobre las mejores opciones de expansión.

Dentro de este contexto, en este Trabajo de Integración Curricular se presenta un estudio sobre la modelación y análisis de las principales incertidumbres que afectan al problema de expansión de la transmisión.

1.1 Objetivo general

Analizar los modelos matemáticos para el estudio de las principales incertidumbres que afectan a la Planificación de la Expansión de los Sistemas de Transmisión.

1.2 Objetivos específicos

1. Identificar las principales incertidumbres relacionadas con el TNEP.
2. Analizar las técnicas para el estudio de las incertidumbres determinadas.
3. Desarrollar casos de ejemplos prácticos.
4. Analizar los resultados obtenidos en el desarrollo de casos prácticos.

1.3 Alcance

Como parte de este Trabajo de Integración Curricular, se identificarán las incertidumbres de mayor relevancia en el proceso de la planificación de la expansión de los sistemas de transmisión, como: el crecimiento de la demanda, retrasos o cambios en los planes de generación, variación de los precios de combustibles y variabilidad de recursos energéticos renovables, lo cual permite incluir en el estudio, incertidumbres con modelos de análisis de tipo discreto y continuo, los cuales son una realidad para cualquier estudio de planificación.

Identificadas las principales incertidumbres, serán analizados los modelos matemáticos, que permitirán simular el comportamiento dinámico de las mismas, con el propósito de que tales modelos puedan ser incorporados en cualquier modelo de planificación.

1.4 Marco Teórico

La Planificación de la Expansión de los Sistemas de Transmisión de energía eléctrica asume como objetivo principal, la decisión sobre la construcción de nuevas redes y la infraestructura necesaria para cumplir con el abastecimiento de energía eléctrica.

El proceso, lejos de ser sencillo, involucra una serie de desafíos y dificultades para el planificador, puesto que tendrá a su cargo la modelación de una red de alta complejidad, envuelta en un modelo matemático que tendrá que ser evaluado en presencia de escenarios desconocidos, para los cuales, siempre habrá que garantizar un suministro eficiente y confiable de energía eléctrica.

En el pasado, el problema del TNEP se desarrollaba principalmente guiado por la experiencia del planificador, bajo el riesgo de futuros conflictos como la implementación de

planes no óptimos, los mismos que generan sobreinversión o subinversión en función de los cambios no previstos que puedan generarse en cierto parámetros o variables del problema [2].

Actualmente, gracias al desarrollo tecnológico y computacional, el planificador cuenta con herramientas que apoyan la toma de decisiones dentro del TNEP, lo que ofrece ventajas porque se admite el desarrollo de modelos y algoritmos matemáticos más complejos y sofisticados que permiten el análisis y la predicción de determinados parámetros, con la evaluación de diferentes escenarios, con el fin de determinar la mejor configuración para la expansión de los sistemas de transmisión [2].

1.4.1 Tipos de variables incluidas en el problema del TNEP

El problema del TNEP es un problema matemático de optimización de tipo no lineal entero mixto, es decir, que su solución involucra el tratamiento de una serie de variables de tipo continuo y entero.

En este sentido, con el fin de entender cómo se relacionan estas variables, dentro del TNEP, a continuación, se presenta una explicación sobre los distintos tipos de variables que involucran el problema de planificación de la expansión.

1. Variables Discretas.
2. Variables Continuas.
3. Variable Continua Determinista.
4. Variable Aleatoria.

1.4.1.1 Variables Discretas

Son el tipo de variables que se encuentran en un conjunto finito o numerable de valores distintos enteros o categóricos en un rango de tiempo, a diferencia de las variables continuas que pueden tomar valores infinitos dentro del mismo rango de tiempo [3].

Se puede considerar una variable discreta en el problema del TNEP al año de ingreso de nueva generación definida en el plan de expansión, debido a que el ingreso de centrales de generación no se realiza de forma continua, sino que ingresa en un año determinado, en un periodo de tiempo.

La representación gráfica de una variable discreta se observa en la Figura 1.1.

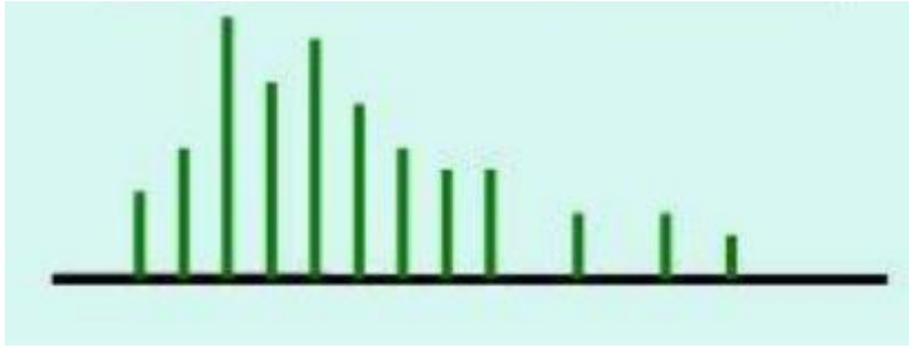


Figura 1.1. Variable discreta [4].

1.4.1.2 Variables Continuas

Son aquellas variables que pueden tomar un conjunto infinito de valores entre dos números o en un rango determinado de tiempo, dependientes de la consideración del instrumento de medición aplicado, por lo que se pueden cuantificar [3].

Se puede considerar una variable continua en el problema del TNEP al precio de los combustibles, debido a que estos tienen un valor continuo, pudiendo tener cualquier valor en un determinado periodo de tiempo.

Como otro ejemplo de una variable continua, se tiene el valor de la corriente eléctrica, en un horizonte de tiempo dado.

La representación gráfica de una variable continua se observa en la Figura 1.2.

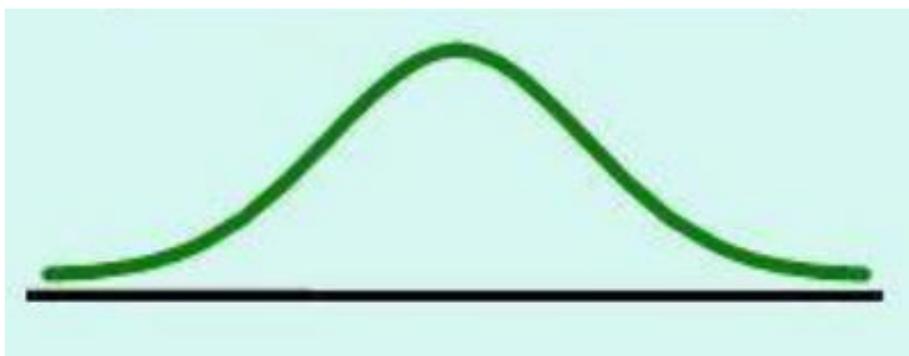


Figura 1.2. Variable continua [4].

1.4.1.3 Variable Continua Determinista

La variable determinista o variable fija es aquella cuyo valor no tiene componente aleatorio o de imprecisión asociada, por lo que está completamente determinada en el tiempo. Su valor es predecible, por lo que se calcula de manera exacta, sin necesidad de considerar probabilidades o eventos aleatorios [5].

Pasa a ser una componente dentro de un problema matemático que no va a cambiar durante la realización de un proceso bajo determinadas condiciones de aplicación [6].

Se puede considerar como una variable determinista a la generación disponible instalada dentro de un SEP (Figura 1.3), ya que su comportamiento es predecible en el tiempo.

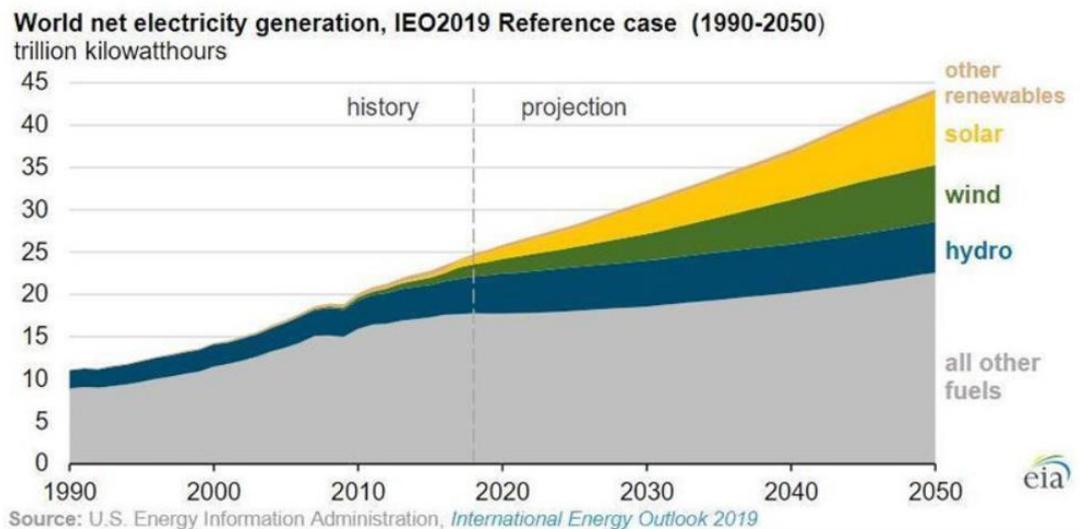


Figura 1.3. Proyección de la generación mundial neta de electricidad según el International Energy Outlook 2019 [7].

1.4.1.4 Variable Aleatoria

Una variable aleatoria es una definición fundamental en las ciencias de la probabilidad y la estadística, debido a su referencia como una función de un conjunto de posibles escenarios, ya que con base a las propiedades que presenten las variables aleatorias, se asignan valores numéricos a los resultados de un experimento aleatorio, además de que permite la descripción y cuantificación de la distribución de la probabilidad de un determinado experimento. En base a los resultados obtenidos se realiza el estudio de las características estadísticas y el análisis sobre los fenómenos probabilísticos [8].

La Demanda Futura de Energía es considerada una variable aleatoria porque su valor no se puede determinar con certeza, por lo que se realiza una proyección aproximada (Figura 1.4), considerando una serie de factores inciertos, como el crecimiento económico, los cambios en la tecnología, las políticas gubernamentales, las tendencias de consumo, entre otros [9].

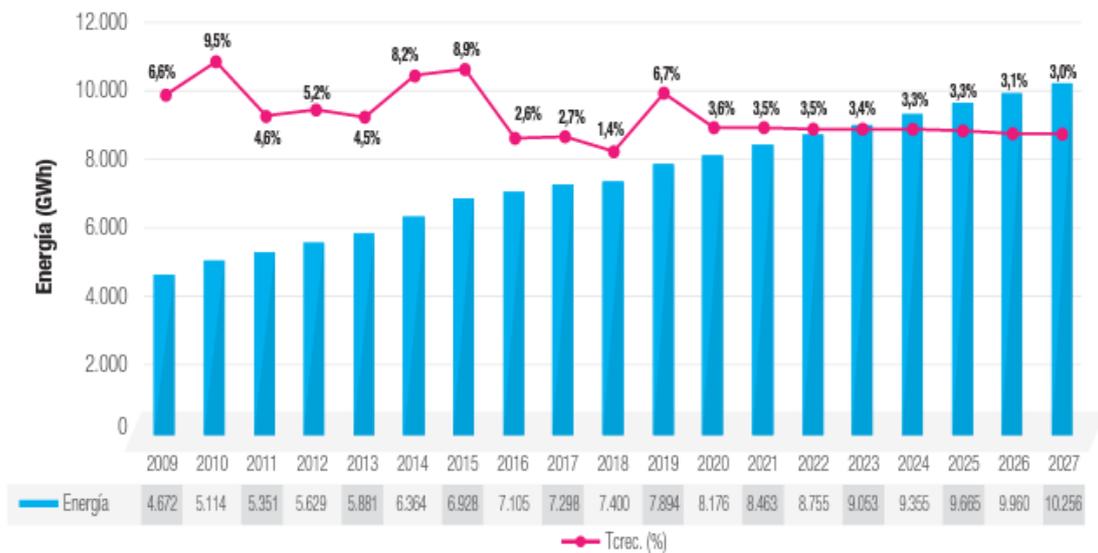


Figura 1.4. Evolución histórica y proyección de consumo del sector residencial presentado en el Plan Maestro de Electricidad 2018-2027 [9].

La modelación de un parámetro como la demanda de energía, para su consideración dentro de la planificación se puede realizar a través de un proceso determinístico, si es que no se desea estudiar la variabilidad y comportamiento incierto de tal variable, o a través de un proceso estocástico, el cual si contempla el análisis de incertidumbres.

1.4.2 Modelo Determinístico

En un modelo determinístico se asume que todos los parámetros involucrados tienen valores precisos y conocidos, además de que se relacionan mediante condiciones determinadas y definidas [8]. Para efectos de procesos de planificación, correspondería a una modelación de un parámetro como cierto, es decir, sin considerar su incertidumbre o aleatoriedad.

Para valores futuros, se considera una proyección establecida, sin factores al azar ni la variabilidad en los datos o la incertidumbre en las mediciones.

Este tipo de modelos se utilizan cuando se pueden establecer relaciones determinísticas claras entre las variables y se desea estudiar y predecir el comportamiento exacto del sistema en estudio, sin considerar el efecto de la incertidumbre [8].

En la Figura 1.5 se observa una representación gráfica de la definición de un modelo determinístico.

MODELO I: DETERMINÍSTICO

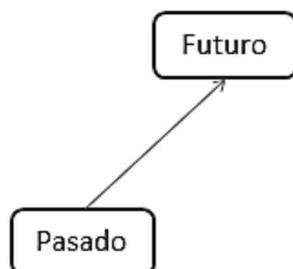


Figura 1.5. Representación gráfica de Modelo Determinístico [10].

1.4.3 Proceso Estocástico

Para entender qué es un proceso estocástico, primero se define de forma precisa lo que es incertidumbre.

1.4.3.1 Incertidumbre

La incertidumbre es la falta de certeza o conocimiento del comportamiento preciso sobre un evento o situación futura, por lo que no se puede pronosticar con exactitud lo que sucederá, además de la falta de seguridad acerca de los resultados o consecuencias de las acciones realizadas [11].

Una incertidumbre es causada por diversos factores externos, como cambios en el entorno, situaciones imprevistas o eventos inesperados, además de factores internos, como la falta de información o la incapacidad para tomar decisiones claras [11].

A partir de esta definición, un proceso estocástico puede entenderse como un análisis de una secuencia de variables aleatorias, cuyos posibles valores que evolucionan en el transcurso del tiempo son denominados estados. Es una herramienta utilizada en la teoría de probabilidades y la teoría de la estadística para modelar y analizar fenómenos que exhiben una incertidumbre [12].

La evolución de un estado a lo largo del tiempo se describe mediante una distribución de probabilidad condicional que especifica la probabilidad de que la siguiente observación tome determinados valores dados los valores previos [12].

Se representa mediante el conjunto $\{X_t, \text{con } t \in T\}$, en donde el subíndice t implica el tiempo, por lo que se obtiene un estado X_t para cada instante t , y se puede obtener una sucesión de estados discretos u otros con estados continuos [12].

Dada la definición de la incertidumbre, a continuación, se analiza la clasificación de los procesos estocásticos:

1. Procesos estocásticos de parámetros discretos: el tiempo se modela como una secuencia de instantes discretos. Un ejemplo común es el proceso de Bernoulli, que se representa mediante una secuencia de variables aleatorias binarias (0 o 1) que cambian de estado en cada paso de tiempo [12].
2. Procesos estocásticos de parámetros continuos: se caracterizan por tener una variable en el tiempo t continua [12].
3. Procesos estocásticos de estado continuo: son aquellos en los que las propiedades estadísticas del proceso no cambian con el tiempo, debido a que el conjunto T es continuo [12].
4. Procesos estocásticos de estado discreto: implica que una variable aleatoria futura dependa solo del valor actual y no de los valores pasados [12].

En la Figura 1.6 se observa una representación gráfica de la definición de un modelo estocástico.

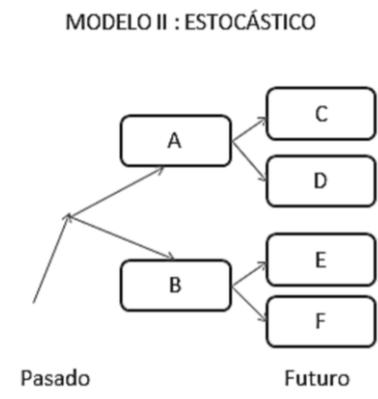


Figura 1.6. Representación gráfica de Modelo Estocástico [10].

Dos de los procesos estocásticos que se utilizan en la modelación de las incertidumbres en el TNEP son el Proceso de Montecarlo y el Movimiento Geométrico Browniano.

1.4.3.2 Proceso de Montecarlo

El proceso de Montecarlo es un proceso estocástico que utiliza una técnica numérica para realizar cálculos aproximados o simulaciones de fenómenos complejos mediante la generación de múltiples muestras aleatorias dentro de un rango específico. Al generar múltiples muestras aleatorias y analizar los resultados estadísticamente con una

distribución de probabilidad, el método de Montecarlo proporciona estimaciones aproximadas de los resultados y permite evaluar la incertidumbre y el riesgo asociados con el problema analizado [13].

Por ejemplo, se puede utilizar el proceso de Montecarlo para la estimación de la velocidad del viento en un periodo de tiempo, para la instalación de una planta eólica (Figura 1.7), la cual sería considerada como parámetro aleatorio.

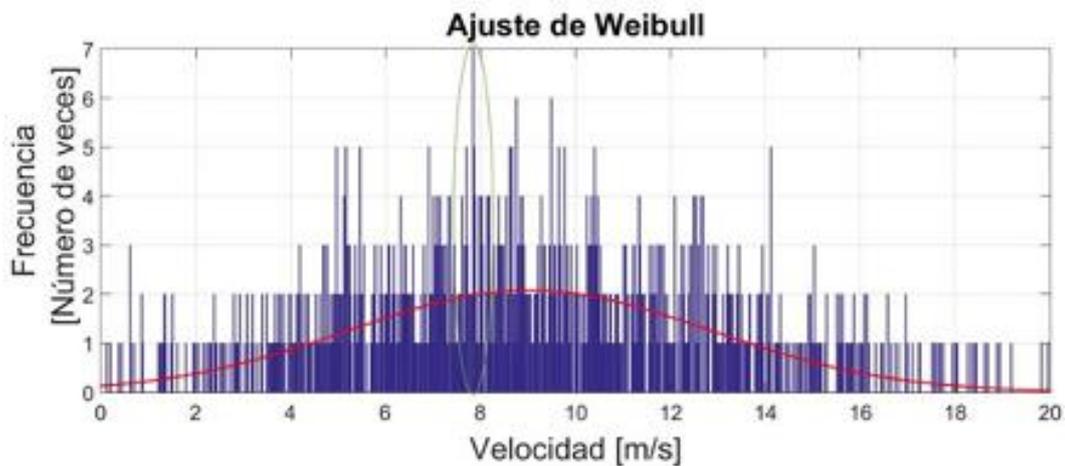


Figura 1.7. Velocidad del viento obtenida mediante simulación con el proceso de Montecarlo [14].

1.4.3.3 Movimiento Geométrico Browniano

El Movimiento Geométrico Browniano (MGB) es un proceso estocástico continuo que modela la evolución aleatoria de una variable a lo largo del tiempo. La variable aleatoria evoluciona de manera proporcional a su valor actual, como describe la ecuación (1.1), en la que el cambio de la variable en el tiempo es igual al producto de una variable aleatoria por la raíz cuadrada de la duración del tiempo [8].

$$\Delta x_t = \varepsilon \sqrt{\Delta t} \quad (1.1)$$

En el ámbito del sector eléctrico, este tipo de modelos es útil para comprender la incertidumbre y la volatilidad por ejemplo de la demanda o de los precios de los combustibles que inciden de forma directa en los precios de la energía en los mercados energéticos, ya sea en horizontes dentro de un mes o de un año, lo que tiene implicaciones para la planificación y la toma de decisiones en la gestión de la energía eléctrica. Además, puede servir como base para la implementación de modelos más complejos que consideren factores adicionales, como la oferta y demanda, regulaciones y políticas energéticas.

En el MGB las variables experimentan una evolución aleatoria e independiente en el tiempo, siguiendo una distribución normal debido al teorema central del límite, que establece que la suma de un gran número de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas se acercará a una distribución normal [15].

Para el desarrollo del modelo de pronóstico con el MGB, es necesario disponer de la información referente a los datos históricos de la variable, de tal forma que se pueda determinar el comportamiento tendencial de la variable analizada.

En la Figura 1.8 se observa el comportamiento de las simulaciones realizadas mediante el MGB.

