



UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI
FACULTAD DE CIENCIAS DE LA INGENIERÍA Y APLICADAS
CARRERA DE ELECTRICIDAD

PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

**MODELO DE OPTIMIZACIÓN PARA EL PLANEAMIENTO MULTITETAPA
COORDINADO DEL SISTEMA GENERACIÓN –TRANSMISIÓN CON
PRONÓSTICO DE DEMANDA MEDIANTE REDES NEURONALES**

Proyecto de Titulación presentado previo a la obtención del Título de Ingeniero Eléctrico

AUTORES:

Alex Fernando Chasi Cando
Vicky Johanna Puetate Mancheno

TUTOR:

Ing. Carlos Iván Quinatoa Caiza. M.Sc.

LATACUNGA - ECUADOR

MARZO - 2024



DECLARACIÓN DE AUTORÍA

Nosotros Chasi Cando Alex Fernando, con cédula de ciudadanía N. 050408779-2, y Puetate Mancheno Vicky Johanna con cédula de ciudadanía N. 172604667-3”, declaramos ser autores del presente proyecto de investigación: **MODELO DE OPTIMIZACIÓN PARA EL PLANEAMIENTO MULTIETAPA COORDINADO DEL SISTEMA GENERACIÓN – TRANSMISIÓN CON PRONÓSTICO DE DEMANDA MEDIANTE REDES NEURONALES**, siendo el Ingeniero Carlos Iván Quinatoa Caiza tutor del presente trabajo; y eximo expresamente a la Universidad Técnica de Cotopaxi y a sus representantes legales de posibles reclamos o acciones legales.

Además, certificamos que las ideas, conceptos, procedimientos y resultados vertidos en el presente trabajo investigativo, son de nuestra exclusiva responsabilidad.

Chasi Cando Alex Fernando
CC: 050408779-2

Puetate Mancheno Vicky Johanna
CC : 172604667-3



AVAL DEL TUTOR DEL PROYECTO DE TITULACIÓN

En calidad de Tutor del Proyecto de Investigación sobre el título:

“MODELO DE OPTIMIZACIÓN PARA EL PLANEAMIENTO MULTIETAPA COORDINADO DEL SISTEMA GENERACIÓN –TRANSMISIÓN CON PRONÓSTICO DE DEMANDA MEDIANTE REDES NEURONALES”, de Chasi Cando Alex Fernando, con cédula de ciudadanía N. 050408779-2, y Puetate Mancheno Vicky Johanna con cédula de ciudadanía N. 172604667-3, de la carrera de Ingeniería en Electricidad, considero que dicho Informe Investigativo es merecedor del aval de aprobación al cumplir las normas técnicas, traducción y formatos previstos, así como también ha incorporado las observaciones y recomendaciones propuestas en la pre-defensa.

Latacunga, 04 de marzo 2024

Tutor de Titulación

Ing. Carlos Iván Quinatoa Caiza. M.Sc.

C.C.: 050328786-4



AVAL DE APROBACIÓN DEL TRIBUNAL DE TITULACIÓN

En calidad de Tribunal de Lectores, aprueban el presente Informe de Investigación de acuerdo a las disposiciones reglamentarias emitidas por la Universidad Técnica de Cotopaxi, y, por la Facultad de Ciencias de la Ingeniería y Aplicadas; por cuanto, los postulantes: Chasi Cando Alex Fernando, con cédula de ciudadanía N. 050408779-2, y Puetate Mancheno Vicky Johanna con cédula de ciudadanía N. 172604667-3, con el título del Proyecto de Investigación: **“MODELO DE OPTIMIZACIÓN PARA EL PLANEAMIENTO MULTIETAPA COORDINADO DEL SISTEMA GENERACIÓN -TRANSMISIÓN CON PRONÓSTICO DE DEMANDA MEDIANTE REDES NEURONALES”**, han considerado las recomendaciones emitidas oportunamente y reúne los méritos suficientes para ser sometido al acto de sustentación del trabajo de titulación.

Por lo antes expuesto, se autoriza grabar los archivos correspondientes en un CD, según la normativa institucional.

Latacunga, 04 de marzo 2024

Para constancia firman:

Lector 1 (Presidente)

Ing. Guamán Cuenca Wilian Patricio M.Sc
CC: 060357895-6

Lector 2

Ing. Pesantez Palacios Gabriel M.Sc
CC : 030189388-9

Lector 3

Ing. Castillo Fiallos Jessica Nataly Ms.C
CC : 060459021-6

AGRADECIMIENTO

Quiero extender mi gratitud a Dios, fuente de inspiración y guía en todo momento. Su misericordia y sabiduría han sido fundamentales para superar los desafíos y alcanzar nuestros objetivos.

Agradezco también a mi querida madre, cuyo amor incondicional y apoyo constante han sido mi mayor fortaleza. Su sacrificio y aliento han sido pilares fundamentales en mi camino académico, y estoy agradecido por su presencia constante.

Quiero expresar mi profundo agradecimiento a mi tutor al Ing. Carlos Iván Quinatoa M.Sc, por la invaluable orientación y apoyo brindados durante el desarrollo de nuestro proyecto de investigación. Su sabiduría y dedicación fueron fundamentales para el éxito de este trabajo, y estoy sinceramente agradecido por su compromiso con nuestro crecimiento académico.

Alex Fernando Chasi

AGRADECIMIENTO

Quiero expresar un sincero agradecimiento:

A Dios por brindarme salud, fortaleza y capacidad.

A la Universidad Técnica de Cotopaxi, que me ha dado la oportunidad de conocer, explorar e incrementar mis conocimientos, competencias y herramientas para volverme la mejor profesional posible en mi ramo.

A mi tutor al Ing. Carlos Iván Quinatoa M.Sc, quien con su sabiduría y conocimiento ha sido, guía y apoyo durante el proceso de investigación, lectura, análisis, opinión y escritura del presente trabajo.

A mis padres, en mi corazón, mis padres son primero. Agradezco su amor incondicional, el trabajo que han hecho para ayudarme y protegerme a lo largo de los años.

Finalmente quiero expresar mi gratitud a mis amigos y seres queridos por su ánimo y aliento en los momentos más desafiantes.

Vicky Johanna Puetate

DEDICATORIA

Dedico este logro a aquellas personas que han sido faros luminosos en mi camino, empezando por Dios, cuya gracia y guía constante han iluminado cada paso de este viaje, y a mi querida madre, cuyo amor incondicional y apoyo han sido el motor que impulsa mis sueños. Este logro no es solo mío, sino de todos aquellos que creyeron en mí y me alentaron a alcanzar mis metas. Que este logro sirva como testimonio de la colaboración, el esfuerzo y el amor que impulsa nuestras aspiraciones. Agradezco a todos los que han sido parte de este camino, dejando una marca indeleble en mi corazón.

Alex Fernando Chasi

DEDICATORIA

El presente trabajo investigativo lo dedico principalmente a Dios, por ser el inspirador y darme fuerza para continuar en este proceso de obtener uno de los anhelos más deseados, a mi familia que siempre confió en mí, en especial a mis padres Juan Carlos y Maritza quienes con su amor, paciencia y esfuerzo me han permitido llegar a cumplir hoy un sueño más, gracias por inculcar en mí el ejemplo de esfuerzo y valentía, de no temer las adversidades porque Dios está conmigo siempre, mis hermanos Juan Carlos y Kattya por su cariño y apoyo incondicional, durante todo este proceso, por estar conmigo en todo momento gracias, mis compañeros y amigos por extender su mano en momentos difíciles y estar a mi lado cuando más los necesite. Gracias a ellos pude llegar a mi objetivo.

Vicky Johanna Puetate

ÍNDICE DE CONTENIDO

1	INFORMACIÓN GENERAL	1
2	INTRODUCCIÓN	2
2.1	EL PROBLEMA	2
2.1.1	Situación Problemática	2
2.1.2	Formulación del problema	4
2.2	OBJETO Y CAMPO DE ACCIÓN	4
2.3	BENEFICIARIOS	4
2.3.1	Beneficiarios directos	4
2.3.2	Beneficiarios indirectos	4
2.4	JUSTIFICACIÓN	4
2.5	HIPÓTESIS	5
2.6	OBJETIVOS	6
2.6.1	Objetivo General	6
2.6.2	Objetivos Específicos	6
2.7	SISTEMA DE TAREAS	6
3	FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA	8
3.1	ANTECEDENTES	8
3.2	EVOLUCIÓN DEL SECTOR ELÉCTRICO ECUATORIANO	15
3.3	PLANIFICACIÓN ENERGÉTICA DEL S.N.I	18
3.3.1	Plan de Expansión de Generación (PEG)	20
3.3.2	Plan de Expansión de Transmisión (PET)	21
3.4	Análisis de beneficios de cada proyecto	21
3.4.1	Corte de carga o Energía No Suministrada (ENS)	22
3.5	MODELO DC	23
3.5.1	Modelo del problema de optimización	23

3.6	SERIES DE TIEMPO	23
3.7	MODELOS DE RED NEURONAL PARA PREDICCIONES	24
3.7.1	Modelo ARIMA (Modelo de media móvil integrada autorregresiva).....	25
3.7.2	Modelo SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average).....	25
3.7.3	Modelo GRU	26
3.7.4	Modelo LSTM (Long Short Term Memory).....	26
4	METODOLOGIA	28
4.1	Herramientas Computacionales	29
4.1.1	Software AMPL.....	29
4.1.2	Software Python: PYOMO	30
4.1.3	Jupyter Notebook.....	31
4.1.4	DigSILENT PowerFactory	31
4.1.5	Estructura de los programas computacionales.....	31
4.2	Análisis de datos históricos.....	32
4.2.1	Datos históricos	32
4.2.2	Clasificación de la información y selección de variables de entrada	33
4.2.3	Validación de los datos.....	34
4.3	Tratamiento de datos.....	35
4.3.1	Análisis de estacionalidad de la serie	36
4.3.2	Prueba ADF.....	37
4.3.3	Función de autocorrelación (ACF)	38
4.3.4	Normalización de los datos	39
4.4	Comparación de modelos para la predicción de series temporales.....	39
4.5	Diseño de las redes neuronales	40
4.5.1	Predicción del conjunto de prueba.....	40
4.5.2	Métricas de evaluación de los modelos de predicción	42
4.6	Elección de modelo de red neuronal.....	43

4.6.1	Obtención y clasificación de los datos de predicción.....	44
4.7	Costos operativos.....	45
4.8	Modelo de optimización.....	45
4.8.1	Modelo multietapa DC.....	46
4.9	Validación del modelo.....	48
4.9.1	Sistema de 5 barras 3 etapas.....	48
4.10	Caso de estudio.....	49
4.10.1	Producción de energía eléctrica.....	52
4.10.2	Transporte de energía eléctrica.....	55
5	RESULTADOS.....	57
5.1.1	Resultados del sistema de 5 barras y 3 etapas.....	57
5.1.2	Resultados del Sistema Nacional Interconectado.....	61
6	CONCLUSIONES.....	67
7	RECOMENDACIONES.....	68
8	BIBLIOGRAFÍA.....	69