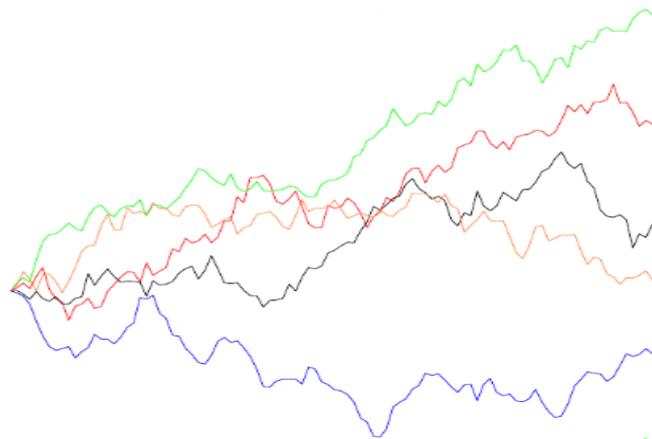


Figura 1.8. Simulaciones de un Movimiento Browniano [16].

Incorporando una variación al tradicional MGB, el modelo del MGB con regresión a la Media se describe a continuación.

1.4.3.3.1 Movimiento Geométrico Browniano con regresión a la media

El Movimiento Geométrico Browniano con regresión a la Media es un proceso que describe el comportamiento de ciertas variables aleatorias mientras están son cambiantes en el tiempo, pero se revierten a la media de los valores a largo plazo. Este proceso es utilizado regularmente en los modelos financieros para describir la evolución de los precios a lo largo del tiempo [17].

Otra técnica para el manejo de incertidumbre, principalmente de variables de tipo discreto, es el método de análisis de juicio experto, el cual se describe a continuación.

1.4.3.4 Análisis de Juicio Experto

El análisis de juicio experto es una técnica utilizada cuando los datos son limitados, los eventos son raros o no se dispone de modelos matemáticos precisos. Permite aprovechar la experiencia y el conocimiento de expertos para mejorar la toma de decisiones en situaciones complejas o inciertas. Tiene limitaciones inherentes y se debe asegurar la selección adecuada de expertos y el uso de métodos apropiados para garantizar la validez y la objetividad en el análisis [18].

Cada experto escogido tendrá una consideración personal sobre la información del problema, por lo que su decisión tendrá un efecto directo en el resultado de la implementación de las decisiones tomadas [18].

Personas expertas en el campo pueden aportar conocimientos técnicos y experiencia para evaluar y tomar decisiones informadas sobre las necesidades de expansión de sistemas de transmisión y las soluciones óptimas, aportando con una orientación complementaria a otras herramientas y métodos utilizados en el campo, como pueden ser estudios de factibilidad, los modelos de flujo de potencia y los análisis económicos.

Con estos conceptos, se precisa que los procesos estocásticos son herramientas utilizadas en la teoría de probabilidades y la teoría de la estadística para modelar y analizar fenómenos que exhiben una incertidumbre, a continuación, se detalla la definición y las principales incertidumbres presentes en un problema de TNEP.

1.4.4 Descripción de las principales incertidumbres presentes en el TNEP

Las principales incertidumbres presentes en un TNEP son:

1. Demanda de consumo de energía eléctrica
2. Precio de los combustibles
3. Variación de recursos de energías renovables.
4. Cambios en la planificación de la generación de energía eléctrica

A continuación, se detalla un análisis de cada una de las incertidumbres mencionadas:

1.4.4.1 Demanda de Energía Eléctrica

La demanda de energía eléctrica es considerada incierta debido a la incidencia de factores como:

- Diferentes patrones de consumo: Los patrones de consumo de energía eléctrica pueden variar debido a circunstancias temporales en los cambios en el estilo de vida, los avances tecnológicos, cambios demográficos o políticas energéticas. Estos cambios pueden ser difíciles de predecir y pueden afectar la predicción de la demanda de energía eléctrica [19].
- Otros factores influyentes provienen de las fluctuaciones económicas, como recesiones o periodos de crecimiento económico, que tienen un impacto significativo en la demanda de energía eléctrica. Es así que, durante las recesiones, la demanda de energía eléctrica tiende a disminuir debido a una menor actividad económica, mientras que, en los periodos de crecimiento económico, la demanda puede aumentar debido a un mayor consumo de energía por parte de las empresas y los consumidores [19].
- Los cambios en las políticas energéticas pueden influir en la demanda de energía eléctrica y su proyección a largo plazo, en donde el fomento del uso de fuentes de energía renovable, la eficiencia energética o la electrificación de sectores como el transporte cambian la demanda de energía eléctrica en un futuro [19].
- Las condiciones climáticas por estaciones anuales, como altas temperaturas en regiones cálidas o fríos extremos, tienen un alto impacto en la demanda de energía eléctrica. Estos eventos climáticos son impredecibles, por lo que la demanda no puede ser proyectada de forma exacta [19].

La estimación de la demanda se realiza mediante el uso de datos históricos, tendencias de crecimiento, comportamiento del consumo y modelos de previsión, sin embargo, si la incertidumbre que proviene de los factores adicionales mencionados en los párrafos anteriores no es considerada, puede tener consecuencias significativas en la planificación de la expansión de las líneas de transmisión [20].

Cuando la demanda es subestimada, puede haber una falta de capacidad de transmisión disponible para satisfacer las necesidades futuras, lo que resultaría en problemas de congestión y limitaciones en la entrega de energía. Por otro lado, si la demanda se sobreestima, podrían construirse líneas de transmisión innecesarias, lo que implicaría costos adicionales y una subutilización de los recursos [20].

Para abordar esta incertidumbre, es necesario realizar análisis de riesgos y escenarios. Estos análisis consideran diferentes futuros posibles y evalúan los riesgos asociados con cada escenario. También se utilizan técnicas de modelado y simulación para evaluar la

capacidad de transmisión requerida en diferentes condiciones de demanda y para identificar las inversiones óptimas en líneas de transmisión.

En la Figura 1.9 se observa un ejemplo de la estimación de la demanda de energía eléctrica considerando la energía entregada en las barras de las subestaciones del Sistema Nacional Interconectado Ecuatoriano, según el Plan Maestro de Electricidad, fundamentado en la entrada de las cargas singulares industriales proyectadas y transporte eléctrico, con una tasa de crecimiento tendencial del 6.05%, y tres grados de saturación: baja, media y alta [9].

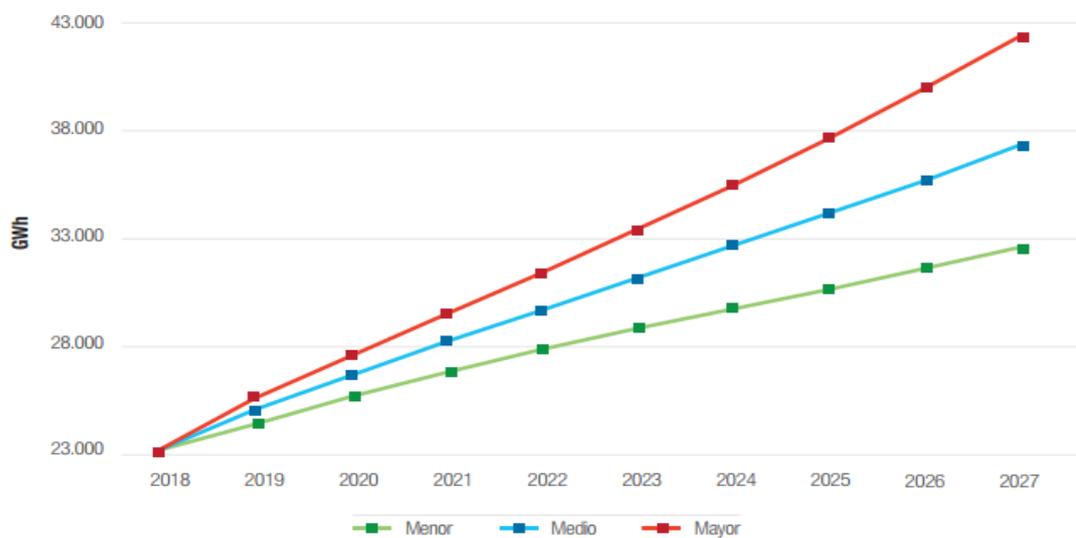


Figura 1.9. Proyección de la demanda de energía en barras de subestación de entrega del SNI [9].

1.4.4.2 Precio de los combustibles

Los combustibles fósiles, como el petróleo y el gas natural, son un recurso indispensable en la generación en plantas termoeléctricas.

Su precio representa una incertidumbre significativa en la planificación de la expansión de la transmisión, debido a que sus costos están sujetos a cambios de acuerdo con la oferta y demanda globales, eventos geopolíticos, desastres naturales y cambios en las políticas energéticas, lo que los convierte en valores volátiles [21].

En la Figura 1.10 se observa la evolución de los precios de los combustibles en el Ecuador en el año 2021, en donde la variación ha sido de acuerdo con las políticas implementadas en el referido año, ya que en años anteriores hubo una fijación del precio.

Es importante considerar los costos operativos y de generación de electricidad en un problema de TNEP, ya que, si los precios de los combustibles son altos o sujetos a cambios impredecibles, puede afectar negativamente la rentabilidad de las plantas termoeléctricas y, por lo tanto, la necesidad de expandir la capacidad de transmisión para respaldar dicha generación. Además, los altos precios de los combustibles pueden fomentar la transición hacia otras fuentes de energía, como la solar o la eólica, que pueden reducir la dependencia de los combustibles fósiles y tener un impacto en la planificación de la expansión de las líneas de transmisión [22].



Figura 1.10. Evolución del precio sugerido de los combustibles en Ecuador 2021 [23].

La incertidumbre en los precios de los combustibles también puede influir en las decisiones sobre la ubicación y el diseño de nuevas líneas de transmisión. Por ejemplo, si se espera que los precios del gas natural sean altos en una región determinada, puede ser más beneficioso desarrollar líneas de transmisión que transporten electricidad generada a partir de fuentes renovables ubicadas cerca de los centros de consumo, en lugar de depender de la generación termoeléctrica. Esto puede implicar el desarrollo de infraestructura adicional, como parques eólicos o plantas solares, así como la expansión de las líneas de transmisión existentes o la construcción de nuevas [22].

Mediante la aplicación del modelo Geométrico Browniano con regresión a la media para la incertidumbre de los precios de los combustibles, se refleja que el cambio de un período de tiempo al siguiente no tiene relación ni con el nivel de precios ni con las series anteriores de cambios de precio, por lo que cada cambio de precio es independiente de los cambios de precio anteriores y la volatilidad de los cambios de precio es constante, tal como se

observa la variación de precios del petróleo a lo largo de periodo de tiempo en la Figura 1.11.



Figura 1.11. Evolución del precio del petróleo en el tiempo a nivel mundial [24].

1.4.4.3 Variación de recursos de las energías renovables

La disponibilidad de los recursos de energías renovables no es permanente, ya que depende de las condiciones climáticas en su ubicación geográfica, además de la variación en el transcurso del día y de la temporada anual, lo que convierte su disponibilidad en una incertidumbre en el problema del TNEP.

Por lo tanto, la variación de los recursos de las energías renovables es un factor importante para considerarse en el TNEP, debido a que estas fuentes de energía permiten la construcción de sistemas de generación distribuida, con lo que influyen directamente en la necesidad de expansión, ya que su producción permite la reducción de demandas locales, afectando al requerimiento de mayor capacidad de transmisión [1].

Los sistemas de transmisión deben ser diseñados y planificados de manera que puedan integrar de manera eficiente y confiable la generación distribuida, ya que su crecimiento detonaría en una venta de energía hacia la red eléctrica [25].

Se debe realizar una evaluación exhaustiva de los recursos renovables disponibles en la región o área donde se planea expandir el sistema de transmisión. Esto implica estudiar la radiación solar, la velocidad del viento u otras fuentes de energía renovable relevantes. Los

datos históricos, estudios meteorológicos y modelos de recursos renovables pueden ser utilizados para obtener información confiable sobre la disponibilidad de estos recursos [25].

Las dos principales incertidumbres de la disponibilidad de las energías renovables son: la energía eólica y la energía solar, detalladas a continuación.

1.4.4.3.1 Variación de energía eólica

La fuente de la energía eólica es la velocidad del viento, la misma que es de constante variación durante el día, además de existir estaciones durante el año en las que se refleja mayor presencia del viento en el ambiente, por lo que se asocia su disponibilidad como una incertidumbre en el TNEP.

Como se mencionó, la velocidad del viento no es igual durante un periodo de tiempo, por lo que para establecer la frecuencia con la que se presentan, se utiliza la distribución continua de Weibull, debido a que la distribución de las velocidades en una curva de probabilidades (Figura 1.12) no es simétrica. Esto se produce debido a que las velocidades muy altas del viento son muy raras, mientras que las de menor fuerza son las más comunes, determinando la mediana de las velocidades en un lado sesgado de la distribución.

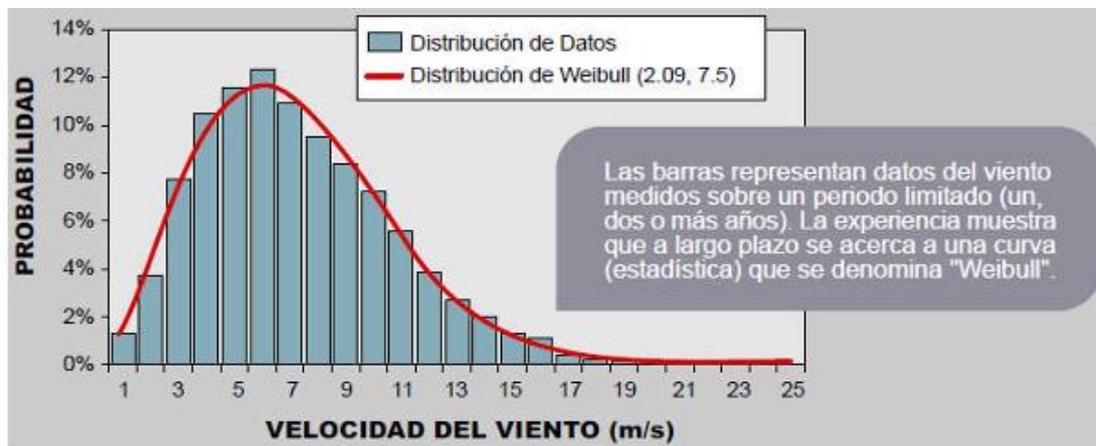


Figura 1.12. Distribución de Weibull [26].

La generación de energía eléctrica se obtiene por medio de aerogeneradores, en donde se transforma la energía cinética del viento en energía mecánica, y posteriormente en energía eléctrica. Un sistema de generación eólico se compone de unas palas que mueven el rotor de un motor, que generalmente es de inducción y cuya función es de generador. En la Figura 1.13 se observa un esquema del proceso de generación descrito [25].

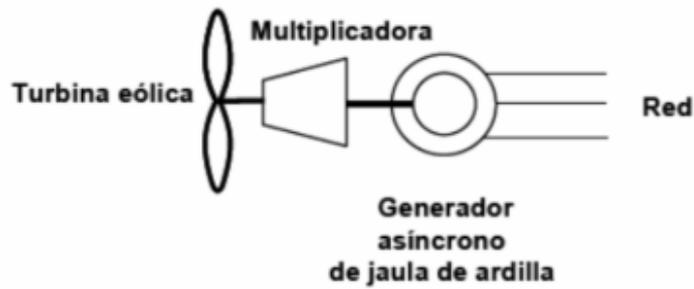


Figura 1.13. Esquema de un aerogenerador [25].

En la modelación de la generación de la potencia activa y reactiva de un generador, se requiere de los valores reales de la velocidad del viento, o aproximaciones mediante simulación. Además, es de utilidad obtener las curvas de generación de los aerogeneradores, que generalmente son proporcionados por el fabricante, como se observa en la Figura 1.14. Si se analiza la curva, para valores bajos de velocidad del viento, no se produce generación, y para valores demasiado elevados, el aerogenerador se desconecta.

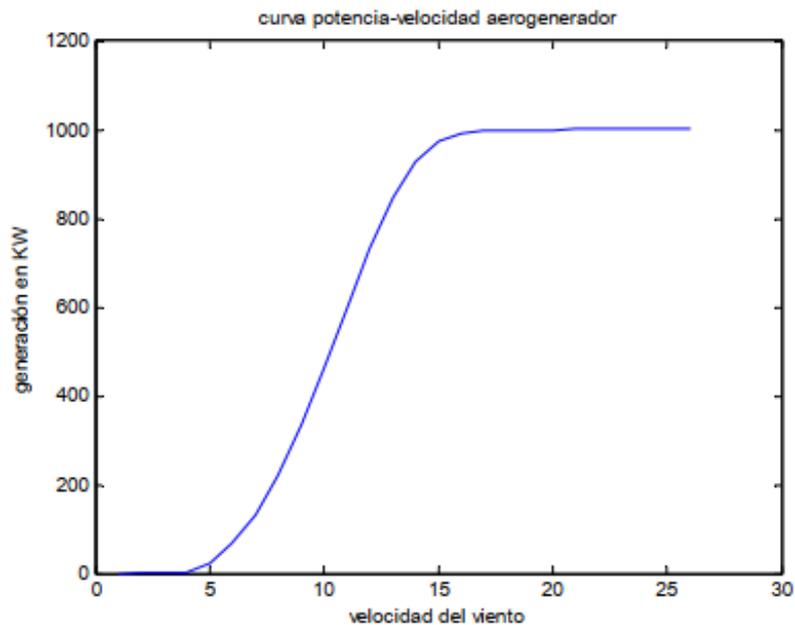


Figura 1.14. Curva de potencia de un aerogenerador [25].

1.4.4.3.2 Variación de energía solar

La obtención de energía eléctrica a partir de la energía solar se basa en la iteración entre los fotones de luz y los electrones presentes en una célula de silicio, como se puede observar en la Figura 1.15. La incidencia de la energía solar en una central fotovoltaica

depende de la hora del día, del grado de inclinación de los paneles solares, además de la presencia de precipitaciones atmosféricas, lo que hace que no sea considerada como una variable determinística, sino como una incertidumbre para un problema del TNEP.

La interacción sol-tierra es el factor principal para determinar la producción fotovoltaica. Dicha interacción se define como la irradiancia $[W/m^2]$ en un determinado lugar, con lo que se obtiene una distribución de la irradiancia durante un periodo (Figura 1.16).

El proceso de generación se lo realiza en corriente directa, por lo cual, para obtener una conexión a la red, se utiliza un inversor de corriente. El rendimiento de este tipo de generación es muy bajo, que data de alrededor de 180MW-pico por cada metro cuadrado de superficie, implicando la necesidad de amplias superficies para conseguir la generación de potencia apreciable en un sistema eléctrico de potencia [25].

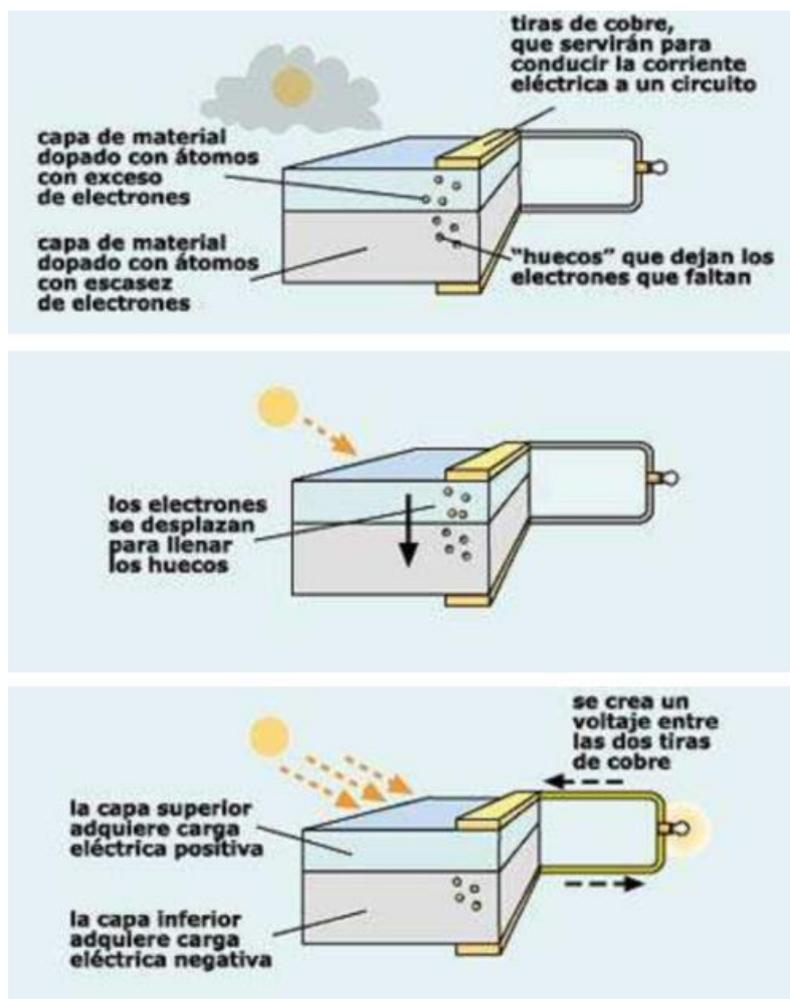


Figura 1.15. Transformación de energía solar en energía eléctrica [25].

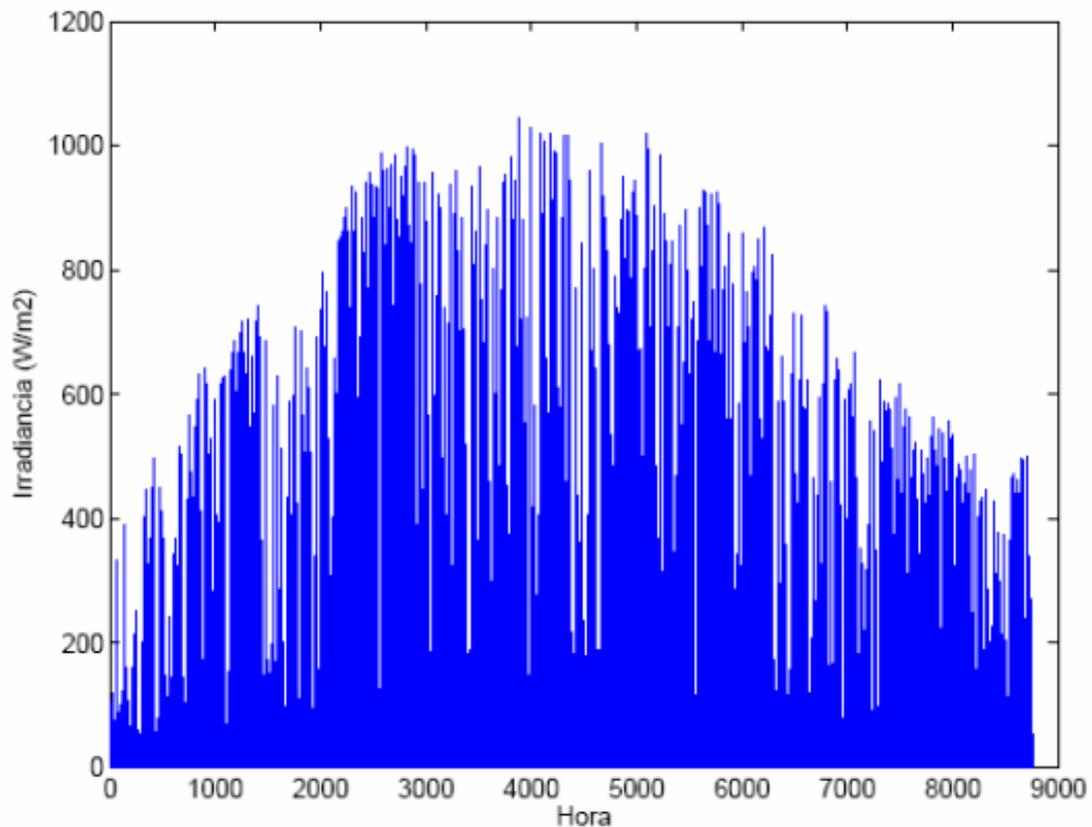


Figura 1.16. Irradiación solar en un periodo de un año en la Comunidad de Madrid [25].

En la Figura 1.16 se observa que la irradiación proyectada mediante un modelo estocástico tiene diferente valor para cada hora en el periodo de un año, por lo su proyección no debe ser modelada como una variable determinista [8].

1.4.4.4 Cambios en los planes de la expansión de la generación de energía eléctrica

Los cambios en el plan de generación de energía eléctrica es una situación muy común en los países, sobre todo de Latinoamérica, los cuales se presentan como una importante fuente de incertidumbre en la planificación de la expansión de las líneas de transmisión de energía eléctrica, debido a que pueden suceder escenarios emergentes, imprevistos o de retraso en el cumplimiento del plan, lo que produciría el aumento o la disminución de la capacidad de generación, por lo que puede ser necesario ajustar los planes de expansión de las líneas de transmisión para asegurar que haya suficiente capacidad para transportar la energía generada o para evitar la congestión de las redes existentes.

Los cambios en la ubicación de las fuentes de generación pueden además relacionar la ubicación de nuevas plantas de generación en áreas diferentes a las previstas inicialmente, escenario en el cual puede requerirse la construcción de nuevas líneas de transmisión para conectar esas fuentes de energía con los centros de demanda.

Con la introducción de fuentes de energía renovable se prevé el aumento en la generación de energía a partir de fuentes renovables, como la solar o la eólica, lo cual demanda a su vez, la instalación de nuevas líneas de transmisión para llevar la energía desde las áreas de generación hasta los centros de consumo. Estas fuentes de energía suelen ubicarse en lugares remotos, como áreas rurales o marinas, lo que implica la necesidad de infraestructura de transmisión adicional. Además, la generación de energía a partir de fuentes renovables puede ser variable debido a la disponibilidad intermitente de sol o viento. Esto puede requerir una planificación cuidadosa de la expansión de las líneas de transmisión para tener en cuenta las fluctuaciones en la generación y garantizar una entrega confiable de energía [25].

Los cambios en las políticas energéticas, mediante decisiones políticas y regulatorias pueden influir en el plan de generación de energía eléctrica. Por ejemplo, cambios en los incentivos o subsidios para ciertos tipos de generación pueden afectar la mezcla de generación y, por lo tanto, la planificación de las líneas de transmisión [8].

Ante estos cambios y la incertidumbre asociada, los planificadores de sistemas de energía eléctrica deben utilizar modelos y herramientas de planificación que puedan adaptarse a diferentes escenarios y evaluar la robustez de las soluciones propuestas. También es fundamental una coordinación efectiva entre los actores relevantes, como los operadores de redes de transmisión, los generadores de energía y los reguladores, para garantizar una planificación adecuada y la integración exitosa de la generación de energía en la red de transmisión existente.

Para realizar la proyección de una incertidumbre, se determina el horizonte de tiempo en el cual se va a realizar el análisis, de acuerdo con la clasificación de la sección 1.4.5.

1.4.5 Horizonte de tiempo para los pronósticos

El pronóstico de una variable en el horizonte de tiempo está clasificado de acuerdo con su duración en:

- Proyección a corto plazo: es un pronóstico que se realiza en base a datos históricos diarios, con un horizonte de tiempo que parte desde una hora hasta una semana.

Es requerido principalmente para la planificación diaria en la operación de centrales de generación [27].

- Proyección a mediano plazo: la proyección se realiza con horizontes de tiempo mensuales, hasta un año, basado en el análisis histórico de la incertidumbre en conjunto con variables como la predicción del clima, tasas de crecimiento económicas, patrones de demanda de consumidores y adición de nuevos clientes. Esta proyección es utilizada para la programación del mantenimiento en equipos y redes de energía, la coordinación del uso de recursos en centrales hidroeléctricas y la planificación del consumo de combustibles en unidades de generación [27].
- Proyección a largo plazo: Comprende un horizonte de tiempo a partir de un año, hasta diez años. Es utilizada para la planificación de los sistemas de generación y transmisión de energía eléctrica [27].

2 METODOLOGÍA

En el presente capítulo se presenta la modelación de las incertidumbres que fueron detalladas en la sección 1.4.4.

2.1 Modelación de la demanda de energía eléctrica

Como se describe en la sección 1.4.5, la demanda puede ser modelada para el corto, mediano o largo plazo, y según el detalle requerido, puede considerarse su variación diaria (hora a hora), pueden considerarse bloques (mínimo - punta), o un solo valor anual pico máximo, como el usado normalmente en estudios de proyección de largo plazo para análisis o estudios de planificación de expansión de infraestructura. Como ejemplo del comportamiento o evolución de la demanda en el tiempo, en la Figura 2.1 se presenta la evolución de la demanda en el Ecuador, que como se observa sigue una tendencia creciente, con una tasa promedio de 3,97%, que no se mantiene constante en cada año, sino que como es de esperar, por situaciones económicas, políticas y sociales, es variante.

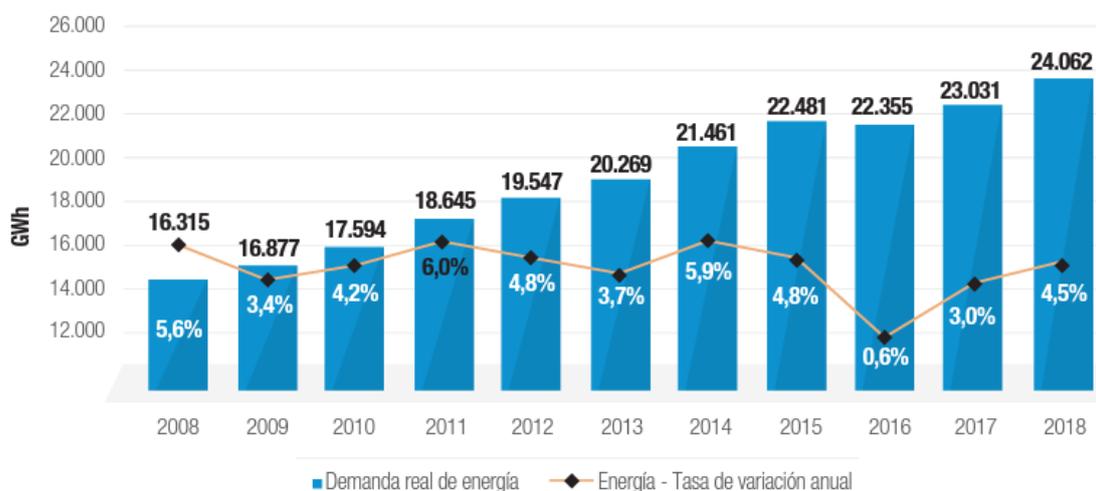


Figura 2.1. Evolución de la demanda nacional de energía eléctrica en el Ecuador [9].

Los modelos de pronóstico que se utilicen deben simular ese patrón de crecimiento no constante, sino variable, pudiendo ser simples, como los modelos de regresión, ya sean: lineal, polinomial, logarítmica y exponencial, o modelos más complejos y precisos como el modelo de Winters y el Movimiento Geométrico Browniano.

En el presente trabajo, dado que se busca la modelación de incertidumbre del crecimiento de la demanda en el problema de planificación de expansión, se considera la modelación en el largo plazo bajo los siguientes tres métodos:

- Regresión Polinomial.
- Método de Winters.
- Movimiento Geométrico Browniano (MGB).

2.1.1 Regresión Polinomial

El modelo de Regresión Polinomial para la proyección de la demanda se basa en una función de datos históricos, en la que la variable dependiente es el historial de la demanda, y la variable independiente es el tiempo. Para la proyección se requiere de la recopilación de datos históricos de la demanda durante un periodo de tiempo relevante.

De forma general, la modelación de la Regresión Polinomial está determinada mediante la función polinomial de la ecuación (2.1) [27].

$$\hat{Y} = b_0 + b_1X + b_2X^2 + \dots + b_mX^m \quad (2.1)$$

Donde:

\hat{Y} = Valor estimado de la demanda en la ecuación de la proyección mediante regresión.

b_0, b_1, b_2, b_m = Coeficientes de la función polinomial.

X = Tiempo, con una discreción (para pronóstico de largo plazo).

m = Valor máximo del grado de la ecuación polinomial.

Los coeficientes b_m de la ecuación polinomial se obtienen mediante la ecuación de matrices descrita en la ecuación (2.2).

$$\begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n X_i^1 & \sum_{i=1}^n X_i^2 & \dots & \sum_{i=1}^n X_i^m \\ \sum_{i=1}^n X_i^1 & \sum_{i=1}^n X_i^2 & \sum_{i=1}^n X_i^3 & \dots & \sum_{i=1}^n X_i^{m+1} \\ \sum_{i=1}^n X_i^2 & \sum_{i=1}^n X_i^3 & \sum_{i=1}^n X_i^4 & \dots & \sum_{i=1}^n X_i^{m+2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^n X_i^m & \sum_{i=1}^n X_i^{m+1} & \sum_{i=1}^n X_i^{m+2} & \dots & \sum_{i=1}^n X_i^{2m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n Y_i X_i^0 \\ \sum_{i=1}^n Y_i X_i^1 \\ \sum_{i=1}^n Y_i X_i^2 \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n Y_i X_i^m \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Donde:

n = Cantidad de años de los datos históricos de la demanda de energía eléctrica.

i = Número de año de los datos históricos de la demanda de energía eléctrica, desde 1 hasta n .

X_i = Año i de los datos históricos de la demanda de energía eléctrica.

Y_i = Demanda i de los datos históricos de la demanda de energía eléctrica.

$\sum_{i=1}^n X_i^m$ = Suma de los años de los datos históricos de demanda, desde el año $i = 1$, hasta el año n , elevados a la potencia m .

$\sum_{i=1}^n Y_i X_i^m$ = Suma del producto entre la demanda Y del año i , con el año i elevado a la potencia m .

La selección del grado polinomial de la regresión determina la complejidad del modelo, el ajuste de los datos y la facilidad de encontrar los coeficientes del polinomio. Se debe considerar que, a mayor grado de la ecuación polinomial, mayor precisión se obtiene en la proyección.

Una vez obtenidos los coeficientes, se utiliza la función polinomial de la ecuación (2.1) para realizar la proyección en base a la variable independiente que es el tiempo.

El error porcentual de este modelo viene dado por la ecuación (2.3).

$$E_{Y/X} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \widehat{Y}_i)^2}{n - (m + 1)}} \quad (2.3)$$

Donde:

$E_{Y/X}$ = Error del modelo.

\widehat{Y}_i = Proyección de la demanda i .

Y_i = Demanda real i .

n = Número de elementos del historial de la demanda.

m = Valor máximo del grado de la ecuación polinomial.

Como caso de estudio para este modelo de pronóstico de demanda, se considera la demanda del SNI del año 2018 al año 2028, con los datos de demanda anual histórica de la Figura 2.1.

Se determina como X_1 el año 2008, con un horizonte temporal de 10 años, y la discretización anual, tal como se explica a continuación:

2.1.1.1 Caso de estudio

Como el comportamiento de la demanda es tendencial creciente, se aplicará la regresión polinomial de grado dos, misma que satisface tal patrón. A partir de la ecuación (2.1), se obtiene la ecuación polinomial (2.4) de grado dos que se muestra a continuación:

$$\hat{Y} = b_0 + b_1X + b_2X^2 \quad (2.4)$$

De la ecuación (2.2) se obtiene el sistema compuesto por las ecuaciones (2.5), (2.6) y (2.7) para el cálculo de los coeficientes b_0 , b_1 y b_2 .

$$b_0 \cdot n + b_1 \cdot \sum_{i=1}^n X_i^1 + b_2 \cdot \sum_{i=1}^n X_i^2 = \sum_{i=1}^n Y_i \quad (2.5)$$

$$b_0 \cdot \sum_{i=1}^n X_i^1 + b_1 \cdot \sum_{i=1}^n X_i^2 + b_2 \cdot \sum_{i=1}^n X_i^3 = \sum_{i=1}^n Y_i X_i^1 \quad (2.6)$$

$$b_0 \cdot \sum_{i=1}^n X_i^2 + b_1 \cdot \sum_{i=1}^n X_i^3 + b_2 \cdot \sum_{i=1}^n X_i^4 = \sum_{i=1}^n Y_i X_i^2 \quad (2.7)$$

Los cálculos de las variables componentes del sistema de las ecuaciones (2.5), (2.6) y (2.7) se presentan en la Tabla A.1 del Anexo I.

Con los resultados de la Tabla A.1, se ubican los valores de n , $\sum_{i=1}^n X_i^1$, $\sum_{i=1}^n X_i^2$, $\sum_{i=1}^n X_i^3$, $\sum_{i=1}^n X_i^4$, $\sum_{i=1}^n Y_i$, $\sum_{i=1}^n Y_i X_i^1$ y $\sum_{i=1}^n Y_i X_i^2$, con lo que se obtienen en las ecuaciones (2.8), (2.9) y (2.10).

$$11b_0 + 66b_1 + 506b_2 = 222,637 \quad (2.8)$$

$$66b_0 + 506b_1 + 4356b_2 = 1423,042 \quad (2.9)$$

$$506b_0 + 4356b_1 + 39974b_2 = 11274,578 \quad (2.10)$$

La solución del sistema de ecuaciones compuesto por (2.8), (2.9) y (2.10) proporciona los valores de los coeficientes $b_0 = 15,0773$, $b_1 = 0,9798$ y $b_2 = -0,0156$, mismos que son reemplazados en la ecuación (2.4), de lo cual se obtiene como resultado la ecuación polinomial (2.11) para la proyección de la demanda.

$$\hat{Y} = 15,0773 + 0,9798X - 0,0156X^2 \quad (2.11)$$

La tasa de crecimiento de cada paso del tiempo de los valores históricos de la demanda y la proyección se calcula mediante la ecuación (2.12).

$$TC = \frac{V_f - V_i}{V_i} \times 100\% \quad (2.12)$$

En donde:

TC = Tasa de crecimiento porcentual.

V_f = Valor final, es decir, del último periodo de los dos a los cuales se quiere calcular la T_c .

V_i = Valor inicial.

De la ecuación (2.3), se tiene que el valor del error del modelo es de $E_{Y/X} = 0,31\%$.

La proyección y la tasa de crecimiento para un horizonte de 10 años se presenta en la Tabla 2.1, y en la Figura 2.2 se puede observar el comportamiento tendencial de la proyección de la demanda, siguiendo el patrón de los datos anteriores.

Tabla 2.1. Valores de la proyección de la demanda de energía eléctrica con el método de regresión polinomial de grado 2.

PRONÓSTICO DE LA DEMANDA										
X	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
AÑO	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028
GWh	24,59	25,18	25,74	26,27	26,76	27,23	27,66	28,07	28,44	28,78
TC %	2,20	2,40	2,22	2,05	1,89	1,74	1,59	1,45	1,32	1,20
ERROR %	0,31									

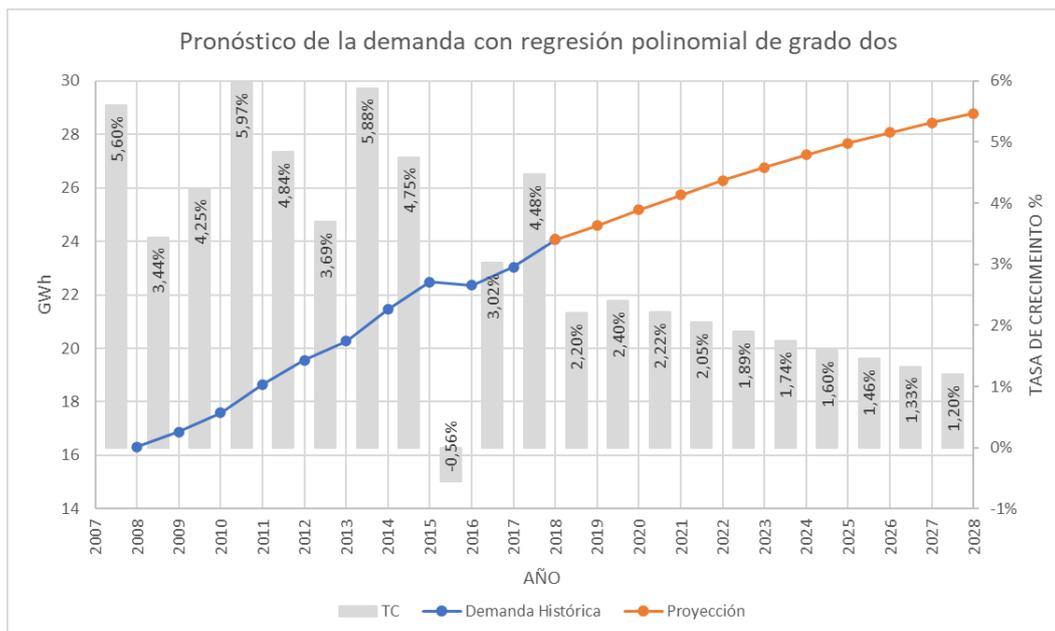


Figura 2.2. Proyección gráfica de la demanda de energía eléctrica mediante regresión polinomial de grado 2.