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1.1. Conjuntos del Sistema	xviii
Tabla 2.1.2. Parámetros del Sistema Parte A	xviii
Tabla 2.1.3. Parámetros del Sistema Parte B.....	xix
Tabla 2.1.4. Variables del Sistema	xix
Tabla 2.1.5. Parámetros adicionales del sistema	xx
Tabla 3.1.1. Principales investigaciones sobre Planificación de Sistemas Eléctricos Parte A.	11
Tabla 3.1.2. Principales investigaciones sobre Predicción de Series Temporales	14
Tabla 4.1.1 Descripción de los principales solvers compatibles con AMPL	30
Tabla 4.2.1. Variables seleccionadas	34
Tabla 4.4.1. Comparación de modelos	39
Tabla 4.5.1. Descripción de las redes aplicadas	40
Tabla 4.5.2. Predicciones del conjunto de prueba Parte A	41
Tabla 4.5.3. Predicciones del conjunto de prueba Parte B	42
Tabla 4.8.1 Estructura del modelo de optimización	47
Tabla 4.9.1 Características del sistema.....	48
Tabla 4.10.1. Resultados predicción por empresa eléctrica - Modelo SARIMA	52
Tabla 4.10.2. Costo de inversión por tecnología. [51]	53
Tabla 4.10.3 Características de las centrales de generación del PME [2020-2022]. [52].....	54
Tabla 4.10.4 Características de las centrales de generación del PME [2023-2031]. [52].....	54
Tabla 4.10.5 Costos unitarios de inversión en transmisión [53].	55
Tabla 4.10.6 Características de las líneas de transmisión candidatas. Parte A [52].....	55
Tabla 4.10.7. Características de las líneas de transmisión candidatas. Parte B [52].....	56
Tabla 4.10.1 Resultados del modelo de prueba para la Etapa 1, duración 2 años.....	57
Tabla 4.10.2 Comparación de resultados Etapa 1. L/T	58
Tabla 4.10.3 Comparación de resultados Etapa 1. Generación	58
Tabla 4.10.4 Resultados del sistema 5 barras y 3 etapas para la Etapa 2, duración 3 años.....	59
Tabla 4.10.5 Comparación de resultados Etapa 2. L/T	59
Tabla 4.10.6 Comparación de resultados Etapa 2. Generación	59
Tabla 4.10.7 Resultados del sistema 5 barras y 3 etapas para la Etapa3, duración 5 años.....	60
Tabla 4.10.8 Comparación de resultados Etapa 3. L/T. Parte A	60
Tabla 4.10.9 Comparación de resultados Etapa 3 L/T. Parte B.....	61
Tabla 4.10.10 Comparación de resultados Etapa 3. Generación	61

Tabla 4.10.11. Tasa de crecimiento anual	62
Tabla 4.10.12 Ingreso de nuevas líneas de transmisión a nivel de 230kV	64
Tabla 4.10.13. Ingreso de nuevas generaciones	64
Tabla 4.10.14. Resultados de rk (Cortes de carga)	66

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 3.1 Hitos normativos e institucionales del sector eléctrico ecuatoriano [1996-2007]. [28]	18
Figura 3.2.Hitos normativos e institucionales [2008-2021]. [28].....	18
Figura 3.3. Inversiones antes y por etapa funcional durante la última década. [29]	19
Figura 3.4. Patrones Comunes de demanda [36]	25
Figura 4.1 Gestión de tareas.	29
Figura 4.2. Proceso de la solución del algoritmo de expansión generación-transmisión.....	32
Figura 4.3. Datos Históricos de Estadísticas Anuales y Proyectados en el PME.....	33
Figura 4.4. Datos Históricos de Requerimiento de Potencia por Empresa.....	33
Figura 4.5 Datos de Entrenamiento y Prueba	35
Figura 4.6. Proceso de selección del modelo de Red Neuronal.	35
Figura 4.7. Análisis de estacionalidad	37
Figura 4.8. Función de autocorrelación	38
Figura 4.9.Grafica de demanda de potencia SNI al 2033 del modelo SARIMA	44
Figura 4.10. Sistema de 5 barras.....	48
Figura 4.11. Factores de descuento de las etapas con duración de 2,3,5 años	49
Figura 4.12. Diagrama unifilar del caso de estudio	51
Figura 5.1. Resultados del programa AMPL _ Etapa 1	57
Figura 5.2. Resultados Haffner Etapa 1. [5]	58
Figura 5.3. Grafica de Resultados del programa AMPL _ Etapa 2	59
Figura 5.4. Grafica de Resultados Libro_ Etapa 2.[5].....	59
Figura 5.5. Grafica de Resultados del programa AMPL _ Etapa 3	60
Figura 5.6. Grafica de Resultados Haffner Etapa 3. [5]	60
Figura 5.7. Datos Históricos, Proyectados y Predicción del modelo SARIMA.....	61
Figura 5.8 Diagrama unifilar del caso de estudio con el ingreso de las unidades de generación y L/T.	63

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI

FACULTAD CIENCIAS DE LA INGENIERÍA Y APLICADAS

TEMA: “MODELO DE OPTIMIZACIÓN PARA EL PLANEAMIENTO MULTIETAPA COORDINADO DEL SISTEMA GENERACIÓN –TRANSMISIÓN CON PRONÓSTICO DE DEMANDA MEDIANTE REDES NEURONALES”

Autores:

Chasi Cando Alex Fernando

Puetate Mancheno Vicky Johanna

RESUMEN

Ante la creciente demanda energética y la importancia de una planificación adecuada y eficiente en los sistemas eléctricos, la implementación de un modelo de planificación multietapa para la expansión de la generación-transmisión representa una alternativa frente a los modelos tradicionales de planificación independientes, generadores de costos adicionales y limitaciones ante la demanda energética en desarrollo. En este trabajo de investigación, se implementa un modelo multietapa DC de planificación en la expansión de generación-transmisión para el anillo de 230 kV del Sistema Nacional Interconectado de Ecuador (SNI) con el objetivo de minimizar los costos de operación y construcción de nueva infraestructura. El modelo aplicado, programación no lineal entera mixta (MINLP), analiza la expansión de la generación-transmisión eléctrica para el periodo 2023-2033. Como punto de partida y fortaleza de esta investigación, el pronóstico de la demanda se realiza a través de una red neuronal entrenada con una base de datos históricos empleando diferentes modelos de red neuronal (LSMT, LSMT MANUAL, modelo SARIMA, GRU), cada uno con características específicas. La mejor predicción de la demanda en los cuatro modelos se utiliza como base para el modelo multietapa DC. Finalmente, el enfoque para el pronóstico de la demanda con redes neuronales permitirá identificar zonas de expansión en el modelo, lo que a su vez permitirá reducir significativamente los costos de inversión y operación a largo plazo.

Palabras Clave: Planificación, Sistema Nacional Interconectado, anillo de 230 kV, Redes Neuronales, Generación, Transmisión.

TECHNICAL UNIVERSITY OF COTOPAXI

FACULTY OF ENGINEERING AND APPLIED SCIENCES

THEME: “OPTIMIZATION MODEL FOR COORDINATED MULTI-STAGE PLANNING OF THE GENERATION-TRANSMISSION SYSTEM WITH DEMAND FORECASTING THROUGH NEURAL NETWORKS”

Authors:

Chasi Cando Alex Fernando

Puetate Mancheno Vicky Johanna

ABSTRACT

Due to the growing energy demand and the importance of adequate and efficient planning in electrical systems, the implementation of a multistage planning model for the expansion of generation-transmission is proposed. This approach represents an alternative to traditional independent planning models, which generate additional costs and face limitations regarding to current energy demand. In this research work, a multistage DC planning model is implemented in the generation-transmission expansion for the 230 kV ring of the National Interconnected System (NIS) of Ecuador with the objective of minimizing the costs of operation and construction of new infrastructure. The applied model, mixed integer nonlinear programming (MINLP), analyzes the expansion of electrical generation-transmission for the period 2023-2033. As a starting point and strength of this research, the demand forecasting is carried out through a neural network trained with a historical database using different neural network models (LSTM, LSTM MANUAL, SARIMA model, GRU), each with specific characteristics. The best demand prediction in the four models is used as the basis for the multistage DC model. Finally, the approach to demand forecasting with neural networks will allow the identification of expansion zones in the model, which in turn will significantly reduce long-term investment and operating costs.

Keywords: Planning, National Interconnected System, 230 kV ring, Neural Networks, Generation, Transmission.

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI
FACULTAD CIENCIAS DE LA INGENIERÍA Y APLICADAS
CARRERA EN INGENIERIA ELECTRICA

AVAL DE TRADUCCIÓN- Profesional Externo

Cando Guanoluisa Fabiola Soledad con cédula de identidad número 0502884604 Magister en Lingüística aplicada a la enseñanza bilingüe español-Inglés con número de registro de la SENESCYT: 1027-2016- 1656136; **CERTIFICO** haber revisado y aprobado la traducción al idioma Inglés del resumen del proyecto de investigación con el título: **“MODELO DE OPTIMIZACIÓN PARA EL PLANEAMIENTO MULTITAPA COORDINADO DEL SISTEMA GENERACIÓN – TRANSMISIÓN CON PRONÓSTICO DE DEMANDA MEDIANTE REDES NEURONALES”** de: **Chasi Cando Alex Fernando y Puetate Mancheno Vicky Johanna**, egresados de la Carrera de: **Ingeniería en Electricidad**, perteneciente a la Facultad de Ciencias de la Ingeniería y Aplicadas

En virtud de lo expuesto y para constancia de lo mismo se registra la firma respectiva.

Latacunga, 28 de febrero del 2024

Atentamente,



.....
Cando Guanoluisa Fabiola Soledad, Msc.
CI: 050288460-4

NOMENCLATURA

Tabla 2.1.1. Conjuntos del Sistema

CONJUNTOS	Elemento	Descripción
T	Tiempo	Conjunto T para las etapas $T = [1, 2, 3, \dots]$
N_b	Barras	Conjunto N_b de número de barras
N_L	Líneas de Transmisión	Conjunto N_L de número de líneas (i, j) donde i y j son elementos de N_b

Tabla 2.1.2. Parámetros del Sistema Parte A

PARAMETROS: De demanda y generación	
d^t	Demandas de potencia activa en la etapa t [pu]
\overline{g}_j^t	Generación máxima del generador existente i [pu]
\underline{g}_j^t	Generación mínima del generador existente i [pu]
De generadores candidatos	
\overline{G}_i	Generación máxima del generador candidato i [pu]
\underline{G}_i	Generación mínima del generador candidato i [pu]
De Costos	
oc_j^t	Costo de operación del generador ya instalado en la etapa t [\$/año]
C_i	Costo de instalación del generador candidato i [\$/año]
OC_i^t	Costo de operación del generador candidato i no etapa t [\$/año]
α	Costo de corte de carga
De instalación de nuevos generadores	
\overline{N}_i^t	Número máximo de generadores candidatos i que se pueden agregar en la etapa t
\underline{N}_i^t	Número mínimo de generadores candidatos i que deben agregarse en la etapa t .