Tal como se observa en la Figura 2.2, la tasa de crecimiento (TC) en los datos históricos de la demanda no tiene un comportamiento lineal, sino que más bien, la regresión polinomial consigue replicar un comportamiento de la demanda con una TC variante en cada paso discreto de tiempo. Si se mantuviera la TC constante, la proyección de la demanda tendría un comportamiento creciente lineal, y se desviaría más aún de la realidad, sin embargo, se observa en la Figura 2.2 que la proyección tiene la tendencia creciente, pero con TC variante en cada discretización de tiempo.

La desventaja de este modelo es que siempre sigue una tendencia creciente para un solo escenario de análisis, no se observa en ningún punto una situación contraria, que simule un cambio en tal tendencia, lo que impide en cierto modo capturar la incertidumbre real asociada con el comportamiento dinámico de la demanda en el tiempo.

2.1.2 Método de Winters

Para la proyección de la demanda mediante el Método de Winters, es necesario tener como información previa el historial de la demanda, además de definir el horizonte y la discretización del tiempo.

El modelo matemático está determinado por la ecuación (2.13), con la consideración de que, al igual que el método de pronóstico de la demanda con regresión polinomial, se determinan pasos discretos de un año para el pronóstico.

$$Y'_{1+p} = (A_t + pT_t)S_{t-L+p} \quad (2.13)$$

Donde:

Y'_{1+p} = Demanda pronosticada en el periodo $t + p$.

A_t = Valor atenuado en el periodo t .

T_t = Estimación de la tendencia en el periodo t .

S_{t-L+p} = Estimación de la estacionalidad en el periodo $t - L + p$.

p = Número de periodos a pronosticar en el futuro.

L = Longitud de la estacionalidad.

En la modelación de la demanda por este método, la influencia que tienen los datos más antiguos de la información previa pierde valor en el tiempo, lo que permite tener una mejor adaptabilidad con aproximaciones cuyo margen de error se minimiza [25].

2.1.2.1 Caso de estudio

Con la finalidad de realizar una comparación de la proyección de la demanda de energía eléctrica mediante los tres métodos mencionados en la sección 2.1, para el caso de estudio se utilizarán los datos de la demanda del Ecuador de la Figura 2.1, en donde se observa un comportamiento tendencial de crecimiento desde el año 2008 hasta el año 2015, y en el año 2016 una disminución de la demanda. Este comportamiento define el horizonte de tiempo de ocho años en el modelo de Winters, ya que si es ignorado y si se toma el mismo horizonte de tiempo de la sección 2.1.1.1, el ajuste del modelo no es el correcto porque solamente se considera la tendencia creciente, y no el ajuste por la existencia de una disminución en la demanda de energía eléctrica en un paso discreto de tiempo.

Para el cálculo de las variables que componen el modelo de pronóstico de la ecuación (2.13), el valor atenuado se determina mediante la ecuación (2.14).

$$A_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-L}} + (1 - \alpha)(A_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.14)$$

En donde:

α = Factor de atenuación del promedio de los datos, cuyo valor es $0 \leq \alpha \leq 1$.

Y_t = Valores de demanda anteriores en cada periodo t .

A_{t-1} = Valor atenuado en el periodo $t - 1$.

T_{t-1} = Estimación de la tendencia en el periodo $t - 1$.

S_{t-L} = Estimación de la estacionalidad en el periodo $t - L$.

La estimación de la tendencia se calcula con la ecuación (2.15).

$$T_t = \beta(A_t - A_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2.15)$$

Donde:

β = Factor de atenuación de la estimación de tendencia, con $0 \leq \beta \leq 1$.

La estimación de la estacionalidad se define mediante la ecuación (2.16).

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{A_t} + (1 - \gamma)S_{t-L} \quad (2.16)$$

Donde:

S_t = Estimación de la estacionalidad en el periodo t .

γ = Factores de atenuación de la estacionalidad, con $0 \leq \gamma \leq 1$.

Los factores de atenuación α , β y γ deben cumplir la restricción de la ecuación (2.17).

$$\alpha + \beta + \gamma = 1 \quad (2.17)$$

El valor atenuado (A_t), la estimación de la tendencia (T_t) y la estimación de la estacionalidad (S_t) determinan el peso que tienen los valores históricos en la proyección de la demanda futura.

Además, se determina el error del modelo, que representa el cálculo de la diferencia entre el valor de la proyección y el valor real histórico. El valor del error total del modelo se calcula mediante la ecuación (2.18).

$$Error = \sum_{i=2}^n |Y_{t_i}' - Y_{t_i}| \quad (2.18)$$

Donde:

$Error$ = Error total del modelo

Y_{t_i}' = Proyección de la demanda i .

Y_{t_i} = Demanda real i .

n = Número de elementos del historial de la demanda.

En la Tabla A.2 del Anexo II, se detalla el cálculo de los parámetros que componen el método de Winters, en donde no han sido ajustados los factores de atenuación, para demostrar que si bien se cumple con la aproximación del modelo como se observa en la Figura 2.3, no se minimiza el error de la proyección. Para este efecto se han colocado los valores de $\alpha = 0.3$, $\beta = 0.35$ y $\gamma = 0.35$, cumpliendo con la restricción de la ecuación (2.17), con lo que se tiene un error total de 1,029%. La gráfica del pronóstico obtenido se observa en la Figura 2.3.

En la Tabla 2.2 se visualizan los valores de la proyección realizada mediante el método de Winters, sin considerar el ajuste de los parámetros de atenuación.

Tabla 2.2. Proyección de la demanda con el método de Winters sin ajuste de parámetros de atenuación.

PRONÓSTICO DE LA DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA SIN AJUSTE								
X	12	13	14	15	16	17	18	19
AÑO	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026
GWh	25,38	26,22	26,93	27,78	28,51	28,88	29,83	30,93
TC %	3,64	3,32	2,72	3,15	2,63	1,27	3,30	3,67
ERROR %	1,029							

Dado el alto impacto que implican los valores de A_t , T_t y S_t en la precisión de la metodología aplicada, y al ser dependientes de los factores α , β y γ , como se detalla en las ecuaciones (2.14), (2.15) y (2.16), para una correcta modelación del método de Winters se busca minimizar el valor del error total, por medio del uso de la función "SOLVER" de Excel, en donde la función objetivo es:

$$F.O. = \min\{Error\} \tag{2.19}$$

Sujeto a las restricciones:

$$\left\{ \begin{array}{l} 0 \leq \alpha \leq 1 \\ 0 \leq \beta \leq 1 \\ 0 \leq \gamma \leq 1 \\ \alpha + \beta + \gamma = 1 \end{array} \right\} \tag{2.20}$$

Realizando los ajustes indicados en las ecuaciones (2.19) y (2.20), los resultados para los valores de los factores de atenuación son de $\alpha = 0.6855$, $\beta = 0.3144$ y $\gamma = 0$, con un error

total de 0.581%. El cálculo de los parámetros de la proyección con los ajustes de la atenuación se detalla en la Tabla A.3 del Anexo III; en la Tabla 2.3 se presentan los valores de la proyección de la demanda mediante el método de Winters, con el ajuste de los factores de atenuación. La gráfica se presenta en la Figura 2.3.

Tabla 2.3. Proyección de la demanda con el método de Winters con ajuste de parámetros de atenuación.

PRONÓSTICO DE LA DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA CON AJUSTE								
X	12	13	14	15	16	17	18	19
AÑO	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026
GWh	24,67	25,38	26,09	26,79	27,50	28,20	28,91	29,61
TC %	3,78	2,86	2,78	2,70	2,63	2,57	2,50	2,44
ERROR %	0,581							

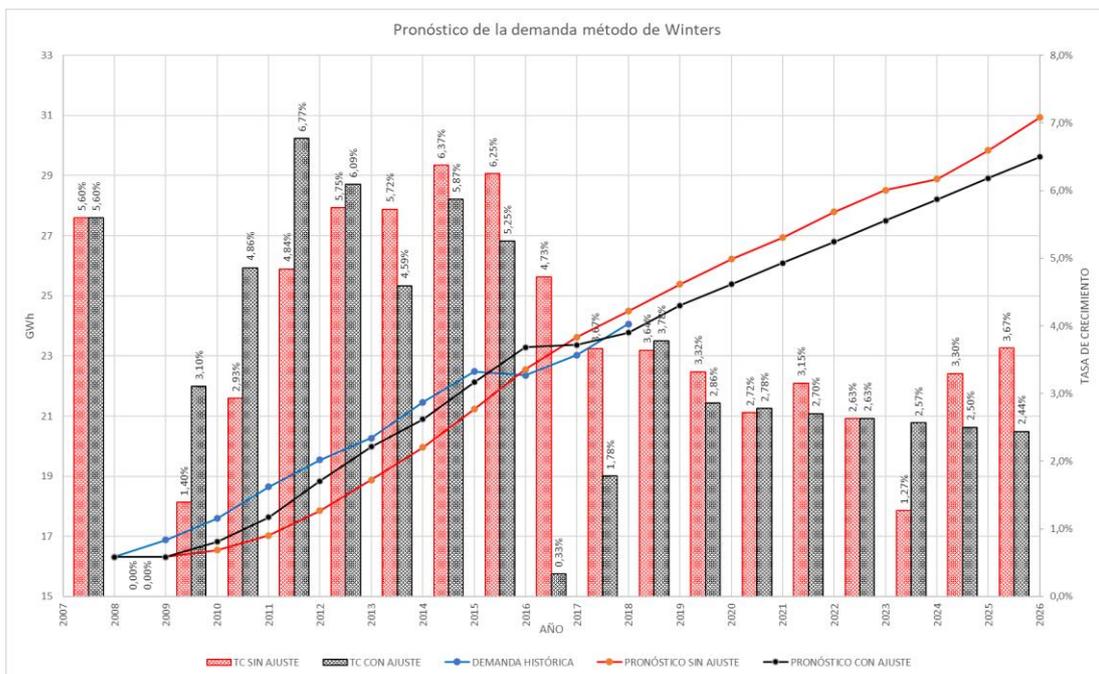


Figura 2.3. Proyección gráfica de la demanda de energía eléctrica mediante el método de Winters.

Se observa que para el modelo de Winters con o sin ajuste de valores de atenuación, el pronóstico de la demanda tiene una tendencia creciente, con la TC variante en el tiempo. Sin embargo, se obtiene un solo escenario a futuro, ya que, al tratarse de un modelo determinístico, no se considera la incertidumbre asociada al comportamiento real de la demanda.

2.1.3 Movimiento Geométrico Browniano

Tal como se describió en la sección 1.4.3.3, el MGB a diferencia de los métodos descritos, permite pronosticar diferentes escenarios futuros, con lo que el pronóstico considera la incertidumbre asociada al comportamiento de la demanda.

En la ecuación (2.21) se describe el modelo del Movimiento Geométrico Browniano aplicado para la proyección de la demanda de energía eléctrica [28].

$$S_t = S_{t-1} * e^{(\alpha - \frac{1}{2}\sigma^2)\Delta t + \sigma\varepsilon\sqrt{\Delta t}} \quad (2.21)$$

En donde se tiene que:

S_t = Demanda por pronosticar.

S_{t-1} = Demanda del periodo inmediatamente anterior.

e = Función exponencial.

α = Media de la tasa de crecimiento de la demanda. Se calcula el promedio.

σ = Desviación estándar de la tasa de crecimiento de la demanda.

ε = Inversa de la distribución normal estándar $N(0,1)$.

Δt = Paso discreto del tiempo.

La tasa de crecimiento de cada paso del tiempo de los valores históricos de la demanda se calcula mediante la ecuación (2.12) y la desviación estándar se calcula con la ecuación (2.22).

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (T_{ci} - \alpha)^2}{n - 1}} \quad (2.22)$$

Donde:

n = Número de datos históricos de la demanda.

T_{ci} = Tasa de crecimiento i .

2.1.3.1 Caso de estudio

Con los datos de la demanda histórica del Ecuador representados en la Figura 2.1, mediante el MGB se modelan pronósticos de demanda futura de manera aleatoria, con lo que se puede obtener la cantidad de simulaciones que se desee en un proceso de

Montecarlo. Para el presente caso de estudio, se considerará la modelación de diez diferentes escenarios, con la utilización de funciones del software Excel.

De la ecuación (2.21), la inversa de la distribución normal estándar se obtiene mediante la función “*INV.NORM.ESTAND(ALEATORIO())*”. En la Tabla A.4.1 del Anexo IV se observan los valores calculados para la proyección de la demanda mediante MGB, en la Tabla A.4.2 los valores considerados en la simulación para ε en cada periodo discreto, mientras que en la Tabla 2.4 se observan los resultados de la proyección, y graficados en la Figura 2.4.

Tabla 2.4. Resultados de la proyección de la demanda mediante MGB.

PRONÓSTICO DE LA DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA CON MGB											
N	AÑO	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028
1	GWh	25,29	26,44	27,31	28,79	29,68	30,17	31,70	34,32	35,82	36,75
2		25,24	25,77	26,93	28,00	29,39	30,56	31,53	32,15	34,41	36,04
3		25,31	26,04	26,63	27,55	28,77	29,85	31,85	33,71	35,13	36,97
4		25,28	26,42	28,19	29,87	29,85	31,46	32,36	33,40	35,14	35,06
5		24,97	26,83	28,24	29,12	30,39	31,28	33,02	34,20	35,25	36,14
6		24,54	25,76	25,99	27,12	28,53	29,33	30,90	32,65	33,05	34,10
7		24,88	26,14	27,40	28,94	29,63	30,87	31,40	32,47	34,16	35,61
8		24,53	24,88	25,89	26,76	27,46	28,49	29,33	30,49	31,60	35,06
9		23,83	24,92	25,23	26,45	27,44	27,70	28,31	29,29	30,16	31,67
10		25,06	26,12	27,13	29,33	30,07	31,04	32,23	33,90	34,98	36,15

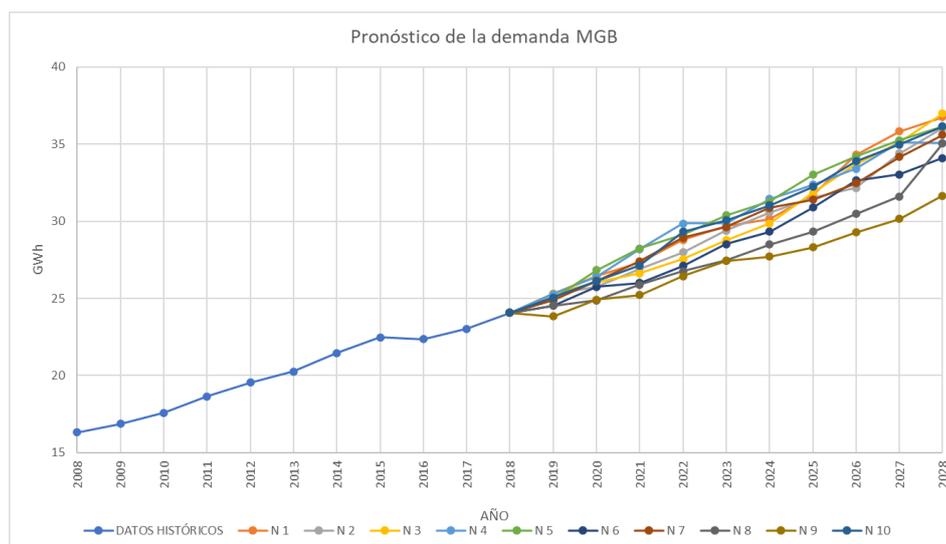


Figura 2.4. Proyección gráfica de la demanda de energía eléctrica mediante el método de MGB

En la Figura 2.4 se observan los 10 escenarios de pronóstico de demanda obtenidos mediante el método de Montecarlo. Se observa que los escenarios son independientes entre sí, los cuales logran capturar el comportamiento tendencial creciente de la demanda, así como ciertos puntos de inflexión, tal como ocurre en la realidad. Es decir, que el modelo captura esa posibilidad de que, dadas ciertas condiciones, la demanda no crezca como se espera.

La tasa máxima de crecimiento obtenida es de 5,67%, la media de 3,92% y la mínima de -0,99%. En un estudio de planificación de expansión, se pueden tomar estos tres escenarios para el estudio respectivo, los cuales se observan en la Tabla 2.5, y su representación gráfica en la Figura 2.5.

Tabla 2.5. Valores máximos, promedio y mínimo del pronóstico de la demanda utilizando MGB.

PRONÓSTICO DE LA DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA CON MGB										
AÑO	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028
MÁXIMO [GWh]	25,31	26,83	28,24	29,87	30,39	31,46	33,02	34,32	35,82	36,97
TC %	4,94	5,67	4,97	5,46	1,73	3,39	4,74	3,78	4,20	3,11
PROMEDIO [GWh]	24,89	25,93	26,89	28,19	29,12	30,08	31,26	32,66	33,97	35,35
TC %	3,46	4,18	3,70	4,83	3,29	3,28	3,96	4,45	4,02	4,08
MÍNIMO [GWh]	23,83	24,88	25,23	26,45	27,44	27,70	28,31	29,29	30,16	31,67
TC %	0,99	4,24	1,38	4,62	3,61	0,94	2,15	3,32	2,90	4,76

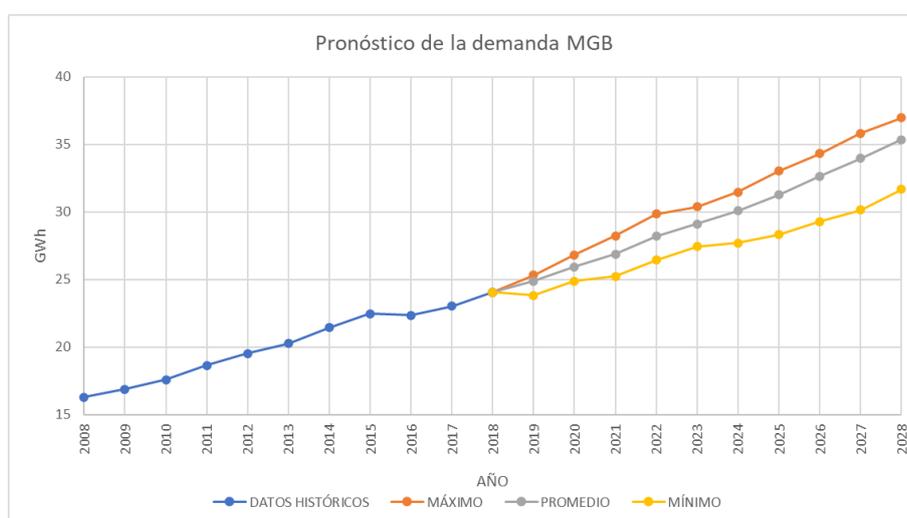


Figura 2.5. Valores máximos, medios y mínimos del pronóstico de la demanda de energía eléctrica mediante MGB.

En la Figura 2.6 se visualiza la comparación de los resultados obtenidos con los tres métodos. Se observa que los tres métodos permiten establecer un pronóstico de la demanda, para una determinada tasa de crecimiento, sin embargo, solo el MGB permite incluir un abanico de posibilidad de variación de este crecimiento en escenarios, lo que permite representar de mejor manera la incertidumbre asociada con el comportamiento de la demanda, por lo que es el método que se recomienda para estudios de planificación.

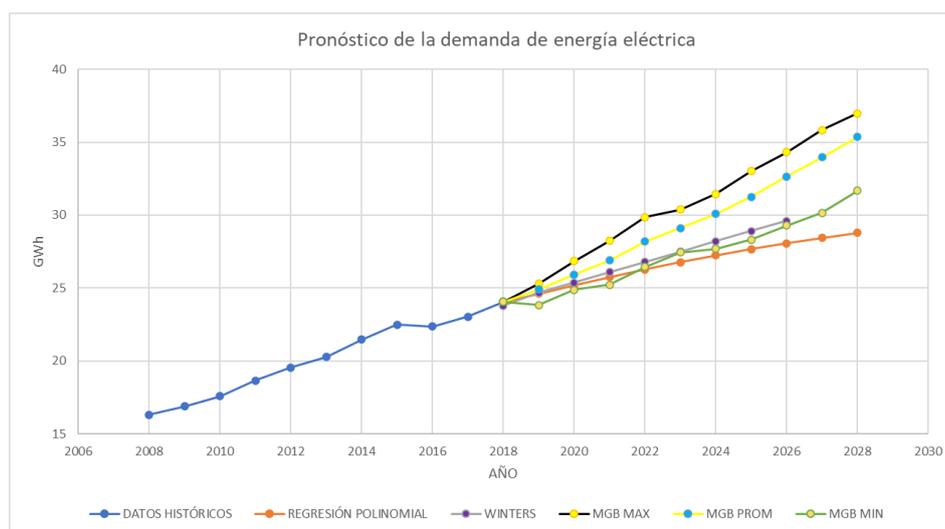


Figura 2.6. Pronóstico de la demanda de energía eléctrica mediante tres métodos: Regresión Polinomial, Winters y MGB.