Tabla 2.1.3. Parámetros del Sistema Parte B

PARAMETROS: De líneas de transmisión	
$X_{ij\{NL\}}$	Reactancia de las líneas de transmisión
\bar{F}_{ij}	Flujos máximos en las líneas de transmisión
c_{ij}	Costo de instalación de una L/T de i a j [\$]
n_{ij}^o	número de líneas/transformadores existentes en el ramal i - j en la red inicial
n_{ij}^t	Número de L/T candidatas de i a j en la etapa t
Valores de inversión y operación	
δ_{inv}^t	Factor de descuento para determinar el valor actual de la inversión realizada en la etapa t .
δ_{oper}^t	Factor de descuento para tener en cuenta la duración en años de la etapa t

Tabla 2.1.4. Variables del Sistema

VARIABLES: De Despacho	
g_j^t	Inyección de potencia activa desde el generador ya instalado en la etapa t [pu]
G_i^t	Inyección de potencia activa del generador candidato i en la etapa t [pu]
r_k^t	Corte de carga en la barra i en la etapa t [pu];
De Ángulos	
θ^t	Angulo de cada barra en la etapa t [rad]
De Flujos de Línea	
F	Flujos en las líneas del sistema
Cantidad de Componentes que se añaden	
n	Número de L/T candidatos añadidos en la etapa t
N_i^t	Número de generadores candidatos añadidos en la etapa t

Tabla 2.1.5. Parámetros adicionales del sistema

\mathbf{G}^t	Vector de las inyecciones de potencia activa de los generadores candidatos en la etapa t -[pu]
g^t	Potencia activa inyectada por los generadores existentes en la etapa t [pu]
θ_i^t	Ángulo de fase en la barra i en la etapa t [radianes] de la red inicial
θ_j^t	Ángulo de fase en la barra j en la etapa t [radianes] de la red inicial
\underline{g}_j^t	Generación mínima de generador existente i [pu]
\underline{n}_{ij}^t	Número mínimo de líneas que deben añadirse de i a j en la etapa t
\overline{n}_{ij}^t	Número máximo de líneas que se pueden añadir de i a j en la etapa t
T	Número de etapas consideradas

1 INFORMACIÓN GENERAL

Título: Modelo de optimización para el planeamiento multietapa coordinado del sistema generación –transmisión con pronóstico de demanda mediante redes neuronales.

Fecha de inicio: Noviembre del 2023

Fecha de finalización: Marzo del 2024

Lugar de ejecución: No aplica

Facultad que auspicia: Facultad de Ciencias de la Ingeniería y Aplicadas

Carrera que auspicia: Carrera de Ingeniería en Electricidad.

Proyecto de investigación vinculado: Desarrollo de sistemas eficientes para el abastecimiento y uso de energía eléctrica a nivel local, regional o nacional.

Equipo de Trabajo:

Tutor de Titulación: Ing. Carlos Iván Quinatoa Caiza. M.Sc.

Estudiantes: Chasi Cando Alex Fernando

Puetate Mancheno Vicky Johanna

Área de Conocimiento: 07 Ingeniería, Industria y Construcción / 071 Ingeniería y Profesiones Afines / 0713 Electricidad y Energía.

Línea de investigación: Energías Alternativas y Renovables, Eficiencia Energética y Protección Ambiental.

Sublíneas de investigación de la Carrera: Inteligencia artificial y modelación de sistemas.

2 INTRODUCCIÓN

El sector eléctrico ecuatoriano se encuentra inmerso en un contexto dinámico y desafiante, donde la planificación estratégica es un tema fundamental para garantizar el suministro confiable de energía eléctrica a la población. La implementación de un modelo dinámico multietapa DC para el planeamiento coordinado del sistema de generación-transmisión de energía eléctrica constituye un paso significativo en la mejora de la eficiencia del suministro eléctrico en el país. En el Capítulo 1 se muestra la información general relacionada con el tema, contextualizando la importancia del proyecto. Posteriormente, en el Capítulo 2 se introduce el problema que motiva esta investigación, junto con la justificación del trabajo, resaltando la necesidad de abordar la problemática en el sector eléctrico ecuatoriano, en el mismo se plantean hipótesis y objetivos que guiarán el desarrollo del trabajo, delineando los objetivos a alcanzar. La fundamentación teórica en el Capítulo 3 abarca una revisión exhaustiva de los antecedentes del tema planteado, los principales elementos de la planificación energética del Sistema Nacional Interconectado, modelos de transporte DC, series de tiempo y modelos de redes neuronales para predicciones. La metodología detallada en el Capítulo 4 describe, mediante diagramas de flujo, el procedimiento para el análisis y tratamiento de datos históricos, así como la comparación y elección de modelos para la predicción de series temporales. Además, se explica el modelo de optimización propuesto, su validación y se presenta un caso de estudio para ilustrar su aplicación.

Finalmente, en el Capítulo 5 se presentan los resultados obtenidos y las conclusiones derivadas de estos resultados.

2.1 EL PROBLEMA

2.1.1 Situación Problemática

El crecimiento constante de la demanda de potencia eléctrica en Ecuador, atribuido a la incorporación de nuevas industrias, el desarrollo económico y el crecimiento poblacional, constituye la problemática central que motiva la investigación sobre la planificación expansión de los sistemas de potencia en este proyecto. Según lo reportado por el Operador Nacional de Electricidad CENACE [1] en Ecuador, la demanda de energía en el 2022 presentó un crecimiento del 4.51% con relación al año 2021. En relación a los requerimientos de potencia máxima en bornes de generación, éste llegó al 4,28% que representa 1.5 veces el crecimiento en el 2021 (2,9%).

Esta creciente demanda ha generado una presión significativa sobre la red de transmisión, comprometiendo la confiabilidad del suministro eléctrico, justificando la necesidad de ampliaciones y mejoras en la infraestructura existente. El desafío surge de la necesidad de determinar, de manera estratégica la cantidad de refuerzos en el sistema eléctrico para satisfacer la demanda de manera eficiente, considerando restricciones técnicas y financieras.

En este contexto, el CENACE, como operador del sistema eléctrico, despliega esfuerzos coordinados con entidades gubernamentales para mejorar los procesos operativos y planificar acciones que eviten poner en riesgo el abastecimiento de energía eléctrica. La toma de decisiones a nivel técnico y estratégico será una parte crucial para el funcionamiento eficiente del Sistema Nacional Interconectado (S.N.I), y se convierte en un elemento central en la coordinación entre el planeamiento de expansión de generación y transmisión, debido a que influye directamente en la eficiencia y seguridad del sistema eléctrico.

La coordinación entre la planificación de la expansión de la generación (GEP) y transmisión (TEP) se traduce en decisiones conjuntas que impactan directamente en la eficiencia operativa del sistema eléctrico a lo largo del tiempo, este proceso de coordinación tiene como objetivo principal determinar qué proyectos deben ser incorporados en el sistema eléctrico para hacer frente a la creciente demanda de electricidad. En lo que respecta a la generación, la atención se centra en resolver cuestiones como la selección de proyectos, el momento oportuno para su implementación y la ubicación más adecuada. Asimismo, para la transmisión, se busca identificar que líneas deberán ser incorporadas al sistema y en qué ubicación, para satisfacer la futura demanda de electricidad y optimizar tanto los costos de operación como los costos de inversión.

Normalmente, el GEP se ha llevado a cabo sin considerar las restricciones de red y desde una perspectiva puramente energética, mientras que el TEP se centra en identificar las mejoras necesarias en la red de transmisión [2]. La coordinación entre GEP y TEP siempre ha sido un tema difícil en la planificación de sistemas eléctricos, dado que la coordinación entre los dos enlaces tendrá un enorme impacto en la seguridad y la eficiencia operativa del sistema eléctrico, no deben considerarse por separado.

Este proyecto de investigación se centra en la implementación y análisis del modelo de flujo de carga de corriente continua (DC) en múltiples etapas para el planeamiento coordinado del sistema de generación y transmisión en el anillo de 230 kV del Sistema Nacional Interconectado (S.N.I) de Ecuador, donde las decisiones de inversión en generación y transmisión se toman a

lo largo de varios años, específicamente en un horizonte temporal que abarca desde el año 2023 hasta el 2033. El comportamiento de la demanda para este modelo se basa en una predicción realizada mediante modelos de predicción con datos históricos de energía demandada desde el 2010 hasta agosto 2023.

2.1.2 Formulación del problema

Ante la importancia de expandir de manera óptima y segura el sistema eléctrico, coordinando eficientemente generación y transmisión de electricidad es necesaria la implementación de un modelo de optimización multietapa coordinado para la toma integrada de decisiones de generación-transmisión, considerando capacidad, espacio y tiempo para la inversión.

2.2 OBJETO Y CAMPO DE ACCIÓN

- **Objeto:** Anillo de 230 kV del Sistema Nacional Interconectado (S.N.I) de Ecuador.
- **Campo de Acción:** 3306 ingeniería y Tecnologías Eléctricas / 330609 Transmisión y Distribución

2.3 BENEFICIARIOS

2.3.1 Beneficiarios directos

Empresas eléctricas, consumidor regulado, grandes consumidores, operador nacional de electricidad y agencia de regulación ARCNNR.

2.3.2 Beneficiarios indirectos

Los beneficiarios indirectos son estudiantes, docentes, profesionales del sector y empresas eléctricas públicas o privadas.

2.4 JUSTIFICACIÓN

En los últimos años, el sector eléctrico ha experimentado una profunda reestructuración motivada por la necesidad de garantizar la confiabilidad de los sistemas eléctricos y hacer frente a la creciente demanda de energía. En primer lugar, planificar la ampliación de las capacidades de generación y transmisión de los sistemas de energía eléctrica constituye un problema de optimización altamente complejo, en esta investigación se pretende determinar la mejor configuración y operación del sistema de generación y transmisión de energía eléctrica a lo largo de múltiples etapas, mediante la implementación de un modelo dinámico DC, con el cual se podrá determinar la zona, la etapa y la infraestructura eléctrica que deberá ser implementada

en el sistema, optimizando los costos operativos y de inversión en nuevas instalaciones de generación o líneas de transmisión y cumplir con el abastecimiento de la demanda de electricidad en el futuro.

En segundo lugar, la incorporación de pronósticos de demanda mediante redes neuronales en el modelo se presenta como un componente esencial para mejorar esta coordinación, asegurando una expansión acorde con las necesidades de los consumidores, la metodología aplicada consiste en entrenar una red neuronal con los datos de entrada correspondientes a mediciones registradas por reportes del CENACE, SISDAT [3] y estadísticas del sector eléctrico ecuatoriano [4].

El modelo se aplica inicialmente a un caso base que consta de 5 barras con 7 corredores; luego, se extiende al caso de estudio del sistema reducido al anillo de 230 kV del S.N.I, se emplean variables continuas, como los flujos de las líneas de transmisión, y variables enteras, que representan la cantidad de circuitos a implementar en las líneas, así como las restricciones, tanto lineales como no lineales. El problema abordado se caracteriza por su naturaleza no lineal entera mixta, los resultados evidencian la eficacia de la aproximación del modelo con el sistema reducido, demostrando que la combinación de un modelo de optimización con AMPL y el uso de modelos de predicción de demanda facilitan la toma de decisiones eficiente. Este enfoque contribuye a minimizar tanto los costos operativos como los de inversión.

2.5 HIPÓTESIS

¿La implementación de un modelo de optimización multietapa reducirá de manera significativa los costos operativos y económicos asociados con la planificación y coordinación del sistema generación-transmisión satisfaciendo la demanda proyectada de electricidad en Ecuador 2023 a 2033?

Variables:

- Variable Dependiente: Reducción de costos operativos y económicos.
- Variable Independiente: Predicción de demanda.

2.6 OBJETIVOS

2.6.1 Objetivo General

Implementar un modelo DC de optimización multietapa mediante programación no lineal entera mixta para la planificación coordinada del sistema generación-transmisión en el anillo de 230kV del S.N.I de Ecuador.

2.6.2 Objetivos Específicos

- Realizar el estado del arte mediante una búsqueda bibliográfica sobre los modelos de planificación coordinada y redes neuronales para predicción de la demanda.
- Implementar el modelo de optimización multietapa coordinando de generación transmisión mediante la librería Pyomo y AMPL para el análisis de las variables de decisión durante el periodo 2023-2033.
- Analizar el modelo de optimización multietapa coordinado de generación y transmisión propuesto mediante la predicción de la demanda generado por la red neuronal para la toma de decisiones en el caso de estudio.

2.7 SISTEMA DE TAREAS

Objetivos específicos	Actividades (tareas)	Resultados esperados	Técnicas, Medios e Instrumentos
Realizar el estado del arte mediante búsqueda bibliográfica sobre los modelos de planificación coordinada y redes neuronales para pronóstico de demanda.	<ul style="list-style-type: none"> ▸ Seleccionar bibliografía relevante sobre modelos de planificación coordinada en sistemas eléctricos, bases de datos académicas, bibliotecas digitales y repositorios especializados. ▸ Investigar en la literatura actual los métodos de redes neuronales para la predicción de demanda en el sector eléctrico. ▸ Documentar y sintetizar la información recopilada. 	<ul style="list-style-type: none"> ▸ Aportes de trabajos y estudios previos sobre planificación coordinada de sistemas eléctricos. ▸ Métodos de aplicación de redes neuronales para generar predicciones. ▸ Obtener datos históricos de demanda eléctrica en Ecuador. 	<ul style="list-style-type: none"> ▸ Técnicas: Revisión bibliográfica de libros, artículos, y tesis. ▸ Medios: Acceso a bibliotecas virtuales, revistas científicas y repositorios especializados. ▸ Instrumentos: Software de gestión bibliográfica.

Objetivos específicos	Actividades (tareas)	Resultados esperados	Técnicas, Medios e Instrumentos
<p>Implementar el modelo de optimización multietapa coordinando de generación de transmisión mediante la librería Pyomo y AMPL para el análisis de las variables de decisión durante el periodo 2023-2033.</p>	<ul style="list-style-type: none"> ▸ Identificar las variables de decisión clave para el modelo multietapa. ▸ Aplicar el modelo de optimización en un entorno de prueba utilizando la librería Pyomo. ▸ Validar y ajustar el modelo según las características específicas del caso de estudio. 	<ul style="list-style-type: none"> ▸ Identificación y comprensión de las variables de decisión del modelo. ▸ Se anticipa una reducción significativa en los costos operativos asociados con la planificación y coordinación. ▸ Modelo de mejora de la eficiencia en la asignación de recursos y en la utilización de la infraestructura de generación-transmisión. 	<ul style="list-style-type: none"> ▸ Técnicas: Modelo matemático, de optimización lineal y no lineal. ▸ Medios: Acceso a bases de datos científicas, plataformas de procesamiento de datos y modelado. ▸ Instrumentos: Software para formular modelos de optimización.
<p>Analizar el modelo de optimización multietapa coordinado de generación y transmisión propuesto mediante la predicción de la demanda generado por la red neuronal para la toma de decisiones en el caso de estudio.</p>	<ul style="list-style-type: none"> ▸ Recopilar los resultados del pronóstico de demanda generado por la red neuronal para el periodo de planificación. ▸ Comparar el pronóstico de demanda del PME con el generado por el modelo de predicción. ▸ Identificar patrones en los datos de predicción que puedan influir en las decisiones óptimas de generación y transmisión. 	<ul style="list-style-type: none"> ▸ Se espera que el uso de pronósticos de la red neuronal contribuya en la toma de decisiones estratégicas a largo plazo. ▸ Proporcionar una herramienta integral y versátil en la planificación de sistemas eléctricos. 	<ul style="list-style-type: none"> ▸ Técnicas: Diseño y entrenamiento de redes neuronales. ▸ Medios: Bibliotecas de aprendizaje profundo. ▸ Instrumentos: Entornos de desarrollo de redes neuronales.

3 FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

3.1 ANTECEDENTES

El problema de la planificación de la expansión de generación y redes de transmisión siempre ha sido un tema de interés de investigación abordando no solamente aspectos matemáticos y operativos, sino también los efectos de los mercados eléctricos, análisis de seguridad, confiabilidad, escenarios de demanda, inversiones y más. En este contexto la revisión exhaustiva de antecedentes se centra en investigaciones y perspectivas futuras de la representación matemática del sistema.

En el año 2000, L. Haffner [5] de la Universidad Estatal de Campinas, propone un modelo integrado y dinámico para el planeamiento de expansión de sistemas eléctricos en el contexto competitivo actual de la industria eléctrica. La investigación se enfoca en la planificación a largo plazo, considerando etapas múltiples y la simultaneidad de inversiones en generación y transmisión. Se utilizan tres modelos de red (transporte, flujo de carga DC y transporte-DC híbrido) en un algoritmo jerárquico que emplea la descomposición de Benders y considera tanto los costos de inversión como los operativos en la toma de decisiones de expansión. La meta es lograr que el sistema basado en un modelo estático de una sola etapa sea un problema dinámico que se desarrolla en múltiples etapas y definir la ubicación, tipo y el momento óptimo para las inversiones, su metodología es el punto de partida para futuras investigaciones.

En el año 2010, F. Pereira [6] de la Universidad Federal de Rio de Janeiro, estudia los resultados de la implementación de modelos para el planeamiento de la expansión de sistemas de potencia, comparando una formulación estática y una formulación dinámica para cumplir con la demanda de energía en un periodo futuro. La implementación se lleva a cabo utilizando programación no lineal entera mixta para minimizar el costo total de expansión del sistema en Matlab, el modelo es aplicado en el sector energético brasileño y un sistema de 16 barras utilizado como base para el estudio. Las simulaciones revelaron que, al distribuir la generación en el sistema, se reduce el número de líneas de transmisión a instalar, es decir al acercar la generación a la carga, se alivian los flujos entre las interconexiones del sistema, además de que la formulación dinámica implica un costo total más bajo en comparación con la formulación estática.

En la vanguardia de la investigación en Planeamiento de la Expansión de Redes de Transmisión (PERT), D. Tejada, J. López y M. Rider [7] proponen considerar reconfiguraciones de red como candidatos válidos en el modelo lineal disyuntivo utilizado para resolver el PERT. El trabajo

demuestra que al incluir reconfiguraciones en el modelo de optimización se puede reducir los costos de inversión en comparación con los métodos convencionales, y aplica el modelo en el sistema de prueba Garver y el sistema colombiano. El modelo está sujeto por restricciones lineales y variables binarias de tipo lineal disyuntivo, además impulsa el desarrollo de futuros trabajos que podrían considerar múltiples escenarios de generación y demanda en varias etapas de planeamiento. Los resultados muestran la incorporación tanto de candidatos convencionales como de reconfiguraciones, ofreciendo señales más precisas para la expansión de redes de transmisión en sistemas eléctricos.

En el desarrollo económico y social, la energía eléctrica desempeña un papel crucial, el autor D. Cervan [8] en el Congreso Nacional Quinquenal CIP del año 2018 presenta su estudio sobre la importancia de la planificación del desarrollo en la industria eléctrica para garantizar el suministro de energía a largo plazo en Perú, el autor implementa y desarrolla un modelo multietapa para planificar la expansión óptima de la generación y transmisión a largo plazo en el Perú usando una metodología basada en técnicas de programación lineal entera mixta, este tipo de modelo matemático asume que todas las variables involucradas están completamente definidas y no contienen incertidumbre o azar. En otras palabras, un modelo determinístico, que permite encontrar la oportunidad de ingreso de los proyectos de generación y transmisión para lograr una expansión óptima del parque de generación y transmisión en el Sistema Eléctrico Interconectado Nacional (SEIN).

En el año 2018, J. Cortez [9] de la Universidad de Cuenca presenta su estudio sobre la planificación óptima multietapa de la expansión de los sistemas de transmisión utilizando el modelo AC, en donde propone una formulación de corte de carga, extendida para el modelo de corriente alterna, el estudio evalúa la importancia de la planificación en múltiples etapas al resolver el problema tanto de manera estática como cuasi dinámica, respondiendo a preguntas fundamentales, como dónde, cuántos y cuándo incorporar nuevos elementos, tales como líneas de transmisión y transformadores dentro del sistema eléctrico de potencia, evaluando su aplicación en sistemas de prueba como Garver e IEEE de 24 nodos.

En la investigación realizada por P. Silva [10] de la Universidad Estadual Paulista, se aborda la complejidad de la planificación de los sistemas eléctricos, específicamente sobre planificación de la expansión de los sistemas de transmisión considerando múltiples escenarios de generación. La autora experimenta con cambios en la formulación matemática, ajustando parámetros de control, y demuestra que es posible encontrar soluciones óptimas alternativas

con menores costos de inversión, los resultados sugieren la flexibilidad y adaptabilidad del modelo propuesto para enfrentar diversas condiciones, este enfoque busca obtener un plan de expansión que permita una operación adecuada del sistema. Por otro lado, para mitigar un aumento de costo de inversión, se presentan estrategias eficientes, como permitir pequeños cortes de carga, el desplazamiento del nivel de generación y pequeñas sobrecargas en las líneas de transmisión.