En la Tabla 2.6 se realiza una comparación de los métodos utilizados para la proyección de la demanda de energía eléctrica, con relación a su bondades y desventajas.

Tabla 2.6. Ventajas y desventajas de los modelos utilizados en la proyección de la demanda de energía eléctrica.

MODELO	VENTAJAS	DESVENTAJAS
Regresión Polinomial Grado Dos	<p>1. Es un modelo de aplicación sencilla y de fácil ajuste, además que no necesita de historiales grandes de datos.</p> <p>2. De acuerdo con el grado de la función polinomial, la aplicación permite una mejor aproximación en la proyección de la demanda.</p>	<p>1. No puede ser apreciada como la modelación de una incertidumbre, ya que no se consideran los posibles cambios mencionados en el literal 1.4.4.1.</p> <p>2. Si no se determina de forma correcta el grado del polinomio, la modelación del pronóstico podría no</p>

	<p>3. Permite el pronóstico de la demanda en cualquier horizonte de tiempo.</p>	<p>ajustarse al comportamiento histórico.</p> <p>3. No se puede modelar una demanda que tenga un patrón cíclico.</p> <p>4. No considera los cambios abruptos que se presenten en los datos históricos de la demanda</p>
Método de Winters	<p>1. El pronóstico de la demanda contempla los patrones que se tienen en los datos históricos.</p> <p>2. Se puede aplicar con diferentes estacionalidades.</p> <p>3. Ideal cuando la demanda tiene un patrón estable o predictivo.</p>	<p>1. Los valores atípicos del historial tienen un impacto significativo en el rendimiento del modelo.</p> <p>2. Los parámetros de atenuación deben ser ajustados correctamente.</p> <p>3. No es recomendable para pronóstico con horizonte de tiempo a largo plazo, debido a que la duración de la estacionalidad no puede ser tomada de la forma adecuada según el patrón de la demanda.</p>
MGB	<p>1. El modelo logra capturar la incertidumbre en el comportamiento de la evolución de la demanda, logrando modelar fluctuaciones posibles en el horizonte analizado.</p> <p>2. El modelo incluye parámetros probabilísticos de naturaleza estocástica, lo que hace que el modelo no sea tan sencillo como los modelos de regresión.</p> <p>3. Resulta en una serie de escenarios que brindan información valiosa para planificadores.</p>	<p>1. El modelo es muy sensible al ajuste de sus parámetros. Si estos no son correctamente definidos, pueden resultar pronósticos alejados de la realidad.</p>

2.2 Modelación del precio de los combustibles

Como se explicó en la sección 1.4.4.2, la modelación del pronóstico del precio de los combustibles debe tratarse como una incertidumbre, por lo que su estimación puede realizarse mediante series temporales complejas o métodos como los ofrecidos por el MGB. En este contexto, dada la complejidad que sugieren las series temporales, para este trabajo en particular, y en función del alcance propuesto, se ha establecido realizar un ejemplo de pronóstico mediante el modelo del Movimiento Geométrico Browniano con regresión a la media, que integra la incertidumbre de dicha variación de precios en la modelación.

Como ejemplo de la variación del precio de los combustibles, en la Figura 2.7 se muestra la evolución del precio del barril de petróleo crudo¹, puesto que este constituye la materia prima o base para la determinación del producto refinado (combustibles), cuya variación, por lo tanto, obedece a la variación del costo del petróleo a nivel mundial.



Figura 2.7. Precio anual medio del petróleo crudo [29].

Como se observa en la figura, una característica fundamental en la evolución del precio del crudo y consecuentemente el precio en sus combustibles derivados, es la variabilidad, e incluso “saltos de valores” que pueden ocurrir de un momento a otro, por situaciones

¹ Se observa los datos históricos disponibles del precio medio del barril del petróleo, de acuerdo con la Organización de Países Exportadores de Petróleo (OPEP), que data del año 1960 hasta el 2023.

macroeconómicas a nivel mundial, como por ejemplo en el año 2012, cuando el precio del barril alcanzó el valor de \$109.45, debido al crecimiento económico y la necesidad de suplir la demanda de combustibles en India y China, además de la incertidumbre del abastecimiento de petróleo que surgió en medio oriente, por las tensiones ante la implementación de un programa nuclear iraní; o en el año 2022, cuando el precio por el barril de petróleo fijado por la OPEP ascendió a un valor de \$85.40, principalmente como consecuencia de la guerra entre Ucrania y Rusia,

2.2.1 Movimiento Geométrico Browniano con regresión a la media

El MGB con regresión a la media permite modelar como una incertidumbre la proyección del precio de los combustibles. Este modelo se define mediante la ecuación (2.23) [17].

$$P_t = \exp \left\{ \frac{[\ln(P_{t-1}) \cdot \exp(-\eta\Delta t)] + [\ln(\bar{P}) \cdot (1 - \exp(-\eta\Delta t))] + \dots}{\dots + \sigma \cdot \sqrt{\frac{1 - \exp(-2\eta\Delta t)}{2\eta}}} \cdot N(0, 1) - \left[(1 - \exp(-2\eta t)) \frac{\sigma^2}{4\eta} \right] \right\} \quad (2.23)$$

Donde:

P_t = Precio estimado en el periodo t .

P_{t-1} = Precio del periodo preliminar al que se desea proyectar.

Δt = Periodo de generación de los precios, que podrían tomar valores mensuales, anuales, etc.

η = Velocidad de reversión a la media.

σ = Desviación típica de los precios.

$N(0,1)$ = Distribución normal (0,1).

\bar{P} = Precio promedio a largo plazo.

Para el cálculo de los parámetros η , \bar{P} y σ se realiza una regresión lineal a la serie compuesta por las abscisas y ordenadas que se obtienen mediante las ecuaciones (2.24) y (2.25).

$$\text{Abscisas "x"} \rightarrow \ln[P_{t-1}] \quad (2.24)$$

$$\text{Ordenadas "y"} \rightarrow \ln \left[\frac{P_t}{P_{t-1}} \right] \quad (2.25)$$

Una vez obtenidos los valores de a y b de la regresión, se obtiene el valor del precio promedio a largo plazo, que se detalla en la ecuación (2.26).

$$\bar{P} = e^{-\frac{a}{b}} \quad (2.26)$$

La velocidad de reversión a la media (η) se determina mediante la ecuación (2.27).

$$\eta = -\ln(1 + b) \quad (2.27)$$

La desviación típica de los precios se determina con la ecuación (2.28).

$$\sigma = \sigma_{\varepsilon} * \sqrt{\frac{2 * \ln(1 + b)}{(1 + b)^2 - 1}} \quad (2.28)$$

Para la determinación de la desviación típica del error (σ_{ε}) mediante Excel, se puede usar la función “*ERROR.TIPICO.XY*” que es aplicada en las coordenadas de las dos columnas de datos de regresión, y para el parámetro b , mediante la función “*PENDIENTE()*” [17].

La distribución normal $N(0,1)$ de la ecuación (2.23), se identifica como una variable aleatoria no controlable, por lo que debe ser definido su comportamiento mediante una función de distribución de probabilidades, con un número determinado de iteraciones y una precisión necesaria para conseguir la convergencia. Se debe considerar que, si se tiene un número mayor de simulaciones, el valor obtenido va a ser más próximo al valor original de la media y de la desviación estándar [17].

2.2.2 Caso de estudio

Para el pronóstico del precio del petróleo se considera un horizonte de tiempo de 15 años, con discretización anual, además de los datos históricos a partir del año 2010.

En la Tabla A.5 del Anexo V se observan los valores calculados para el pronóstico del precio del petróleo mediante MGB con regresión a la media, mientras que en la Tabla 2.7 se observan los resultados de la proyección con 15 escenarios, y su representación se grafica en la Figura 2.8.

Tabla 2.7. Valores de la proyección del precio del petróleo mediante MGB con regresión a la media.

PRONÓSTICO DEL PRECIO DEL PETRÓLEO EN DÓLARES															
AÑO	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032	2033	2034	2035	2036	2037	2038
N	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	66,09	40,87	45,20	40,11	50,06	80,79	59,98	100,94	131,14	123,20	121,44	91,83	95,52	89,43	50,74
2	91,81	107,33	53,43	38,74	72,04	63,93	78,78	95,10	121,34	110,99	76,63	66,83	68,66	69,20	32,14
3	42,19	34,68	42,14	65,71	89,10	94,03	104,40	67,03	46,28	45,64	69,83	38,38	71,21	75,69	34,04
4	103,67	108,59	130,40	128,89	137,35	96,16	52,65	71,99	49,40	78,62	66,35	46,10	56,88	32,68	48,96
5	47,52	70,49	119,45	66,20	74,93	83,34	86,71	70,74	70,68	47,29	64,81	69,90	68,24	44,08	37,89
6	46,03	39,60	57,52	62,10	66,27	49,07	50,70	62,45	35,75	49,67	45,76	34,69	40,62	59,92	49,51
7	72,28	82,07	54,40	58,81	72,52	94,14	86,00	66,71	40,18	68,72	50,80	57,33	56,88	73,60	43,48
8	72,72	64,17	71,27	116,43	84,09	60,96	61,09	112,03	86,55	60,32	77,73	43,19	76,35	66,49	75,30
9	55,35	43,40	53,48	57,20	84,07	45,05	53,01	63,84	65,15	66,48	51,01	63,88	74,31	54,47	59,69
10	73,35	65,24	34,95	45,97	50,81	50,87	81,82	138,20	116,09	89,98	88,07	61,92	70,92	49,89	33,51
11	69,18	43,51	82,18	58,09	53,64	72,02	50,57	81,78	76,44	93,37	80,13	80,71	45,89	64,66	78,81
12	136,38	114,98	93,19	62,05	55,49	67,07	81,26	112,75	99,29	78,24	91,46	87,37	78,39	112,02	56,48
13	84,17	102,80	71,32	63,22	58,43	51,57	82,99	111,73	74,51	49,83	53,27	44,70	52,88	59,28	67,06
14	66,55	96,59	111,70	75,89	55,25	62,58	85,87	76,96	85,19	63,05	51,61	42,48	57,39	76,23	81,87
15	39,20	63,87	49,21	46,92	29,13	33,18	39,97	52,82	34,97	78,23	54,17	35,13	107,71	86,60	71,05

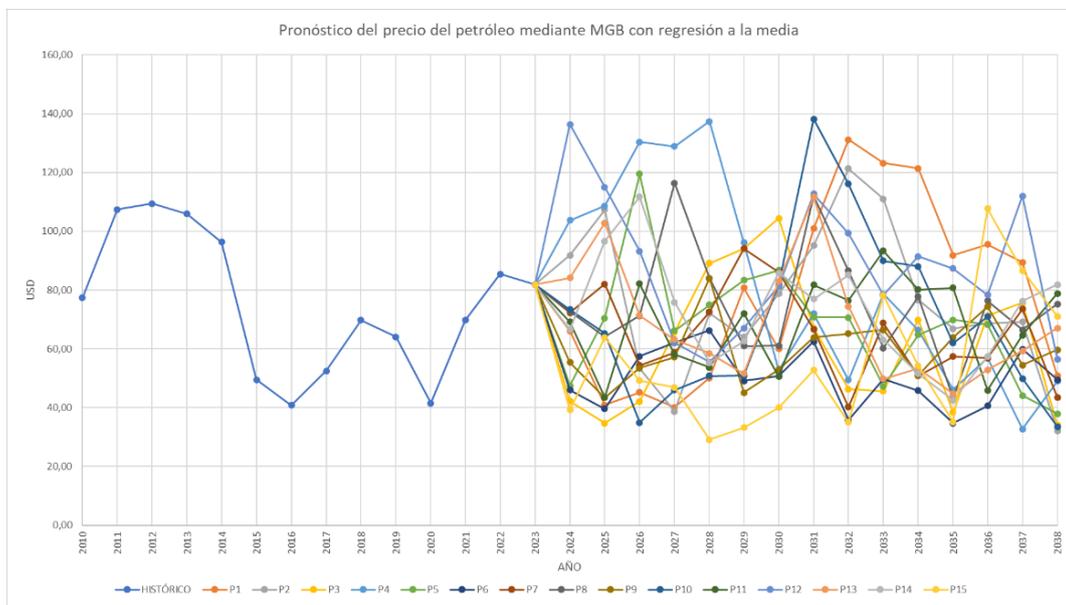


Figura 2.8. Pronóstico del precio del petróleo mediante el método de MGB con regresión a la media

En la Figura 2.8 se observa la independencia de cada escenario de pronóstico, y a través de rangos, en un estudio de planificación de expansión, se pueden tomar tres escenarios

principales: valores máximos, promedio y valores mínimos para la obtención de opciones de expansión, y no un único plan. Estos escenarios como forma de ejemplo, se observan Figura 2.9 y los valores en la Tabla 2.8.

Tabla 2.8. Valores máximos, promedio y mínimo del pronóstico del precio del petróleo utilizando MGB con regresión a la media.

PRONÓSTICO DEL PRECIO DEL PETRÓLEO EN DÓLARES															
AÑO	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032	2033	2034	2035	2036	2037	2038
MÁX	136,38	114,98	130,40	128,89	137,35	96,16	104,40	138,20	131,14	123,20	121,44	91,83	107,71	112,02	81,87
PROM	71,10	71,88	71,32	65,76	68,88	66,98	70,39	85,67	75,53	73,57	69,54	57,63	68,12	67,62	54,70
MÍN	39,20	34,68	34,95	38,74	29,13	33,18	39,97	52,82	34,97	45,64	45,76	34,69	40,62	32,68	32,14

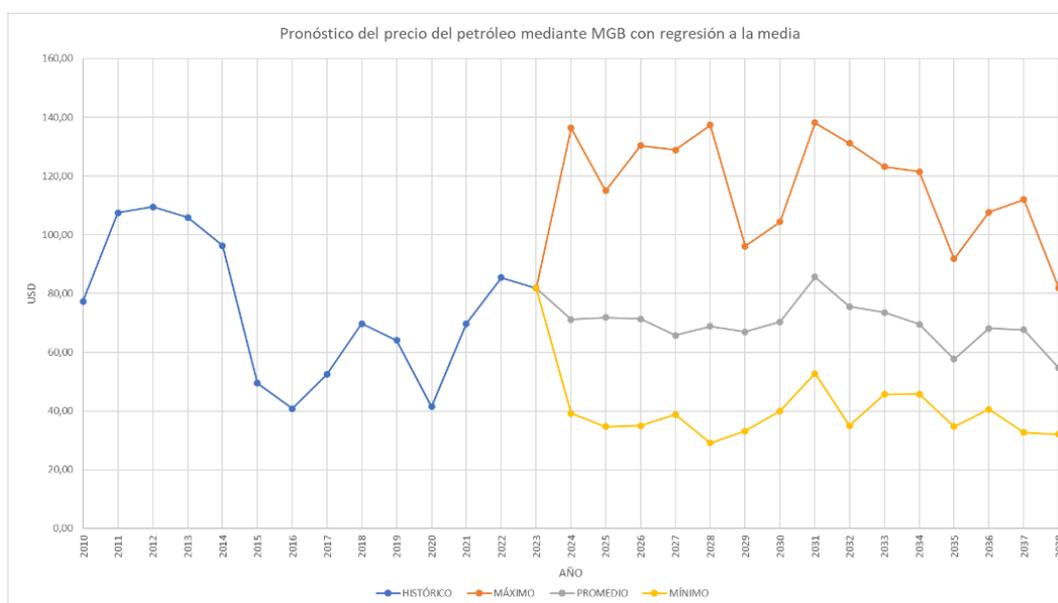


Figura 2.9. Valores máximos, medios y mínimos del pronóstico del precio del petróleo mediante MGB con regresión a la media.

De la Figura 2.9, se visualiza que el planificador puede considerar como referencias los valores extremos (máximo y mínimo) para analizar el impacto que se tiene en el pronóstico del precio del barril de petróleo, además de condiciones como que el Ecuador es un país petrolero y es de donde se obtiene la mayor cantidad de ingresos, y también que los derivados como diésel, búnker y gasolina no son refinados en su totalidad en el país, se obtiene dos casos a continuación:

- Si el costo es alto, se eleva el costo de generación de energía eléctrica, pero también se puede tener una mayor inversión para la implementación de nueva

infraestructura para el sistema eléctrico. Esto también dinamizaría la economía, por lo que se puede prever un incremento de demanda de energía.

- Por lo contrario, un menor valor del precio del barril del petróleo implica una reducción en el costo del despacho de generación de energía eléctrica, pero con menos inversión para la implementación de nuevos proyectos eléctricos.

2.2.3 Análisis de sensibilidad del MGB con regresión a la media

De la ecuación (2.27), se determina que mientras el valor de η sea más alto, los precios van a revertir más rápidamente a la media. El valor obtenido de η en la Tabla A.5 es de $\eta = 0,56920071$, por lo que, si se consideran dos escenarios, se tiene que en el primero se pronostica el precio del petróleo con un valor más elevado de la velocidad de regresión a la media, y el segundo escenario con valor disminuido de la velocidad de regresión a la media.

Con $\eta_1 = 2\eta = 1,138401426$, en el primer escenario se obtienen los pronósticos de las Figuras 2.10 y 2.11.

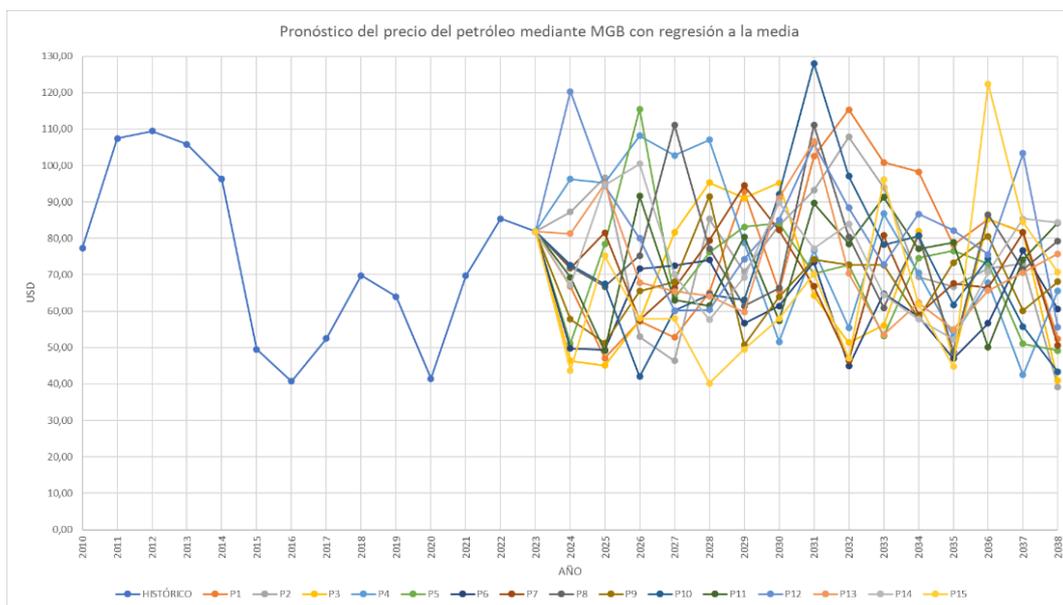


Figura 2.10. Pronóstico del precio del petróleo mediante el método de MGB con regresión a la media, con $\eta_1 = 2\eta$.