P. Cárdenas [11] de la Universidad Tecnológica de Pereira, estudia el problema del planeamiento de la expansión de redes de transmisión a largo plazo, proponiendo una formulación basada en ciclos. La expansión de los sistemas de transmisión se resolvía tradicionalmente considerando un único escenario de generación, el trabajo del autor trabaja con un modelo matemático de programación lineal entera mixta que considera múltiples escenarios de generación con una nueva formulación del problema, reemplazando la segunda ley de Kirchhoff por restricciones asociadas a ciclos críticos del sistema. La metodología se basa en un modelo de transporte, identificación de corredores y la inclusión de restricciones de ciclo para encontrar soluciones óptimas obteniendo mejores alcances en tiempos de cómputo.

El estudio llevado a cabo en el año 2022 por B. Souza y M. Lima [12] de la Universidad Tecnológica Federal de Paraná, consiste en una propuesta innovadora para abordar la implementación de un modelo DC con algoritmo genético (AG) y el uso del flujo de carga linealizado implementado en Python. El objetivo principal del estudio es obtener un plan óptimo a largo plazo para la expansión del sistema de transmisión, identificando las ubicaciones óptimas para nuevas líneas de transmisión, la metodología implica la aplicación del AG y del modelo de optimización del flujo de carga utilizando bibliotecas específicas de Python, los resultados demostraron la viabilidad de la metodología para resolver el problema del PET modelo DC. El estudio destaca la importancia de observar las versiones de las bibliotecas utilizadas y del ejecutable del solver, ya que las actualizaciones pueden afectar características y funcionalidades.

El panorama actual del planeamiento de la expansión de sistemas debe considerar nuevas cargas de alto consumo y almacenamiento de energía. El estudio realizado por S. Zambrano [13] de la Universidad Estadual Paulista Julio de Mesquita Filho, aborda estos retos y desarrolla un modelo integral para el planeamiento de la expansión de subestaciones en términos de área de servicio, tamaño, ubicación y fecha de operación. Este modelo se fundamenta en la previsión espacio-temporal de la demanda y se articula con la red de media tensión existente. En su trabajo

se aplica la optimización multietapa para identificar la alternativa óptima para la construcción de nuevas subestaciones y/o refuerzo en las existentes, basado en la técnica meta-heurística Búsqueda Tabu; se usa una red neuronal artificial (RNA) perceptrón multicapa y un autómata para reconocer y prever patrones de desarrollo en pequeñas áreas usando bibliotecas en Python para análisis espacial y aprendizaje automático para sistematizar, procesar y analizar datos, proporcionando una herramienta útil para interpretar la relación espacial de los criterios y planificar la expansión de subestaciones. La combinación de métodos de simulación, previsión espacial y herramientas de análisis multicriterio representa un avance importante en la eficiencia y la precisión de los procesos de expansión.

Tabla 3.1.1. Principales investigaciones sobre Planificación de Sistemas Eléctricos Parte A

Planificación de Sistemas Eléctricos					
Ref.	Autor(es), año	Modelo de Planificación	Horizonte de planificación	F.O= Min Z	Tipo
[5]	Haffner Luis (2000)	GEP - TEP	Dinámico	Costos	Transporte DC
[6]	Pereira Fabio (2010)	GEP - TEP	Estático & Dinámico	Costos	DC
[7]	Tejada Diego, López Jesús & Rider Marcos (2013)	TEP	Estático	Costos	DC Lineal disyuntivo
[8]	Dheybi Cervan (2018)	GEP - TEP	Dinámico	Costos	No
[9]	Cortez Juan (2018)	TEP	Estático, Cuasi-Dinámico & Dinámico	Costos	AC DC DC
[10]	Patrícia Da Silva (2018)	GEP - TEP	Estático	Costos	Lineal disyuntivo Trasporte Transporte DC
[11]	Pedro Cárdenas (2020)	TEP	Estático & Dinámico	Costos	Lineal disyuntivo Lineal disyuntivo reducido
[12]	Bruno Santiago & Murillo Henrique (2022)	TEP	Estático	Costos	DC
[13]	Zambrano Sergio (2022)	TEP – DEP	Cuasi-Dinámico	Costos	AC

La Tabla 3.1.1 muestra un resumen de las metodologías usadas para la planificación de sistemas eléctricos, como Generación Expansion Planning (GEP), Transmisión Expansion Planning (TEP) y Distributed Energy Resources Planning (DEP). La mayoría de estudios consideran aspectos dinámicos en la planificación de sistemas eléctricos, lo que destaca la importancia de tener en cuenta la evolución temporal de los sistemas.

El inevitable crecimiento poblacional ejerce una influencia significativa en la expansión de las plantas de generación y redes de transmisión para abastecer la demanda, lo que ha motivado la investigación sobre la integración de redes neuronales para su pronóstico.

En 2013, P. Silva [14], abarca en su estudio la aplicación de herramientas innovadoras para la previsión de cargas y precios de electricidad, el mismo se centra en el uso de Redes Neuronales Artificiales, específicamente la Red de Regresión Generalizada (GRNN) y el Perceptrón Multicapa (MLP) con el algoritmo de entrenamiento Levenberg–Marquardt. El método aborda la previsión de precios del día siguiente, donde los precios nodales se determinan mediante la resolución de un Flujo de Potencia Óptimo de Corriente Continua (DC-OPF), generando los Precios Marginales Locacionales (LMP) para todas las barras del sistema eléctrico. El entrenamiento de la red neural es la generación de escenarios carga-precio por variaciones aleatorias de cargas en cada barra. Los resultados obtenidos demuestran rapidez en las simulaciones, proporcionando pronósticos eficaces y la simulación de escenarios carga-precio.

D. Ortíz [15] en su tesis titulada “Aplicación de redes neuronales artificiales en el pronóstico de la demanda eléctrica a corto plazo en el SNI” utiliza modelos predicción y de redes neuronales e identifica variables cruciales para el pronóstico de la demanda eléctrica a corto plazo, tales como datos históricos de demandas diarias y datos temporales, el autor menciona que incluir estas variables mejora la precisión del modelo de pronóstico. Se aplican métodos robustos como cuartiles para detectar valores atípicos, los resultados obtenidos fueron aceptables desde un punto de vista técnico y económico, cumpliendo con el límite establecido en el Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE), demostrando que los pronósticos tienen un costo menor de abastecer al sistema en comparación con el predespacho realizado por el CENACE lo que sugiere su viabilidad económica.

La investigación realizada por L. González [16] de la Escuela Superior Politécnica del Litoral en el año 2016 trata sobre la predicción de la demanda realizada en la oficina central de CNEL EP, utilizando datos de periodos anuales y mensuales. El método empleado no contempla las cargas especiales y se basa en series temporales demostrado ser más robusta y flexible, proporcionando pronósticos similares al PME y utilizando solo la mitad de los datos para el entrenamiento. La predicción anual se llevó a cabo utilizando RNA BP (Backpropagation) de tres capas, y para la predicción mensual se empleó RNA TDNN es decir redes neuronales con retardo de tiempo. El estudio concluye que la mejora en la predicción de la energía en periodos

semanales y horarios podría contribuir significativamente a disminuir y establecer eficientemente la compra de energía en el caso de CELEC EP TRANSELECTRIC.

La investigación realizada por C. Miranda [17] de la Universidad de Granada en el año 2021 se centró en la aplicación de modelos clásicos y SARIMA para la predicción de elementos como la temperatura en la ciudad de New York. Utilizó la metodología de Box-Jenkins, la cual proporciona un marco estructurado para el análisis de ST y la construcción de modelos ARIMA y SARIMA, permitiendo identificar patrones en los datos, ajustar modelos estadísticos y realizar pronósticos sobre el comportamiento futuro de la serie temporal. En términos de contribuciones, este estudio aporta conocimientos sobre la aplicación de modelos SARIMA en la predicción de las series temporales, destacando su importancia en la toma de decisiones basadas en datos históricos y resulta un modelo de planificación de eventos conveniente y adecuado en el caso de no apoyarse en una extensa base de datos.

F. Nanclares[18] de la Universidad Autónoma de Madrid en el año 2021, dirigió su investigación en la aplicación de redes neuronales recurrentes para la predicción de series temporales por su alta capacidad predictiva, estos modelos fueron aplicados para predecir largos periodos en el futuro, demostrando su capacidad para aproximar funciones y realizar predicciones mediante redes neuronales profundas (DNN), redes neuronales recurrentes (RNN), Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) y Gated Recurrent Units (GRU) o redes más complejas como LSTM o Long Short Term Memory.

El reciente trabajo de investigación “Pronóstico De Demanda Usando Redes Neuronales Artificiales Como Herramienta Tecnológica En Los Procesos De Las Empresas” realizado por Ramos T, González M, Contreras U, Prieto A y Silva L [19] destaca varios aspectos relevantes en la aplicación de Redes Neuronales Artificiales (RNA) para el pronóstico de demanda en una empresa concretera. El proyecto compara la exactitud de los pronósticos utilizando RNA en contraste con los modelos tradicionales actualmente empleados por la empresa. Usa la metodología de modelos de redes simples, específicamente el perceptrón multicapa con registros históricos de la empresa, el modelo muestra un buen desempeño con una alta precisión y bajo Error Cuadrático Medio de la Raíz (RMSE) en la etapa de entrenamiento. La investigación se llevó a cabo durante la crisis sanitaria por COVID-19, lo cual puede haber afectado las ventas y los datos utilizados por lo que se menciona que a medida que la situación se estabilice, se puede aplicar nuevamente con la probabilidad de obtener mejores resultados.

Es importante considerar que, a pesar de los avances en la aplicación de las RN en las predicciones de la demanda, el entrenamiento y la optimización de las mismas pueden requerir grandes cantidades de datos y tiempo de cálculo, lo que llegara a limitar su aplicabilidad en escenarios de planeamiento a gran escala.

Tabla 3.1.2. Principales investigaciones sobre Predicción de Series Temporales

Predicción de Series Temporales					
Ref.	Autor(es), año	Modelo	Método	Memoria	Aplicación
[14]	Patrícia Da Silva (2013)	Red Neuronal de regresión generalizada	Levenberg – Marquardt	Corto Plazo	IEEE 24- RTS.
[15]	Ortiz David (2014)	Técnica estadística Retropropagación	Levenberg – Marquardt Retropropagación gradiente conjugado	Corto Plazo Corto Plazo	SNI SNI
[16]	González Luis (2016)	Modelo ARIMA	Autorregresivo	Largo Plazo Corto Plazo	No CNEL EP Santa Elena
		Modelo RNA	Retropropagación	Corto Plazo	CNEL EP Santa Elena
[17]	Carlos Chinlli (2021)	Modelo ARIMA	Autorregresivo estacional	Corto Plazo	Ciudad de NY
				Largo Plazo	Ciudad de NY
[18]	Francisco Nanclares (2021)	Modelo DNN	Redes neuronales profundas	Corto Plazo	Península Ibérica
		Redes neuronales recurrentes	Redes neuronales recurrentes	Corto Plazo	Península Ibérica
		Gated Recurrent Units (GRU)	Redes neuronales recurrentes	Largo Plazo Corto Plazo	No Península Ibérica
		Modelo Long Short Term Memory (LSTM)	Red neuronal recurrente	Largo Plazo Corto Plazo	No Península Ibérica
		ARIMA y SARIMA	Autorregresivo estacional	Largo Plazo Corto Plazo	Península Ibérica Península Ibérica
					Corto Plazo
[19]	Ramos T, González M, Contreras U, Prieto A & Silva L (2022)	Red Neuronal Artificial	Neuronas	Mediano Plazo	Concreteira Chamizal

La Tabla 3.1.2 muestra un resumen de los diferentes enfoques para la predicción de series temporales, tales como ARIMA, redes neuronales artificiales (RNA), y técnicas de aprendizaje profundo como Redes Neuronales Profundas (DNN), Recurrentes (RNN), Gated Recurrent Units (GRU) y Long Short Term Memory (LSTM), en donde ARIMA ha sido ampliamente

utilizado en la predicción de series temporales en los estudios mencionados y SARIMA para un horizonte temporal a largo plazo.

3.2 EVOLUCIÓN DEL SECTOR ELÉCTRICO ECUATORIANO

En 1961 se constituyó el Instituto Ecuatoriano de Electrificación (INECEL), establecido mediante la Ley Orgánica de Electrificación (LBE) y con la promulgación del Primer Plan Maestro de Electricidad, con el objetivo de centralizar la gestión del sector eléctrico y desarrollar un Plan Nacional de Electrificación acorde con las necesidades de suministro de energía eléctrica del país [20].

Hasta 1996 fue el principal propietario de la mayoría de las empresas dedicadas a la generación, transmisión y distribución de energía, ejerciendo control sobre todas las actividades relacionadas con la regulación, planificación, fijación de tarifas, la construcción y operación de servicios públicos. Sin embargo, Ecuador enfrentó su primera crisis energética en la década de los 90, ya que el sistema no contaba con la capacidad necesaria para satisfacer la demanda energética nacional, esta insuficiencia se debió a la falta de inversión en el sector eléctrico y especialmente a los bajos niveles de caudales en las centrales hidroeléctricas.

Como resultado de esta situación, en 1995 se aplicaron racionamientos de energía eléctrica para hacer frente a esta contingencia y se llevó a cabo la expansión de la generación térmica; no obstante, esta estrategia, si bien resultó económicamente eficaz a corto plazo, demostró ser ineficiente y perjudicial para el medio ambiente a largo plazo [21].

En el año de 1996 se promulga la Ley de Régimen del Sector Eléctrico (LRSE) en el Ecuador, con lo cual se inició el proceso de cierre contable, presupuestario financiero y técnico del Instituto Ecuatoriano de Electrificación (INECEL), que concluyó su vida jurídica el 31 de marzo de 1999, con su liquidación financiera se creó el Consejo Nacional de Electricidad como ente de supervisión, control y regulación a través del cual el Estado delegaba actividades de generación, transmisión, distribución y comercialización de energía eléctrica, a empresas concesionarias [22]. A través de la LRSE se crean varias instituciones estructuradas de la siguiente manera:

- *Consejo Nacional de Electricidad (CONELEC)*: Encargado de la regulación, control, fiscalización y de supervisar el sector eléctrico a través de la aprobación de pliegos tarifarios, la elaboración del plan maestro de electrificación y normativas a las empresas privadas de las actividades de generación, transmisión, distribución y comercialización.

- *Corporación Centro Nacional de Control de Energía (CENACE)*: Es el responsable del manejo técnico - económico y de garantizar la operación del Mercado Mayorista para la compra-venta de energía en bloques.
- *Empresas eléctricas concesionarias de la generación*: Realizada por personas jurídicas facultadas por el CONELEC, a través de concesiones, permisos o licencias.
- *Empresa eléctrica concesionaria de la transmisión*: La transmisión de energía eléctrica es un servicio público desarrollado a nivel nacional.
- *Empresas eléctricas concesionarias de la distribución y comercialización*: Es un servicio público prestado por compañías anónimas, autorizadas por el CONELEC con carácter de exclusividad regulada en las respectivas áreas geográficas.
- *Consejo de Modernización del Sector Eléctrico de Ecuador (COMOSEL)*: Organismo temporal facultado por el Consejo Nacional de Modernización (CONAM) para llevar a cabo el proceso de incorporación de capital privado a las empresas eléctricas en las que participa el Estado, a través del Fondo de Solidaridad.

En 2007, a través del Decreto Ejecutivo N.º 475 se anunció la división del Ministerio de Energía y Minas, y se conformó el Ministerio de Minas y Petróleos, además del Ministerio de Electricidad y Energías Renovables (MEER). La finalidad de esta reorganización fue que el MEER asumiera la responsabilidad de recuperar la rectoría y la planificación del sector eléctrico para el Estado [23].

Se autorizó la fusión de algunas empresas del sector eléctrico, y se creó la Corporación Nacional de Electricidad (CNEL) como ente regulador que se encargaría de gestionar la distribución de energía de ciertas empresas distribuidoras que se constituirían como sociedades anónimas. CNEL surgió como resultado de la fusión de las Empresas de Distribución Bolívar S.A, Regional El Oro S.A, Regional Esmeraldas S.A, Regional Guayas-Los Ríos S.A, Manabí S.A, Milagro C.A, Los Ríos S.A, Santo Domingo S.A, Península de Santa Elena S.A y Regional Sucumbíos S.A, mientras que las empresas que demostraron buenos indicadores de gestión, como son la Empresa Eléctrica Quito S.A, E.E Centro Sur, E.E Regional del Sur, E.E Azogues, E.E Regional del Norte, E.E Ambato, E.E Cotopaxi, E.E Riobamba, fueron excluidas de la fusión, al año 2014 se agrupa la empresa Eléctrica de Guayaquil [24].

En el año 2010 mediante Decreto Ejecutivo No. 220 se crea la Corporación Eléctrica del Ecuador (CELEC EP), conformada por 13 unidades de negocio, constituyéndose como la

responsable de la generación y transmisión de energía eléctrica en el país. En este proceso, las empresas asociadas se transforman en unidades estratégicas de negocios, con el propósito de incentivar la incorporación de nuevos proyectos de generación [25].

A partir de la implementación de la Ley Orgánica del Servicio Público de Energía Eléctrica (LOSPEE) el 16 de enero de 2015, el sector eléctrico tuvo una serie de cambios [26]:

- El Ministerio de Electricidad y Recursos Naturales No Renovables (MEER) se consolidó mediante la fusión con el Ministerio de Minería y el Ministerio de Hidrocarburos en 2018.
- Sucediendo al CONELEC la Agencia de Regulación y Control de Electricidad (ARCONEL) se establece como la nueva entidad pública encargada de ser el órgano rector y planificador del sector eléctrico ecuatoriano, en tiempos anteriores, asumía la responsabilidad de la elaboración de planes maestros de electrificación, tarea que ha sido asignada al MEER.
- En 2020, mediante decreto ejecutivo y como resultado de una fusión con la ARCOM y ARCH, la entidad adoptó la denominación de Agencia de Regulación y Control de Energía y Recursos Naturales No Renovables (ARCERNNR).
- Actualmente el CENACE juega un papel integral al gestionar tanto el sector eléctrico como el mercado eléctrico mayorista en Ecuador y coordinar las operaciones del Sistema Nacional Interconectado (S.N.I) e incluye a todas las empresas dedicadas a la generación, transmisión y distribución de energía en el país.

El 19 de marzo de 2019 se publicó la Ley Orgánica de Eficiencia Energética (LOEE), en la cual se plantea establecer el marco legal y régimen de funcionamiento del Sistema Nacional de Eficiencia Energética (SNEE), a través de esta legislación se creó el Comité Nacional de Eficiencia Energética que busca elaborar propuestas de políticas, programas y proyectos en la materia de la eficiencia energética ayudando así a la elaboración del Plan Nacional de Eficiencia Energética (PLANEE) el cual está programado para ser actualizado cada dos años y tiene una perspectiva a 10 años [27].

A continuación, las Figuras 3.1 y 3.2 muestran algunos de los principales hitos normativos e institucionales del sector eléctrico ecuatoriano.

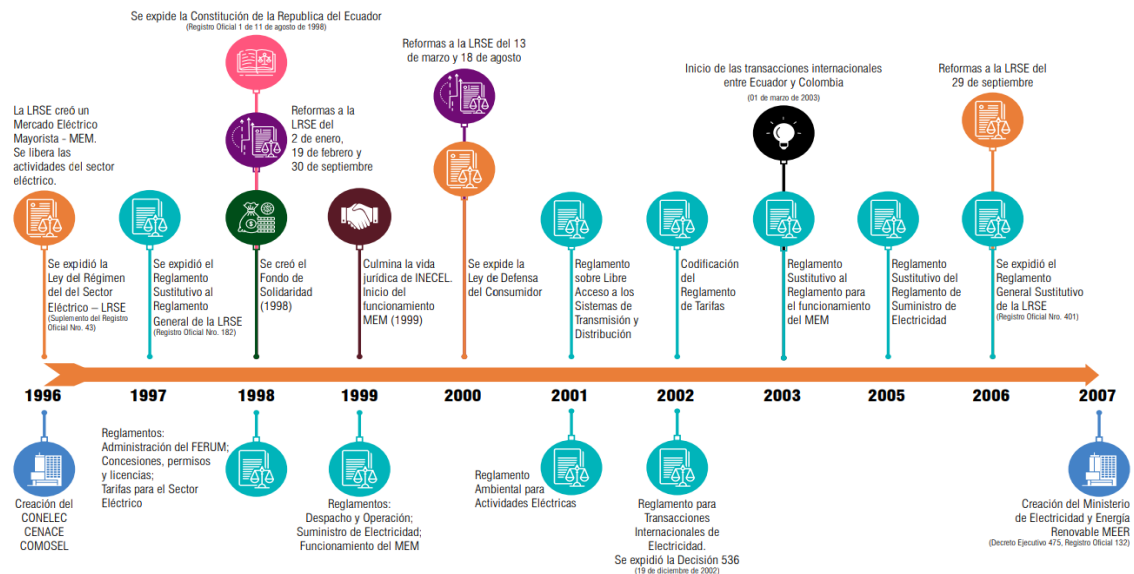


Figura 3.1 Hitos normativos e institucionales del sector eléctrico ecuatoriano [1996-2007]. [28]