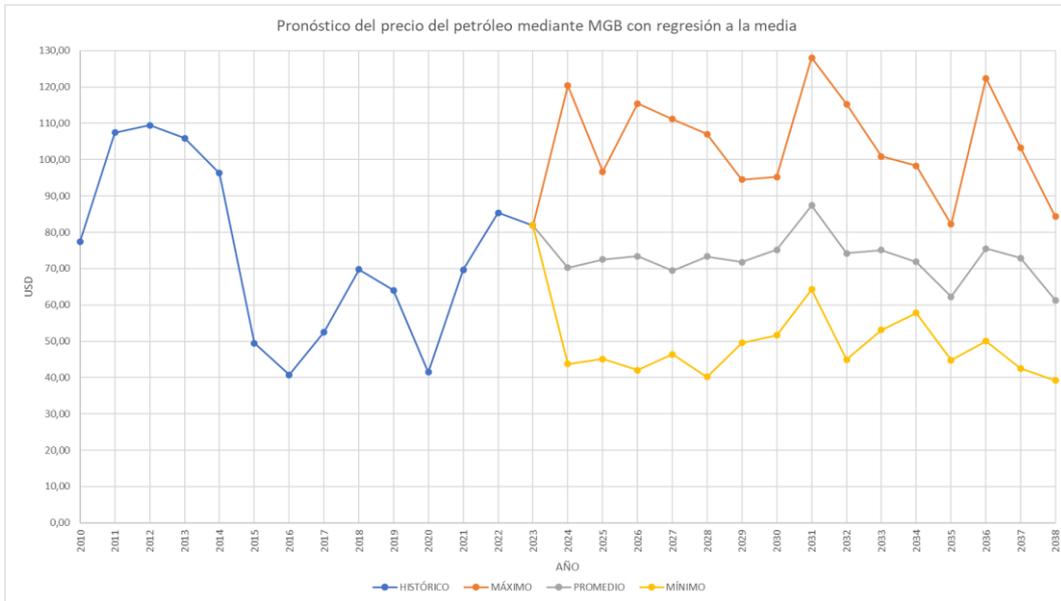


Figura 2.11. Valores máximos, medios y mínimos del pronóstico del precio del petróleo mediante MGB con regresión a la media, con $\eta_1 = 2\eta$.

Mediante las gráficas de la Figura 2.10 y de la Figura 2.11, se observa que en el pronóstico del precio del petróleo alcanza un máximo de \$130 y un mínimo de \$40, lo que le aproxima más rápidamente al valor medio a largo plazo del precio del petróleo de la Tabla A.5, que es de $\bar{P} = \$73,36$.

En el segundo escenario con un valor inferior de $\eta_2 = 0,5\eta = 0,113840143$, los pronósticos se observan en las Figuras 2.12 y 2.13.

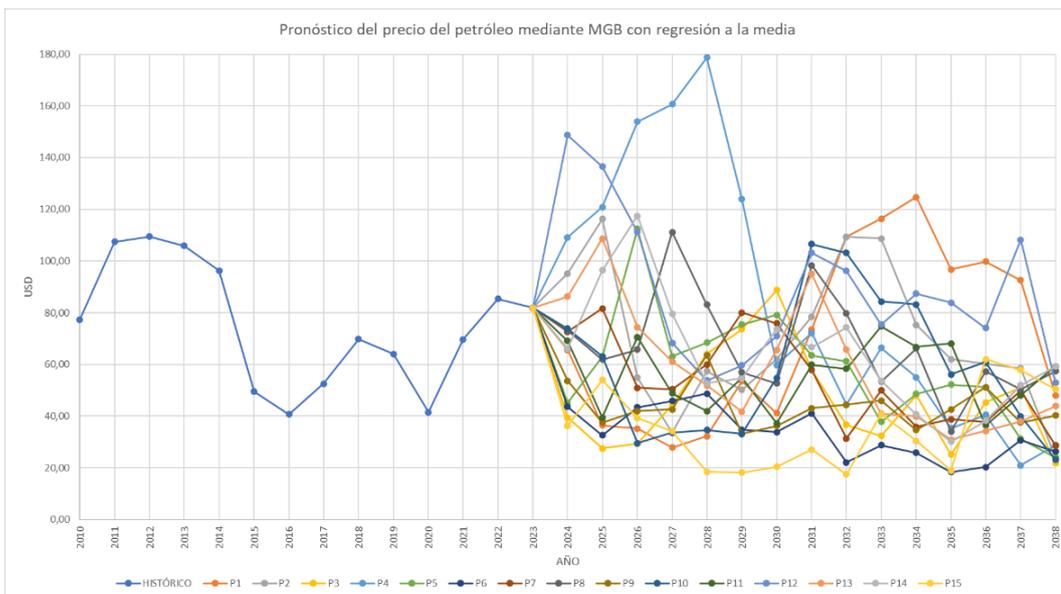


Figura 2.12. Pronóstico del precio del petróleo mediante el método de MGB con regresión a la media, con $\eta_2 = 0,5\eta$.

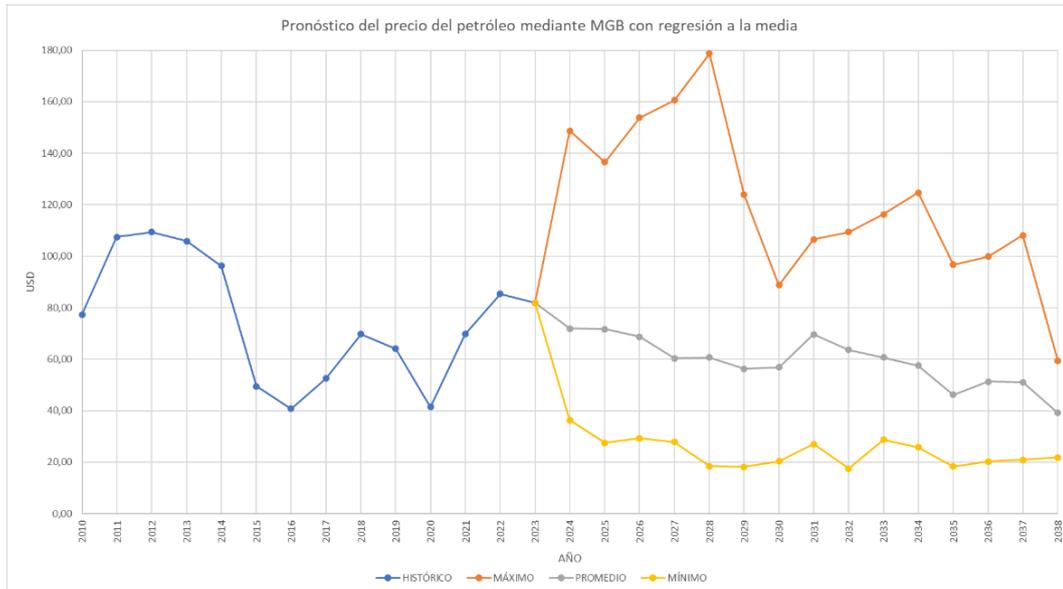


Figura 2.13. Valores máximos, medios y mínimos del pronóstico del precio del petróleo mediante MGB con regresión a la media, con $\eta_2 = 0,5\eta$.

En las gráficas presentadas en las Figuras 2.12 y 2.13, se observa que el pronóstico del precio del petróleo alcanza un máximo de \$180 y un mínimo de \$18 aproximadamente, y que se aproxima más lentamente al valor medio a largo plazo de \$73.36.

Estos aspectos son importantes a considerar por parte del planificador, puesto que, en función de la situación energética mundial, pueden considerar una mayor o menor variación en el pronóstico que realizará con fines de planificación.

2.3 Modelación de la variación de recursos primarios de generación renovable

A continuación, se presentan ejemplos prácticos de cómo aplicar los modelos detallados en las secciones 1.4.2 y 1.4.3 para la modelación de la incertidumbre asociada con la disponibilidad de recursos primarios de generación para producción eléctrica:

2.3.1 Energía eólica

Para determinar la energía eléctrica que un aerogenerador (AG) es capaz de entregar, es necesario conocer la velocidad disponible del viento, puesto que la producción del AG está relacionada a la curva de potencia de este. Dicha curva indica cuál será la potencia eléctrica disponible a diferentes velocidades del viento (Figura 1.14).

En la modelación de la variación del viento que luego se utilizará para determinar valores de producción en función de la curva de potencia del AG, se puede seguir los siguientes

procesos a partir de los datos de medición de la velocidad del viento durante un periodo de tiempo.

2.3.1.1 Método determinístico

Se toman mediciones históricas de la velocidad del viento, y se determina la velocidad media mediante la ecuación (2.29) para ubicarla en la curva de operación que es proporcionada por el fabricante del AG.

$$V_m = \sum_{i=1}^n \frac{V_i}{n} \quad (2.29)$$

Donde:

V_m = Velocidad media.

V_i = Medición i de la velocidad.

n = Número total de mediciones.

Si el valor de la V_m no corresponde a un valor entero visible en la curva de operación del AG y por consecuencia no se puede obtener de forma exacta el valor de la potencia, esta se puede determinar mediante extrapolación que se calcula con la ecuación (2.30).

$$P_3 = \frac{P_2 - P_1}{V_2 - V_1} (V_m - V_1) + P_1 \quad (2.30)$$

Donde:

P_3 = Potencia por calcular.

P_2 = Potencia arriba de la pendiente.

P_1 = Potencia abajo de la pendiente

V_2 = Velocidad arriba de la pendiente

V_1 = Velocidad abajo de la pendiente

V_m = Velocidad media.

La producción mensual se obtiene al sumar los valores de generación por hora que se originaron en el paso anterior.

2.3.1.1.1 Caso de estudio

Para el ejemplo práctico, se presentan los datos de la Tabla 2.9, que corresponden a la recopilación histórica de la velocidad del viento tomada a las 13H00 de todos los días del mes de abril y durante el periodo de tres años, además de la misma altura para un generador.

Tabla 2.9. Valores históricos de velocidad del viento durante tres años en el mes de abril a las 13H00 [30].

DATOS HISTÓRICOS DE LA VELOCIDAD DEL VIENTO								
AÑO	DÍA	V [m/s]	AÑO	DÍA	V [m/s]	AÑO	DÍA	V [m/s]
1	1	5,348	2	1	5,843	3	1	0,356
1	2	4,591	2	2	8,877	3	2	5,067
1	3	4,138	2	3	6,115	3	3	4,695
1	4	6,331	2	4	5,610	3	4	5,465
1	5	5,676	2	5	5,109	3	5	4,263
1	6	6,545	2	6	7,212	3	6	3,307
1	7	5,818	2	7	4,638	3	7	4,813
1	8	5,132	2	8	6,704	3	8	5,561
1	9	5,924	2	9	5,018	3	9	5,170
1	10	6,059	2	10	5,154	3	10	4,278
1	11	5,867	2	11	5,357	3	11	7,859
1	12	5,610	2	12	8,747	3	12	6,680
1	13	6,177	2	13	6,918	3	13	3,835
1	14	5,617	2	14	6,040	3	14	5,252
1	15	5,332	2	15	5,913	3	15	7,353
1	16	7,516	2	16	6,921	3	16	5,998
1	17	5,193	2	17	7,619	3	17	5,417
1	18	5,278	2	18	7,550	3	18	4,191
1	19	5,336	2	19	6,444	3	19	5,087
1	20	5,235	2	20	6,739	3	20	4,119
1	21	4,860	2	21	4,134	3	21	5,453
1	22	4,133	2	22	5,778	3	22	5,248
1	23	5,087	2	23	7,218	3	23	0,497
1	24	0,356	2	24	4,186	3	24	2,823
1	25	5,618	2	25	5,419	3	25	5,932
1	26	5,729	2	26	6,430	3	26	4,314
1	27	5,346	2	27	6,256	3	27	5,166
1	28	5,430	2	28	4,971	3	28	5,291
1	29	4,523	2	29	6,201	3	29	6,000
1	30	6,839	2	30	5,546	3	30	3,378

Adicionalmente, en la Figura 2.14, se observa la curva de operación de un AG, cuyos datos para la formación de la curva se detallan en la Tabla A.7 del Anexo VII. De estos valores se tiene la velocidad de encendido o mínima, nominal y de apagado o máxima se especifican en la Tabla 2.10.

Tabla 2.10. Datos de velocidad de funcionamiento del generador eólico.

Velocidades de operación del AG	
V_{in} [m/s]	3
V_r [m/s]	13
V_{off} [m/s]	25



Figura 2.14. Curva de potencia del aerogenerador.

De acuerdo con la ecuación (2.29) y los datos de medición de la Tabla 2.9, se tiene la velocidad media es de $V_m = 5.424 \left[\frac{m}{s} \right]$.

Los valores más cercanos a la velocidad media de la curva de operación en la Tabla A.7 y que me permiten realizar extrapolación son $V_1 = 5 \left[\frac{m}{s} \right]$ y $V_2 = 6 \left[\frac{m}{s} \right]$, con los valores de potencia de $P_1 = 104[KW]$ y $P_2 = 216[KW]$. Se realiza la extrapolación con la ecuación (2.30), obteniendo el resultado de la ecuación mediante la ecuación (2.31).

$$P_3 = \frac{216 - 104}{6 - 5} (5.424 - 5) + 104 = 151.488[KW] \quad (2.31)$$

La potencia mensual para las 13h00 del mes de abril se determina a partir de la suma de las potencias diarias y mediante la ecuación (2.32) se tiene que la potencia mensual total a esa hora en el determinado mes es de $P_{mensual} = 4544.64[KW]$.

$$P_{mensual} = P_3 \times 30 \quad (2.32)$$

En la Figura 2.15 se observa la potencia calculada mediante el método determinístico para el AG.

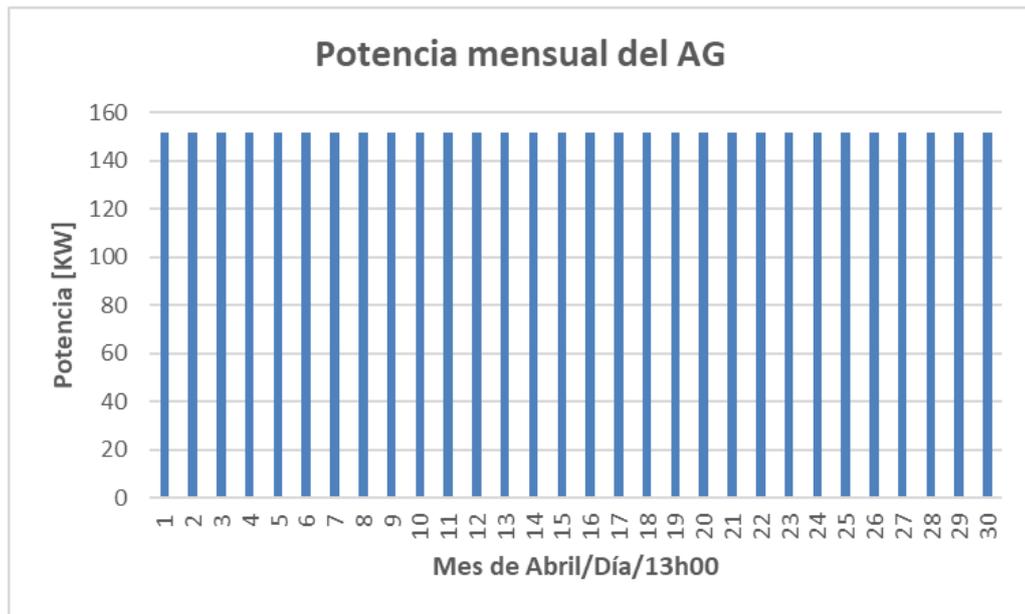


Figura 2.15. Proyección mensual de la potencia del parque eólico con método determinístico para el mes de abril a las 13h00.

En la Figura 2.15 se aprecia que no existe una variación en la potencia producida, debido a que se toma un valor medio de la velocidad del viento, lo cual no es consistente con la realidad, puesto que el viento es muy variable, y por ende la producción no es constante. Por eso no se recomienda este tipo de modelación para estudios energéticos de parques eólicos, y en su lugar, la modelación a través de la distribución de probabilidad de Weibull que se analiza a continuación.

2.3.1.2 Método estocástico

Para determinar la producción de energía eléctrica como una incertidumbre basada en la disponibilidad de los recursos de energía eólica, se determina la velocidad del viento mediante la ecuación (2.33) [30].

$$Valor_{ave} = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} x_j \quad (2.33)$$

Donde:

$Valor_{ave}$ = Valor esperado.

N_s = Número de simulaciones.

x_j = Variable aleatoria j de Weibull.

Cuanto mayor sea el número de simulaciones a realizarse, mayor convergencia se tendrá en los resultados del valor esperado de la velocidad del viento.

En la ecuación (2.34) se observa el cálculo de la variable aleatoria de Weibull para determinada hora [30].

$$x = c \left[(-\ln(\mu))^{\frac{1}{k}} \right] \quad (2.34)$$

En donde:

x = Variable aleatoria de Weibull.

c = Parámetro de escala.

μ = Número uniformemente distribuido entre [0-1].

El factor de forma se determina mediante la ecuación (2.35).

$$k = \left(\frac{\sigma}{V_m} \right)^{-1.086} \quad (2.35)$$

Donde:

V_m = Valor medio, que se calcula con la ecuación (2.29).

σ = Desviación estándar.

El parámetro de escala se calcula con la ecuación (2.36).

$$c = \frac{V_m}{\gamma \left(1 + \frac{1}{k} \right)} \quad (2.36)$$

Donde:

V_m = Velocidad media.

γ = Función *GAMMA*, que se ejecuta mediante el comando del mismo nombre en Excel.

k = Factor de forma.

La desviación estándar es determinada con la ecuación (2.37).

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (V_m - V_i)^2}{n - 1}} \quad (2.37)$$

Donde:

V_i = Velocidad i .

n = Número de mediciones tomadas.

En la producción mensual, existen tres escenarios posibles [30]:

1. Que la velocidad calculada sea menor a la velocidad de encendido dada por el fabricante, o también sea mayor a la velocidad de apagado, en estos casos, la potencia del AG será de cero, como se indica en las ecuaciones (2.38) y (2.39).

$$V < V_{in} \vee V > V_{off} \quad (2.38)$$

$$P_{output} = 0 \quad (2.39)$$

Donde:

P_{output} = Potencia de salida [W].

2. Si la velocidad calculada es menor a la velocidad nominal, pero mayor a la velocidad de encendido, entonces la potencia de salida del AG será una función de la velocidad, determinada en la curva de operación, como se observa en las ecuaciones (2.40) y (2.41).

$$V_{in} \leq V \leq V_r \quad (2.40)$$

$$P_{output} = W_r \left(\frac{V - V_{in}}{V_r - V_{in}} \right) \quad (2.41)$$

En donde:

W_r = Potencia nominal del AG.

V_r = Velocidad nominal del viento en la curva de operación del AG.

3. Si la velocidad calculada es mayor a la velocidad nominal, pero menor a la velocidad de apagado dada por el fabricante, en este caso, la potencia del generador eólico será la potencia nominal, según las ecuaciones (2.42) y (2.43).

$$V_r > V > V_{off} \quad (2.42)$$

$$P_{output} = W_r \quad (2.43)$$

Para obtener la distribución de Weibull, es necesario realizar la tabla de frecuencias de las variables, por lo que se debe calcular el rango (R), el número de intervalos (s), la amplitud (a) y la marca de clase (m_c) según las ecuaciones (2.44), (2.45), (2.46) y (2.47) respectivamente [30].

$$R = \text{Límite superior } (L_s) - \text{Límite inferior } (L_i) \quad (2.44)$$

$$s = 1 + 3.32 \log(n) \quad (2.45)$$

$$a = \frac{R}{s} \quad (2.46)$$

$$m_c = \frac{L_i + L_s}{2} \quad (2.47)$$

2.3.1.2.1 Caso de estudio

Para realizar la modelación, primero se calculan los parámetros de R , s y a cuyos resultados se expresan en las ecuaciones (2.48), (2.49) y (2.50) respectivamente.

$$R = 8.877 - 0.356 = 8.521 \quad (2.48)$$

$$s = 1 + 3.32 \log(90) = 7.48 \cong 7 \quad (2.49)$$

$$a = \frac{8.521}{7} = 1.217 \quad (2.50)$$

Los valores de la velocidad media, la desviación estándar, factor de forma y del parámetro de escala se detallan en la Tabla 2.11.

Tabla 2.11. Parámetros de la distribución de Weibull.

Parámetros de distribución de Weibull	
V_m [m/s]	5.4242
σ	1.4446
k	4.2072
c	5.9670

En Excel, mediante la función “*FRECUENCIA(datos; grupos)*” se obtiene la distribución de frecuencias de un grupo de datos para determinado rango. Además, se utiliza la función “*DISTR.WEIBULL(m_c ; k ; c ; VERDADERO)*” para calcular la probabilidad acumulada de Weibull.

En la Tabla 2.12 se detalla la frecuencia absoluta y la probabilidad de Weibull en base a los datos históricos de la velocidad del viento de la Tabla 2.9, con lo que se obtiene la gráfica de la distribución de Weibull de la Figura 2.16.

Tabla 2.12. Distribución de frecuencias absolutas y probabilidad de Weibull.