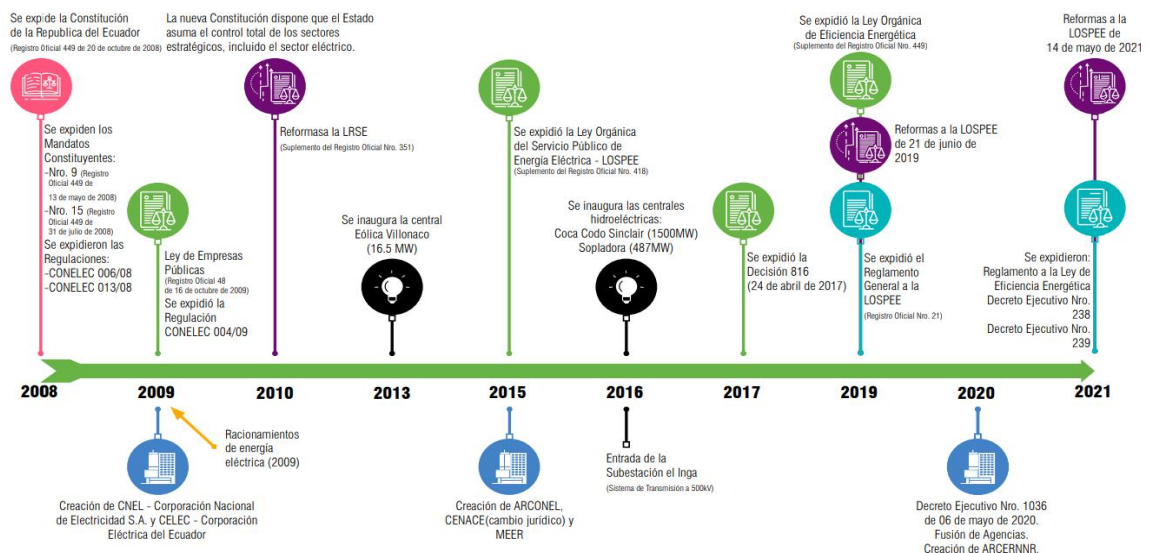


Figura 3.2. Hitos normativos e institucionales [2008-2021]. [28]

3.3 PLANIFICACIÓN ENERGÉTICA DEL S.N.I

El recuperar el control de la planificación del sector fue una de las decisiones clave que marcó un cambio significativo en la historia del sector eléctrico, consecuencia de las administraciones anteriores en el sector eléctrico que incluía la desinversión, los altos costos de la electricidad, la dependencia significativa de la importación de energía eléctrica, las pérdidas considerables y los estados financieros deficitarios en la mayoría de las empresas eléctricas. El plan de trabajo implementado en el periodo 2007 - 2016, permitió que la inversión sobrepase los once mil millones de dólares, siendo 12 veces mayor que la inversión del periodo 2000 – 2006 [29].

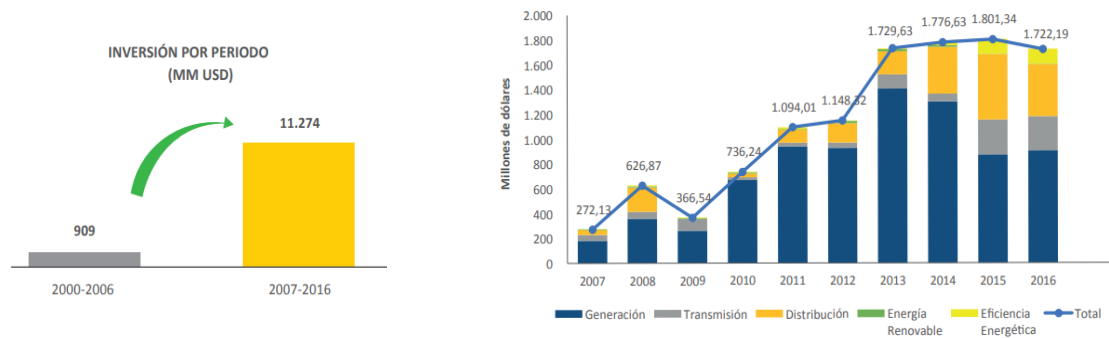


Figura 3.3. Inversiones antes y por etapa funcional durante la última década. [29]

Esta inversión ha permitido mejorar y adaptar las infraestructuras de transmisión, subtransmisión y distribución eléctrica a las necesidades actuales y futuras de suministro de energía, la modificación en la topología de la red existente del Sistema Nacional Interconectado (S.N.I) y la incorporación de nuevas fuentes de generación contribuirán a fortalecer la seguridad operativa del sistema. Para ello CONELEC ha desarrollado planes de expansión tanto en generación como en transmisión, con un horizonte de planificación de largo plazo en el cual se encuentran las justificaciones energéticas para la construcción de nuevos proyectos y centrales hidroeléctricas; así como el refuerzo y la expansión del anillo interconectado del Ecuador a una tensión de 500 kV.

La planificación de sistemas eléctricos de potencia implica la toma de decisiones técnicas y económicas complejas a lo largo del tiempo sobre la infraestructura necesaria para cubrir la demanda eléctrica futura, asegurando una distribución confiable de energía en todo el país y, al mismo tiempo, minimizando los costos tanto de inversión y operación de incorporar generadoras y líneas de transmisión. Actualmente, la estrategia de suministro y gestión energética está orientada hacia la inversión en nuevas fuentes de generación especialmente en energías limpias como las centrales hidroeléctricas y otras alternativas renovables.

Para abordar los desafíos inmediatos de suministro eléctrico y de demanda, se ha recurrido a la interconexión con países vecinos, lo que ha implicado una mayor exploración en estudios especializados de planificación e implementación de nuevas líneas de transmisión, desde sus primeras etapas, transitando de enfoques fundamentados en la intuición y experiencias previas hacia la adopción progresiva de modelos matemáticos y heurísticos para proyectar una expansión a largo plazo en un periodo de estudio de 10 a 15 años. La meta de este trabajo consiste en implementar un modelo de planificación que vincule los proyectos de generación con los principales centros de consumo o sistemas mediante redes de alta tensión de 230 [kV].

Es importante destacar que planificar a largo plazo tiene como objetivo principal satisfacer la demanda proyectada a lo largo de un período extenso, esto implica llevar a cabo un análisis de las posibles zonas de expansión de la generación, transmisión y subtransmisión de energía, y de los costos asociados con esta expansión en términos de capacidad de generación y transmisión [30].

3.3.1 Plan de Expansión de Generación (PEG)

Existen diversas formas de generar energía, siendo las más comunes las hidroeléctricas y térmicas dentro del PME, que tiene como objetivo aprovechar los recursos energéticos locales, centrándose especialmente en las fuentes renovables, con la perspectiva de convertir a Ecuador en un país exportador dentro de un mercado regional.

El Plan de Expansión de Generación (PEG) es una herramienta importante en la planificación energética, acorde con el comportamiento dinámico del sistema eléctrico ecuatoriano, su reajuste toma en consideración el crecimiento real y el proyectado de la demanda de potencia y energía en el Sistema Nacional Interconectado (SNI) en consonancia con las políticas sectoriales y directrices establecidas por las autoridades nacionales y sectoriales [31].

En el año 2018, la producción total de energía eléctrica en Ecuador alcanzó los 29.243 GWh, de ese total la energía eléctrica proveniente de fuentes renovables ascendió a 21.224,31 GWh, lo que representa aproximadamente el 72,58%; por otro lado, la energía eléctrica generada a partir de fuentes no renovables fue de 8.019,28 GWh, representando el 27,42% restante [31].

Para la definición del Plan de Expansión de Generación se utilizan pronósticos de la demanda y del inventario de proyectos; determinando la expansión de mínimo costo (inversión, operación y mantenimiento) considerando la incertidumbre de los caudales y las restricciones operativas de las centrales de generación. Esta incertidumbre es manejada por el programa SDDP que calcula la política operativa estocástica de mínimo costo a través de un análisis probabilístico, generando múltiples escenarios hidrológicos equiprobables, en función de lo cual se simulan múltiples despachos económicos para cubrir la demanda eléctrica proyectada a futuro [31].

Históricamente, la composición de la matriz eléctrica en Ecuador se ha caracterizado por la presencia predominante de dos fuentes de energía primaria: la hidroeléctrica y la termoeléctrica, y, en menor medida el gas natural. La porción restante de la energía proviene de diversas

fuentes, como la generación con biomasa, las importaciones y las energías renovables no convencionales, como la eólica y la solar.

3.3.2 Plan de Expansión de Transmisión (PET)

Los estudios de la expansión del sistema de transmisión los realiza CELEC EP – TRANSELECTRIC, la empresa transmisora está encargada de planificar y ejecutar la expansión del sistema nacional de transmisión, el plan de expansión es elaborado con una visión integral de país, enfocándose principalmente en satisfacer las necesidades de la demanda eléctrica, este proceso se basa en el pronóstico de la demanda para las empresas distribuidoras y el diagnóstico de las condiciones actuales del sistema.

En la preparación de un plan de expansión de transmisión, PET 2018-2027, se analizan el sistema a corto y a largo plazo, donde incluye las obras identificadas en el plan anterior (PET 2016-2025) que no se han modificado y las obras ya completadas o en funcionamiento se excluyen del análisis. En cuanto a los bloques de Energías Renovables No Convencionales (ERNC), hay que destacar que se requieren estudios eléctricos específicos, en condiciones estables y dinámicas, para evaluar el impacto que pueda surgir por la incorporación de esta cantidad de generación fotovoltaica y térmica en el sistema [31].

3.4 Análisis de beneficios de cada proyecto

El departamento de planeamiento de expansión de la transmisión considera los criterios económicos que permitan seleccionar aquella alternativa que implique la mejor relación costo-beneficio, con el fin de comparar y evaluar las alternativas de expansión tendientes a solucionar problemas específicos detectados en el sistema de transmisión. Las alternativas de expansión planteadas son complementadas mediante análisis económicos (considerando los costos de inversión, operación, mantenimiento, restricciones, costos medios de generación, costos de generación forzada, energía no suministrada y, pérdidas de potencia y energía), con una tasa de descuento referencial del 12% definida por SENPLADES y una vida útil de 30 años para subestaciones y de 45 años para líneas de transmisión [32].

El factor de descuento representa la rentabilidad del proyecto al aplicar la tasa de descuento a los flujos de caja futuros, como se muestra en la Ecuación (1). En esencia, la evaluación económica de proyectos es fundamental para tomar decisiones informadas sobre las inversiones y garantizar una utilización efectiva de los recursos [33].

Esto se ve representado por [5]:

$$\delta_{inv} = (1 - I)^{t_1 - t_0} \quad (1)$$

$$\delta_{oper} = \sum_{t=t_1}^{t_2-1} (1 - I)^{t-t_0} \quad (2)$$

Donde:

δ_{inv} Factor de descuento para determinar el valor actual de la inversión realizada en la etapa t .