DISTRIBUCIÓN DE FRECUENCIAS Y PROBABILIDAD DE WEIBULL A LAS 13H00 DEL MES DE ABRIL						
Clase	Li	Ls	m_c	Fa	% P Weibull	%P Acumulada
1	0,356	1,573	0,965	3	0,0468070	0,0468070
2	1,573	2,791	2,182	0	1,3940650	1,4408720
3	2,791	4,008	3,399	4	7,5052903	8,9461624
4	4,008	5,225	4,617	26	19,8566176	28,8027799
5	5,225	6,442	5,834	40	30,9186571	59,7214371
6	6,442	7,660	7,051	14	26,9917999	86,7132369
7	7,660	8,877	8,268	3	11,3507861	98,0640230
8	8,877	10,094	9,486	0	1,8474768	99,9114999

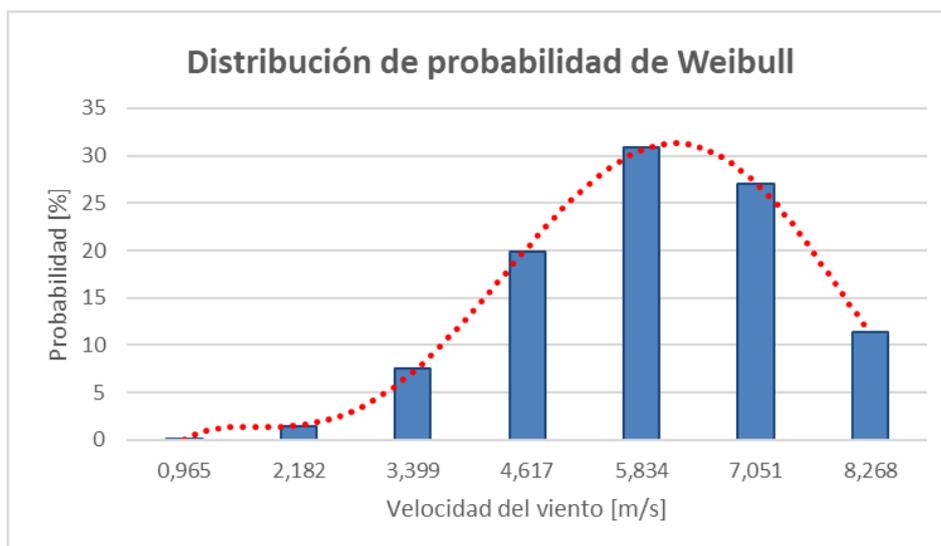


Figura 2.16. Distribución de probabilidad de Weibull de la velocidad del viento.

Se realiza el cálculo de la variable de Weibull con 10 simulaciones, en donde el valor de μ se obtiene mediante la función de Excel "ALEATORIO()".

En la Tabla 2.13 se presentan los valores resultantes de la producción del AG en base a la simulación realizada, con la representación gráfica en la Figura 2.17.

Tabla 2.13. Parámetros de Weibull.

PRODUCCIÓN DEL GENRADOR EÓLICO												
Día/x	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	V [m/s]	P [KW]
1	7,12	2,02	4,54	4,84	6,55	5,74	5,31	4,27	5,81	7,22	5,34	234,23
2	3,90	5,41	6,86	5,65	4,24	4,14	3,74	6,36	7,47	6,64	5,44	244,12
3	4,90	1,55	6,37	5,11	5,68	5,14	5,39	5,82	6,00	6,10	5,21	220,56
4	6,73	6,27	6,45	5,54	4,78	8,03	4,90	8,15	5,49	3,20	5,96	295,51
5	5,44	4,78	4,87	4,62	8,48	5,11	8,76	4,96	5,07	5,19	5,73	272,81
6	4,88	7,78	6,24	7,05	5,85	6,18	4,37	4,56	7,04	3,46	5,74	274,04
7	8,41	5,54	4,65	7,31	6,14	6,15	5,50	8,40	7,20	5,51	6,48	348,13
8	1,34	4,79	6,44	7,46	7,62	4,07	4,93	6,26	5,75	5,61	5,43	242,63
9	8,26	6,30	7,68	5,37	6,35	6,00	8,95	6,06	7,02	6,52	6,85	385,14
10	7,40	7,19	5,04	2,50	4,02	4,24	6,64	4,80	7,44	6,15	5,54	254,43
11	4,85	8,27	6,69	3,72	6,18	3,95	2,91	7,27	6,92	5,24	5,60	259,92
12	5,07	3,71	4,60	3,92	5,47	3,50	7,63	3,80	5,58	7,23	5,05	205,12
13	5,57	4,69	3,72	5,16	6,82	5,72	7,47	4,37	3,51	4,33	5,14	213,56
14	7,87	5,96	3,72	5,43	6,18	7,66	4,97	7,15	4,58	3,90	5,74	274,05
15	5,91	4,93	6,39	3,02	6,99	7,01	6,16	5,14	5,26	6,25	5,71	270,55

16	6,01	6,16	5,67	5,59	3,31	7,89	6,32	5,20	5,05	5,12	5,63	263,29
17	5,32	9,50	6,98	4,59	5,53	3,89	2,64	2,89	5,77	6,05	5,31	231,48
18	3,08	5,88	6,34	7,52	5,24	4,04	5,28	7,89	7,02	5,99	5,83	282,82
19	7,59	6,33	5,05	6,42	8,42	5,53	5,46	4,60	7,24	4,86	6,15	314,85
20	6,10	4,98	6,84	6,44	6,45	5,44	4,79	5,25	6,61	5,85	5,87	287,30
21	5,40	3,95	5,20	6,51	4,42	4,80	4,77	5,47	5,87	7,81	5,42	241,97
22	7,05	3,91	6,89	3,87	4,40	6,54	4,31	8,86	3,31	7,46	5,66	265,98
23	4,44	6,86	4,38	2,20	8,14	7,47	3,44	5,19	4,49	5,99	5,26	225,98
24	5,72	4,39	2,97	6,00	6,25	4,21	6,81	5,78	6,45	1,60	5,02	201,78
25	5,13	3,51	7,72	8,51	3,00	6,34	6,98	3,88	5,33	7,12	5,75	275,26
26	5,91	4,67	5,65	5,15	5,49	5,68	7,28	5,46	3,51	5,68	5,45	244,87
27	7,64	5,75	6,39	6,23	5,43	5,84	5,49	5,30	5,43	5,01	5,85	285,11
28	6,82	6,39	5,16	6,75	5,73	4,40	4,73	4,93	6,15	6,84	5,79	278,99
29	7,61	6,06	6,59	7,76	4,56	7,73	3,69	3,55	5,81	3,89	5,73	272,58
30	5,92	8,43	7,26	5,96	4,25	5,84	2,82	7,35	5,36	1,45	5,46	246,37

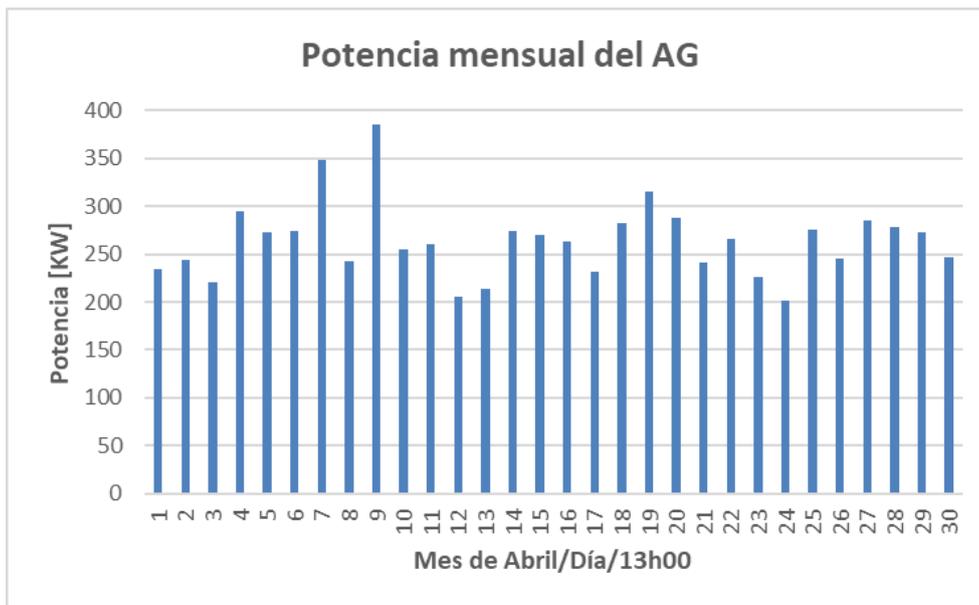


Figura 2.17. Proyección mensual de la potencia del parque eólico con método estocástico.

En la Figura 2.17 se observa que la potencia del AG para las 13h00 del mes de abril, estimada en base a la incertidumbre asociada a la velocidad del viento, no es constante como se observó en la Figura 2.15, sino que varía. Esto sucede porque se considera la variación de la velocidad del viento debido a varios factores climáticos que pueden afectar en un determinado sector, capturando así la verdadera incertidumbre asociada con la variabilidad del viento.

2.3.2 Energía solar

Para la modelación de la disponibilidad del recurso primario de la energía solar, se considera la relación existente entre la potencia incidente de la radiación solar por unidad de superficie, llamada irradiancia, la misma que, como caso de estudio es modelada a continuación, con la consideración del horizonte de tiempo por hora.

2.3.2.1 Método determinístico

En el modelo determinístico, para pronosticar la irradiancia, los intervalos de tiempo se fijan en el año, mes, día y hora, y se la calcula mediante la ecuación (2.51) [25].

$$I(\text{día, hora}) = I_{sc} \cdot Exc_d [\text{sen}(\delta_d)\text{sen}(\phi - \beta) + \text{cos}(\delta_d)\text{cos}(\phi - \beta)\text{cos}(\alpha_h)] \quad (2.51)$$

En donde:

$I(\text{día, hora})$ = Irradiancia en determinado día y hora.

I_{sc} = Constante solar experimental que representa la cantidad de energía que llega por unidad de tiempo y de superficie para la distancia media Sol-Tierra.

Exc_d = Representa la excentricidad de la órbita terrestre.

d = Número del día del año considerado.

δ_d = Ángulo que forma el plano ecuatorial con la línea que une el centro de la Tierra con el centro del Sol.

ϕ = Latitud geográfica del emplazamiento de la central fotovoltaica.

α_h = Ángulo horario del lugar de la central fotovoltaica.

β = Angulo de inclinación del panel sobre la horizontal del suelo.

Los parámetros que constituyen la ecuación (2.51) se calculan de acuerdo con las ecuaciones (2.52), (2.53), (2.54) y (2.55).

$$I_{sc} = 1367 \left[\frac{W}{m^2} \right] \quad (2.52)$$

$$Exc_d = 1 + 0.033 \left(\frac{2\pi d}{365} \right) \quad (2.53)$$

$$\delta_d = \frac{23.45\pi}{180} \text{sen} \left[\frac{2\pi(d + 284)}{365.25} \right] \quad (2.54)$$

$$\alpha_h = \frac{15\pi}{180}(H_{solar} - 12). \quad (2.55)$$

Las variables de la Hora solar y de la ecuación del tiempo se definen mediante las ecuaciones respectivamente (2.56), (2.57) y (2.58).

$$H_{solar} = H_{local} + \frac{1}{60}E_t \quad (2.56)$$

$$E_t = 229.18[0.000075 + 0.0187 \cos(\alpha_d) - 0.032 \text{sen}(\alpha_d) - 0.015 \cos(2\alpha_d) - 0.041 \text{sen}(2\alpha_d)] \quad (2.57)$$

$$\alpha_d = 2\pi \frac{d - 1}{365} \quad (2.58)$$

Donde:

E_t = Ecuación del tiempo.

2.3.2.1.1 Caso de estudio

Como ejemplo de aplicación, se va a considerar la zona geográfica de Quito, con una latitud igual a $\phi = -0.22985^\circ$. Además, se considera la inclinación del panel fotovoltaico con un ángulo de $\beta = 10^\circ$. Los resultados de la modelación determinística diaria para el mes de enero se observan en la Figura 2.18, y para el día 1 de enero se observa en la Figura 2.19.

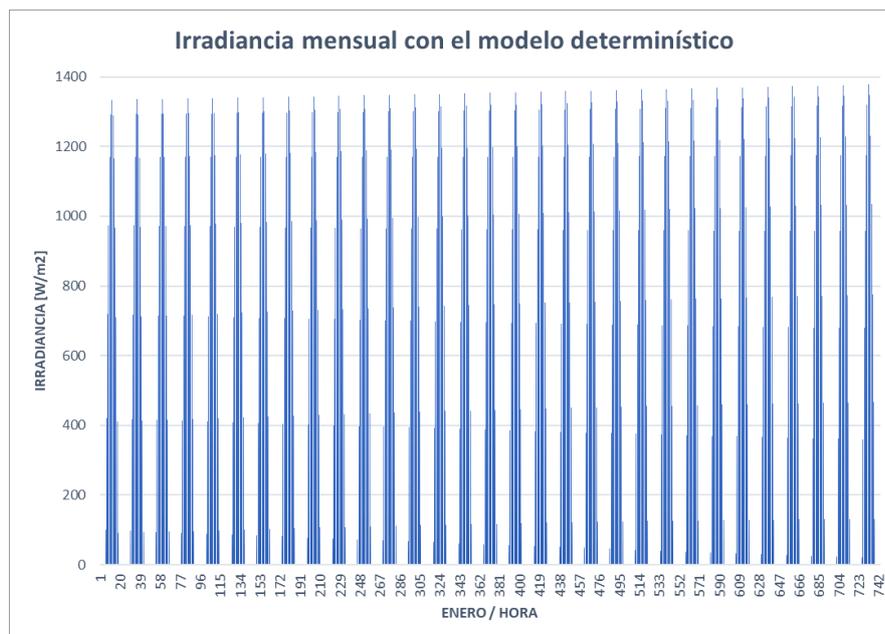


Figura 2.18. Proyección para el mes de enero de la irradiancia en la ciudad de Quito-Ecuador con el método determinístico.

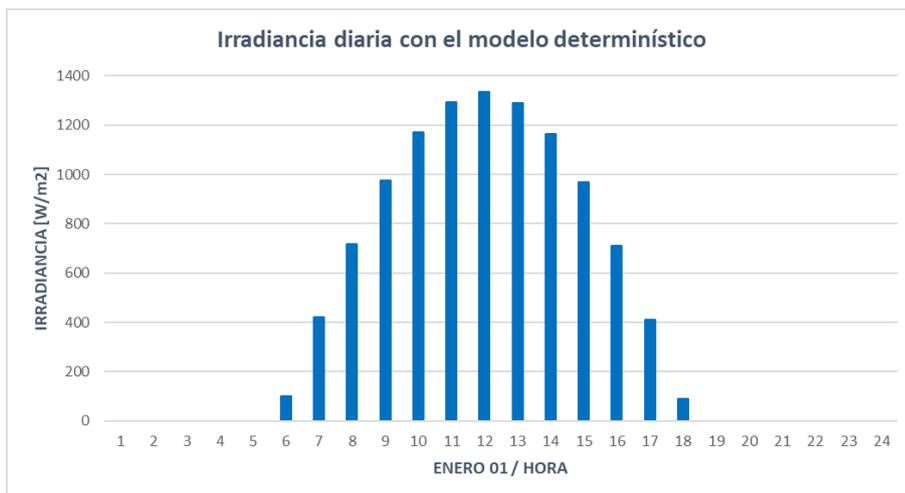


Figura 2.19. Proyección de la irradiancia para el día 1 de enero en la ciudad de Quito-Ecuador con el método determinístico.

En la Figura 2.18 se observa que para el mes de enero la irradiancia se distribuye igualitariamente para cada día. En la Figura 2.19 se observa que la irradiancia del día 1 de enero a partir de las 6h00 de la mañana aumenta hasta llegar a un valor pico de irradiancia a las 12h00 del mediodía y disminuye de igual forma hasta las 18h00 de la tarde, tomando una forma simétrica.

2.3.2.2 Método estocástico

El modelo aplicado en la ecuación (2.51) genera una proyección de valores de la irradiancia sin contemplar dos factores importantes: la presencia de las nubes y las precipitaciones atmosféricas, por lo que para simular este efecto, y que exista la incertidumbre como es un caso real, se simula un modelo de Montecarlo que permita determinar la probabilidad de que ocurra o no la presencia de los dos factores mencionados, de donde se obtiene el coeficiente de claridad denominado con la sigla $k_{T.d.h}$, que es equivalente a la media de la simulación para cada mes del año. Este factor debe ser multiplicado por el valor de irradiancia total obtenido del proceso 2.3.2.1, anteriormente explicado [25].

2.3.2.2.1 Caso de estudio

Para la modelación, se consideró la misma inclinación del panel fotovoltaico que con el método determinístico, con un ángulo de $\beta = 10^\circ$, y la ubicación en la ciudad de Quito con latitud igual a $\phi = -0.22985^\circ$. La proyección mensual estocástica para enero de la irradiancia se observa en la Figura 2.20, y el detalle diario se observa en la Figura 2.21.

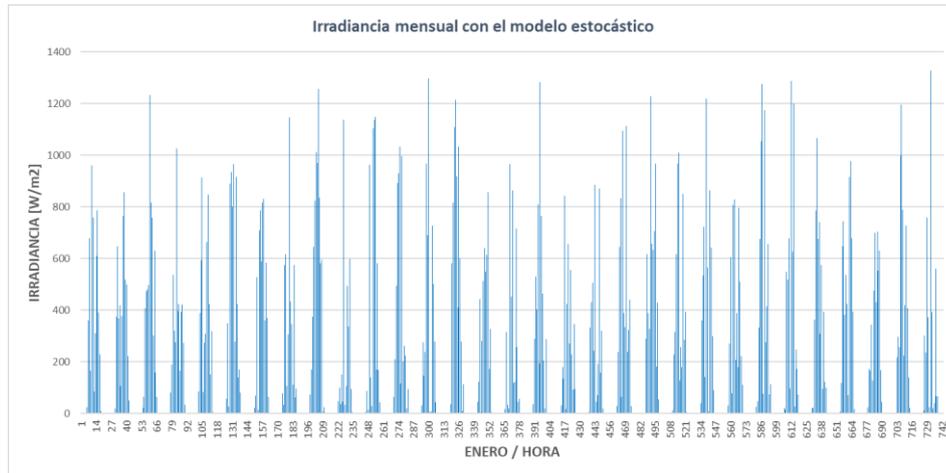


Figura 2.20. Proyección de la irradiancia para el mes de enero en la ciudad de Quito-Ecuador con el método estocástico.

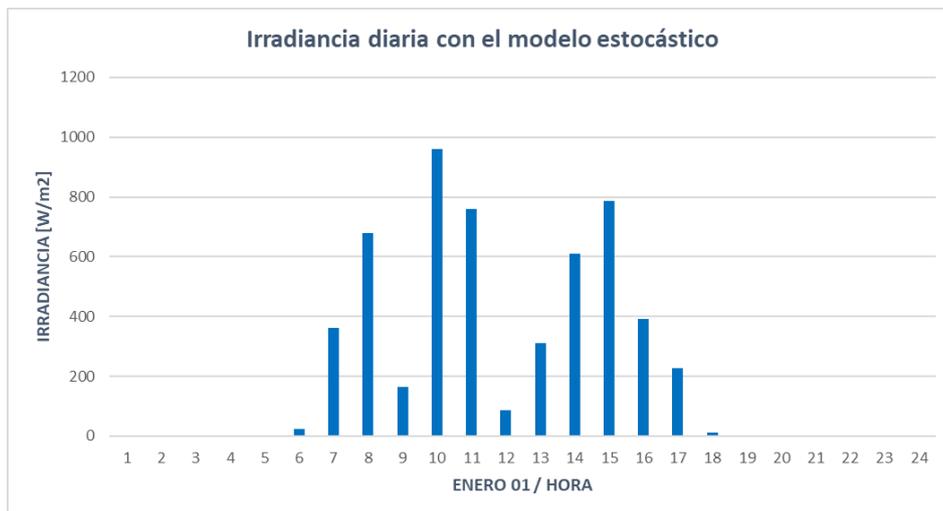


Figura 2.21. Proyección de la irradiancia para el día 01 de enero en la ciudad de Quito-Ecuador con el método estocástico.

En la Figura 2.20 se observa que la modelación estocástica la irradiancia no tiene un patrón igual para todos los días del mes de enero, debido a que este tipo de modelación considera la incertidumbre principalmente por la presencia de nubes. En la Figura 2.21 se observa que la modelación para el día 1 de enero ya no tiene una distribución simétrica, ya que la energía solar estimada en la franja horaria de 06h00 – 18h00 no es uniforme, lo que afecta directamente a la producción de energía eléctrica de los paneles solares.

2.4 Modelación de los cambios en la planificación de la expansión de la generación de energía eléctrica

Para el problema del TNEP, la modelación de los cambios en la planificación de la expansión de la generación es considerada una incertidumbre de tipo discreta, debido a que la incorporación de nueva generación al sistema eléctrico tiene una consideración independiente en cada año de planificación, con la incidencia de factores externos como fenómenos naturales, políticas estatales o economía mundial, que pueden retrasar la implementación de centrales de generación en el tiempo planificado, por lo que se la puede modelar como una función de distribución de probabilidad de tipo discreto.

Como se explica en la sección 1.4.3.4, el análisis de juicio experto es un método utilizado para establecer incertidumbres de tipo discreto, que no siguen una distribución de probabilidad conocida, con lo que es necesario adquirir el criterio de uno o varios expertos, con abundante conocimiento relacionado a la implementación de la variable planificada, los mismo que aportarán con su criterio para proyectar los posibles cambios futuros de la planificación de la expansión de la generación de energía eléctrica.

El proceso organizado para la obtención de las opiniones de los expertos consta de las siguientes etapas: entrenamiento al experto para que emita formalmente las opiniones, identificación y minimización de los sesgos del experto, definición del tema a ser evaluado, disponer ante el experto toda la información necesaria y relevante sobre el tema, comprobación de la coherencia y racionalidad de los criterios emitidos por el experto, y finalmente, una verificación del proceso, repitiéndolo de ser necesario [31].

Con el método de agregación individual, cada experto aporta con su juicio de manera particular sin que haya contacto entre sí, de acuerdo con una encuesta realizada por el planificador, proporcionando el valor que considere que se cumplirá para cada horizonte de tiempo, además de la probabilidad con la que se estime que la variable planificada alcance el valor mencionado [32].

Si se obtiene una selección de algunos expertos, se puede realizar un promedio de la probabilidad de ocurrencia para que la implementación de la variable se concluya en el plazo establecido, y tener un mejor análisis de los posibles cambios en la planificación de la generación.

2.4.1 Caso de estudio

Como caso de estudio en primera instancia se presenta cómo se desarrollaría el escenario determinístico de cumplimiento del plan disponible en el Plan Maestro de Electricidad, cuyos datos disponibles se encuentran a partir del año 2018 hasta el año 2028. En la Tabla A.8 del Anexo VIII se detallan los proyectos planificados, y en la Figura 2.22 las capacidades proyectadas, con lo que se evidencia que la planificación de la expansión de la generación de energía eléctrica tiene el comportamiento de una variable discreta en el tiempo [9].

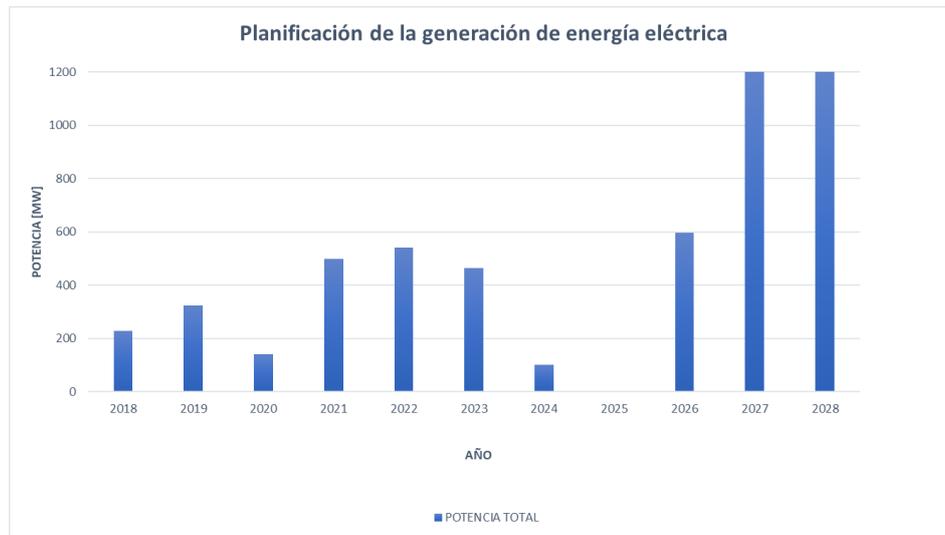


Figura 2.22. Planificación de la expansión de la generación según el Plan Maestro de Electricidad.

Se asume que se realiza una entrevista a tres expertos que han manejado los programas de planificación de la expansión de la generación durante los últimos veinte años, y con una encuesta en la cual se solicita qué, en base a su experiencia, se indique para cada año del Plan Maestro de Electricidad, como se va a cumplir la planificación y con qué probabilidad de cumplimiento. Los datos indicados en la Tabla 2.14 corresponden a la potencia de generación que sería implementada anualmente, y con la probabilidad de que se realice en el año indicado. En la Figura 2.23 se observa gráficamente el pronóstico según los expertos.

Tabla 2.14. Valores obtenidos de juicio experto mediante encuesta a tres expertos.

EXP 1	AÑO	POTENCIA TOTAL [MW]	P	EXP 2	AÑO	POTENCIA TOTAL [MW]	P	EXP 3	AÑO	POTENCIA TOTAL [MW]	P	\bar{P}
	2018	49,60	0,90		2018	229,60	0,40		2018	180,00	0,34	0,65
	2019	49,50	0,45		2019	274,50	0,65		2019	314,00	0,55	0,55
	2020	132,95	0,78		2020	127,00	0,62		2020	134,19	0,70	0,70
	2021	220,00	0,21		2021	423,40	0,72		2021	319,00	0,70	0,55
	2022	291,00	0,96		2022	511,20	0,92		2022	541,20	0,49	0,79
	2023	250,00	0,30		2023	414,60	0,55		2023	264,60	0,64	0,50
	2024	280,00	0,98		2024	0,00	0,27		2024	100,00	0,99	0,75
	2025	274,50	0,64		2025	30,00	0,44		2025	0,00	0,63	0,57
	2026	595,60	0,70		2026	595,60	0,15		2026	200,00	0,53	0,66
	2027	1200,00	0,50		2027	1200,00	0,87		2027	600,00	0,98	0,78
2028	0,00	0,97	2028	600,00	0,94	2028	0,00	0,95	0,95			

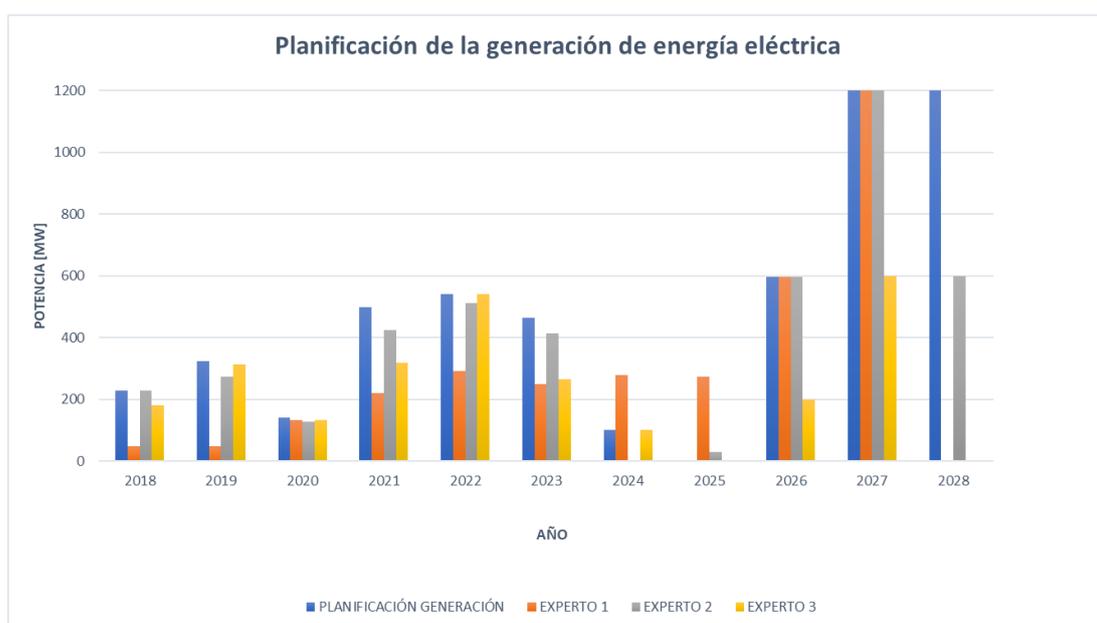


Figura 2.23. Planificación y datos de juicio experto para la expansión de la generación.

En la Figura 2.23 se observa que, a criterio de cada experto, la planificación no se cumple en su totalidad, pues consideran la interferencia de otros factores y su amplia experiencia en lo que corresponde al cumplimiento del plan de expansión del parque generador.

La probabilidad y el valor que proporciona cada experto por año de planificación se observan en las Figuras 2.24, 2.25 y 2.26, respectivamente.



Figura 2.24. Juicio del experto 1.



Figura 2.25. Juicio del experto 2.

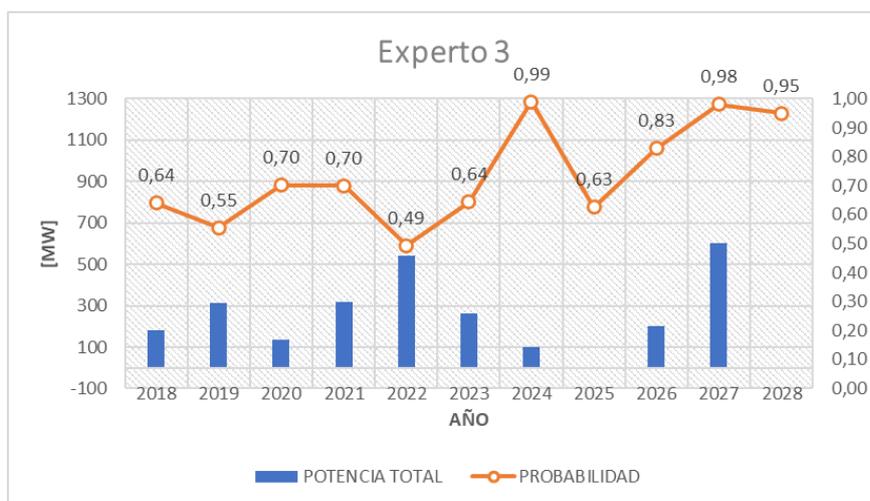


Figura 2.26. Juicio del experto 3.

En las Figuras 2.23 y 2.24 se observa que para el experto 1, los proyectos considerados en los primeros años de planificación no van a cumplirse; y más bien se tiene una mayor probabilidad de cumplimiento en los últimos años.

La opinión del experto 2 contempla un mayor incremento de generación con pasos de adición alineados al Plan Maestro de Electricidad, según se observa en las Figuras 2.23 y 2.25.

La probabilidad del cumplimiento de la planificación declarada por el experto 3 es semejante con el experto 2, por lo que en las Figuras 2.23 y 2.26 se observa que en los primeros años de planificación existe mayor incertidumbre en la inserción del parque generador, pero en los últimos años ya hay una alta probabilidad de que se cumpla con mayor eficiencia lo planificado.

Debido a que el juicio de experto es útil para comprender escenarios diferentes, con el análisis de los tres expertos se puede considerar un modelo alternativo basado en la opinión de los expertos 2 y 3, bajo los parámetros más coincidentes con la planificación existente. El planificador puede considerar que, en los primeros años, no va a existir un incremento voluminoso en la generación eléctrica, sin embargo, para los últimos años del plan se prevé el ingreso de casi la totalidad del parque generador planificado.

2.5 Conclusiones

En este trabajo de integración curricular se presentó un análisis de las principales incertidumbres que impactan en el TNEP: demanda de energía eléctrica, precio de los combustibles, disponibilidad de los recursos de energías renovables y cambios en la planificación de la generación de energía eléctrica.

Para el caso de la modelación de la incertidumbre asociada con la demanda y precio de los combustibles, se requieren de modelos de pronóstico estocásticos como el Movimiento Geométrico Browniano simple y con la variación de regresión a la media, desarrollados a través de un modelo de Montecarlo, lo cual permiten al planificador ampliar o disponer de un espectro de escenarios futuros, no limitados a una condición determinística.

Los resultados de la modelación de la demanda de energía eléctrica mostraron la aparición de valores extremos, con la contemplación de incrementos y decrementos en los valores de demanda sin reflejar un patrón directo coligado al comportamiento de los datos históricos.

De igual forma, en el modelo aplicado para el pronóstico del precio de los combustibles, existen valores extremos, sin embargo, la regresión al precio medio de los periodos antecesores es imprescindible dada la volatilidad de la variable.

En lo que respecta a la incertidumbre asociada con la variabilidad/disponibilidad de recursos primarios de generación con las energías renovables se determina que para el caso del viento, el comportamiento de su velocidad sigue una distribución de probabilidad de Weibull; de modo tal que la incertidumbre es asociada a la variable aleatoria de Weibull; mientras que la energía solar es dependiente de parámetros fijos como la ubicación geográfica, ángulo de colocación de los paneles solares, fecha y hora en la que se requiere realizar el pronóstico, por lo que el modelo estocástico implementado permite al planificador pronosticar la potencia con la que la radiación solar incide en un parque de generación solar considerando la incertidumbre relacionada a la presencia de nubes y precipitaciones atmosféricas.

Existen incertidumbres, principalmente asociadas a modelos de tipo discreto, que no pueden ser pronosticadas mediante modelos matemáticos, por lo que se recurre a otras técnicas como el juicio de experto, que en el presente trabajo es aplicado para el pronóstico del cumplimiento del plan expansión de generación de energía eléctrica, en donde mediante encuestas realizadas a un número determinado de expertos, se llega a establecer un conjunto de escenarios posibles de ejecución de tales planes, brindando así, un espectro

de posibilidades no deterministas para su consideración dentro del problema de planificación.

La disponibilidad de los recursos de energía renovables tiene pronósticos que consideran incertidumbres de carácter principalmente climático, y que no puede ser controlado por el hombre, no así la planificación de la expansión de la generación, que la incertidumbre se deriva principalmente desde factores controlados por el ser humano, por lo que mediante el pronóstico se prevé que no se cumpla al cien por ciento con el plan establecido.

Los modelos matemáticos analizados para la modelación de incertidumbres fueron implementados mediante casos prácticos de pronósticos para cada incertidumbre identificada con la finalidad de que este trabajo constituya una guía práctica de cómo considerar tales incertidumbres dentro del problema de planificación. El análisis comparativo de modelos, permitió además, mostrar a través de resultados prácticos, el modelo que mejor desempeño tiene al momento de capturar lo más realista posible, el comportamiento de la incertidumbre.

2.6 Recomendaciones

La adquisición de datos históricos para el análisis del comportamiento de las incertidumbres de la demanda de energía eléctrica, el precio de los combustibles y la velocidad del viento es muy importante, pues permite determinar la existencia o no de patrones en el comportamiento de dichas variables en determinados periodos de tiempo, y decidir el horizonte para el cual sería ideal realizar la proyección. En este sentido es fundamental contar o disponer de una cantidad considerable de datos para aplicar de mejor manera los modelos de simulación de cada variable.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] J. Maldonado, "Planificación de la Expansión del Sistema de Transmisión Eléctrico considerando equipos Facts", Universidad de Chile, Santiago de Chile, 2014.
- [2] S. Venkata y S. Kumar, "Advancements in Power System Planning and Operation Using Computational Intelligence Techniques", *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 38, mar. 2023.
- [3] M. Barcos y E. Guelmes, "Some considerations about the variables in educational researches", *Revista Universidad y Sociedad*, vol. 8, núm. 1, abr. 2016.
- [4] L. Ku, "Distribuciones de probabilidad continua", 2017.
- [5] B. Pérez y M. Parraguez, "Construcciones mentales de los conceptos aleatorio y determinista a partir de la regresión lineal", *Acta Latinoamericana de Matemática Educativa*. México D.F., 2013.
- [6] G. Westreicher, "Constante (matemáticas) - Qué es, definición y concepto | 2023 | Economipedia". Consultado: el 22 de mayo de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://economipedia.com/definiciones/constante-matematicas.html>
- [7] OSCORP TECHNOLOGY Inc, "EIA: las energías renovables proporcionarán casi la mitad de la electricidad mundial para 2050", *World Energy Trade*, 2019.
- [8] C. Webwe, *Uncertainty in the Electric Power Industry*. New York, 2005.
- [9] Ministerio de Energía y Recursos Naturales No Renovables, "Plan Maestro de Electricidad", 2018.
- [10] G. Franco, L. Villa, y C. Henao, "Projections in the national mining development plan (NMDP) using @risk", Medellín, pp. 193–198, el 1 de octubre de 2014.
- [11] A. Cohn, "Planificar la incertidumbre para que entre dentro del plan", *Opción Consultores, Portal de Negocios*, abr. 2021, [En línea]. Disponible en: <https://www.opcion.com.uy/marketing/planificar-la-incertidumbre-para-que-entre-dentro-del-plan/>
- [12] M. Arévalo, "Planificación de la Expansión en Inversiones de Generación y Transmisión bajo incertidumbre considerando flexibilidad", Universidad Nacional de Asunción, Asunción, 2017.
- [13] J. Illana, *Métodos Monte Carlo*. Granada, 2013.
- [14] C. Casas y I. Rojas, "Simulación de Montecarlo aplicada al problema de la expansión de redes de transmisión considerando incertidumbre en la generación eólica", Universidad de la Salle, Bogotá, 2018.
- [15] H. Alvarado y C. Batanero, "El significado del Teorema Central del Límite: evolución histórica a partir de sus campos de problemas". 2006.
- [16] J. Fernández y P. Groisman, "2° Encuentro internacional de ecuaciones diferenciales parciales no lineales", Buenos Aires, julio de 2005.

- [17] J. Duarte, "Valoración económica de un proyecto de inversión de vertido cero", Madrid, 2008.
- [18] L. Adanto, "Análisis de regresión múltiple y juicio experto en la elaboración de pronóstico de venta para una eficiente gestión comercial en la empresa NEKASOL E.I.R.L.", Universidad Nacional del Centro del Perú, Huancayo, 2012.
- [19] J. Berrezueta y A. Encalada, "Análisis de los factores que afectan la demanda de energía eléctrica y su estimación. sector residencial del área de concesión de la Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A., periodo 2002-2012", Universidad de Cuenca, Cuenca, 2014.
- [20] D. Romero y D. Carrión, "Análisis bibliométrico de la planeación de expansión de los sistemas eléctricos de potencia", *ITECKNE*, vol. 18, núm. 2, jul. 2021.
- [21] J. Macías, L. Valarezo, y G. Loor, "Los Diferentes Costos que Tiene la Energía Eléctrica en el Ecuador Considerando los Cambios de la Estructura Actual", *RIEMAT*, vol. 3, núm. 2, jul. 2018.
- [22] S. Peña, "PLAN DE COMPRAS DE COMBUSTIBLES EN PLANTAS DE GENERACIÓN TÉRMICA DEL SISTEMA ELÉCTRICO ECUATORIANO", *Energía*, 2008.
- [23] "Criterios divididos en fijación de precio de diésel y gasolinas extra y ecopaís en Ecuador", *EL UNIVERSO*, oct. 2021.
- [24] T. Gallardo, "El petróleo está ya un 50% más caro que la previsión del gobierno", *La Razón*, ene. 2022.
- [25] A. García, "Evaluación del impacto de la generación distribuida en la operación y planificación de las redes de distribución eléctrica", Universidad Pontificia Comillas, Madrid, 2006.
- [26] C. Pérez, "Análisis de la producción eólica regional", Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Sevilla, Sevilla, 2015.
- [27] A. Ariza, "Métodos utilizados para el pronóstico de demanda de Energía Eléctrica en Sistemas de Distribución", Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira, 2013.
- [28] D. Pérez, "Cálculo estocástico en finanzas: Aplicación del Modelo Browniano Geométrico para la predicción del activo subyacente FCC.MC en el IBEX-35", Universidad Politécnica de Valencia, Valencia.
- [29] R. Fernández, "Precio medio anual del petróleo crudo fijado por la Organización de Países Exportadores de Petróleo (OPEP) de 1960 a 2023", *STATISTA*, abr. 2023.
- [30] S. Bastidas, "Despacho óptimo de corto plazo del sistema híbrido de las islas Santa Cruz y Baltra considerando el manejo de las variables estocásticas", Escuela Politécnica Nacional, Quito, 2018.
- [31] R. Bolado, J. Ibáñez, y A. Lantarón, "El Juicio de Expertos", 1998.

- [32] J. Cabrero y M. Llorente, "La aplicación del juicio de experto como técnica de evaluación de las tecnologías de la información y comunicación (TIC)", *Revista de Tecnología de Información y Comunicación en Educación*, vol. 7, jul. 2013.