I Tasa de descuento anual.

t Período de tiempo.

En la expresión (1), se supone que la inversión se realizara cuando el equipo esté a disposición del sistema, es decir, al comienzo del primer año de su funcionamiento.

3.4.1 Corte de carga o Energía No Suministrada (ENS)

El ENS o corte de carga valora el perjuicio económico o de incomodidad que sufren los clientes ante una interrupción del suministro [34]. En el modelo propuesto por Haffner [5] tiene importancia dentro de la función objetivo representando una generación artificial o la demanda no atendida.

Esto se ve representado por [34]:

$$C(ENS_n^k) = ENS_n^k * VOLL_A$$

$$C(ENS_n^k) = \sum_{j \in X_{n,A}} Pd_{j,A}^k * VOLL_A \quad \forall A \in \Gamma_{SR} \quad (3)$$

Donde:

$C(ENS_n^k)$: Costos de Energía No Suministrada del nodo n en el estado k .

ENS_n^k : Energía No Suministrada del nodo n en el estado k .

$Voll$: Costo de déficit o pérdida de carga.

A : Índice que denota el sistema de potencia.

Γ_{SR} : Conjunto de sistemas participantes pertenecientes al Sistema Regional SR.

Para la valoración de la energía no suministrada, se considera un costo de 1,533 USD\$/MWh, de acuerdo con la normativa emitida por el ARCONEL [32], este valor representa el 65.104.179.840,00 USD/ año.

3.5 MODELO DC

El modelo DC se aplica para problemas de programación no lineal entera mixta, que presenta muchas ramas candidatas con la posibilidad de asignar varias líneas en cada rama y es la base para el desarrollo de otros modelos [35].

3.5.1 Modelo del problema de optimización

El problema de la planificación de la expansión de las capacidades de generación y transmisión de los sistemas de energía eléctrica puede ser representado por el siguiente problema de optimización [5]:

Función objetivo

$$\min z = c(x) + d(y) \quad (4)$$

Restricciones

$$A(x) \geq b \quad (5)$$

$$E(x) + F(y) \geq h \quad (6)$$

Donde:

$c(x)$ representa el costo asociado con las decisiones de inversión \$.

$A(x) \geq b$ representan las restricciones asociadas a las decisiones de inversión y las variables de operación del sistema

$d(y)$ representa el costo asociado a las decisiones operativas \$/año.

$E(x) + F(y) \geq h$ representa las restricciones asociadas con las decisiones operativas.

3.6 SERIES DE TIEMPO

Una serie temporal se define como una sucesión de N registros (datos) organizados y uniformemente distribuidos en el tiempo, sobre una característica (serie univariante o escalar) o múltiples características (serie multivariante o vectorial) de una unidad observada en distintos instantes [36].

Esta corresponde a una realización de un proceso generador de datos y puede ser [37]:

- *Serie estocástica*: una parte conocida (sistemática) susceptible de predecir y de una parte totalmente desconocida (aleatoria).
- *Serie determinística*: el futuro se puede predecir sin error, es una variable que está determinada o fija y que no cambia de una muestra a otra.

Para obtener información significativa de series temporales se emplea una variedad de enfoques estadísticos, incluido el análisis de tendencias, el análisis estacional y la previsión. La precisión de dichos modelos se evalúa mediante métricas de desempeño, con frecuencia se utilizan las siguientes métricas [37]:

- *MAE (Mean Absolute Error)*: Error Absoluto Medio, mide el promedio de las diferencias absolutas entre las predicciones y los valores reales. Sirve como indicador del tamaño de los errores de pronóstico.
- *MSE (Mean Squared Error)*: Error Cuadrático Medio, que mide el promedio de las diferencias al cuadrado entre las predicciones y los valores reales.
- *RMSE (Root Mean Squared Error)*: Es la raíz cuadrada del MSE. Sirve como indicador de la magnitud típica de los errores de pronóstico.
- *R-Squared (Coeficiente de Determinación)*: Mide cuánta varianza en los datos reales están en el modelo.
- *Max Absolute Error*: Valor máximo absoluto de las diferencias entre las predicciones y los valores reales.

3.7 MODELOS DE RED NEURONAL PARA PREDICCIONES

Las series de tiempo son generalmente un historial de datos históricos utilizadas para proyectar, para la selección del modelo se deben identificar los patrones de la demanda [36]:

- *a. Horizontal*: Se mantiene constante durante períodos prolongados, poca variación.
- *b. Tendencia*: Indica un aumento o disminución general a lo largo del tiempo.
- *c. Estacional*: Se refiere a patrones que son predecibles y que ocurren en ciertas épocas del año, caracterizados por picos o valles en la demanda.
- *d. Cíclico*: Se observa un patrón de crecimiento o decreciendo gradualmente de forma recurrente durante períodos más extensos, como años o décadas.
- *e. Aleatorio*: Presenta variaciones impredecibles a lo largo del tiempo, que pueden variar desde niveles mínimos hasta niveles altos, lo que la convierte en una de las demandas más desafiantes de pronosticar.

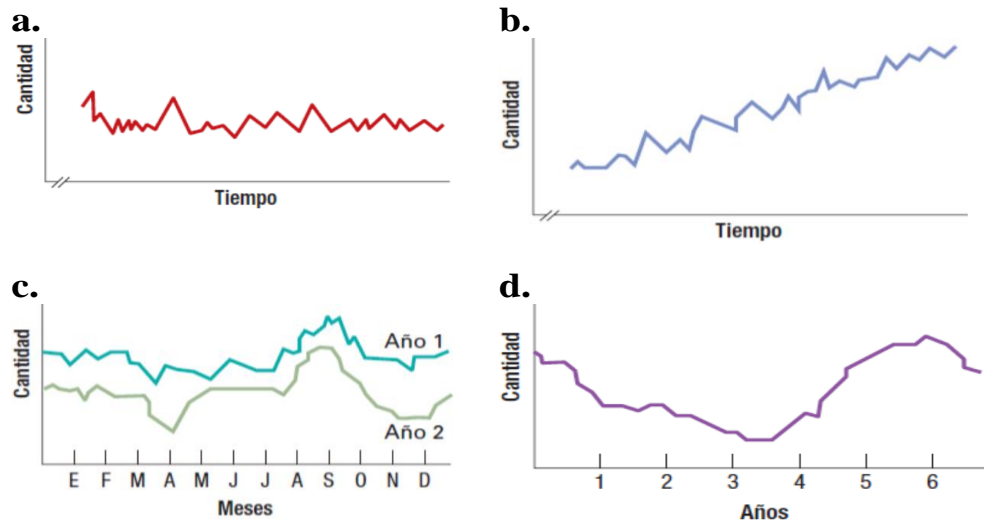


Figura 3.4. Patrones Comunes de demanda [36]

En la actualidad, la mayoría de las tareas de desarrollo de redes neuronales son llevadas a cabo principalmente por bibliotecas como Keras y PyTorch. No obstante, es importante tener conocimiento sobre el funcionamiento de estos modelos.

3.7.1 Modelo ARIMA (Modelo de media móvil integrada autorregresiva)

En un modelo ARIMA se puede determinar las componentes autorregresivas, de media móvil e integradas de una serie temporal, lo que le permite modelar y predecir el comportamiento de los datos a lo largo del tiempo. Este modelo es ampliamente utilizado en el análisis de series temporales para comprender y predecir el comportamiento de los datos a lo largo del tiempo en donde supone que el valor futuro de una variable es una función lineal de varias observaciones pasadas y errores aleatorios [38].

Para este modelo, el requisito principal es hacer que los datos de la serie de tiempo sean estadísticamente estacionarios en términos de media, varianza y autocorrelación, caso contrario, los datos deben diferenciarse. Se la representa así [38]: $ARIMA = (p, d, q)$, en donde p es el coeficiente autorregresivo, d es el grado de diferenciación y q es el coeficiente de media móvil.

3.7.2 Modelo SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average)

El modelo SARIMA es una extensión del modelo ARIMA utilizado para modelar y predecir series temporales estacionales. Al igual que el modelo ARIMA, se compone de tres componentes: autorregresivo (AR), integrado (I) y de media móvil (MA), e incluye un componente de estacionalidad (S). [38]

El modelo es usado para modelar y predecir series temporales con patrones estacionales, como la demanda de productos en ciertas épocas del año o la producción de energía eléctrica en función de la estación.

Se la representa así [38]: $SARIMA = (p, d, q)(P, D, Q)s$, en donde: P es una notación autorregresiva, Q es una notación de media móvil y s es el periodo estacional.

3.7.3 Modelo GRU

Un Gated-Recurrent-Units (GRU), es una herramienta que permite a cada unidad en una red adaptarse para capturar dependencias temporales de diferentes escalas. Este tipo de redes poseen una estructura similar a las LSTM ya que incorporan compuertas para controlar el flujo de información dentro de la red, permitiendo que se almacene y se olvide información de manera selectiva a lo largo del tiempo. Sin embargo, lo que las hace más simples es que aplica menos estados internos que las LSTM y solo tiene dos compuertas: una compuerta de reinicio y una compuerta de actualización [18].

La compuerta de actualización ($z_t = \sigma(W_z * [h_{\{t-1\}}, x_t])$) y la de reinicio ($r_t = \sigma(W_r * [h_{\{t-1\}}, x_t])$), para controlar el flujo de información dentro de la red; la primera decide cuánta información del estado anterior debe pasar al siguiente estado oculto y la de reinicio decide cuánta información pasada debe olvidarse para calcular el nuevo estado oculto [39].

Las compuertas se calculan utilizando funciones que toman como entrada una combinación lineal de la entrada actual y el estado oculto anterior, seguidamente se calcula un estado oculto candidato ($h'_t = \tanh(W_h * [r_t * h_{\{t-1\}}, x_t])$) que contiene la información actualizada que podría agregarse al estado oculto anterior ($h_t = (1 - z_t) * h_{\{t-1\}} + z_t * h'_t$). utilizando una función de activación tangente hiperbólica aplicada a una combinación lineal de la entrada actual y el estado oculto anterior, modulada por la compuerta de reinicio. Finalmente, el estado oculto actual se calcula como una combinación ponderada entre el estado oculto anterior y el estado oculto candidato [39].

3.7.4 Modelo LSTM (Long Short Term Memory)

El modelo LSTM es una de las herramientas más útiles del *Deep Learning* para realizar predicciones sobre series de tiempo. La característica fundamental de este modelo radica en su capacidad para retener información importante en una secuencia y mantenerla durante períodos

prolongados (largo plazo) y en cómo integra la información entrante con la de estados anteriores [18]. Las configuraciones dependerán de la cantidad de variables en la entrada del modelo, así como de la cantidad de variables y de instantes de tiempo a predecir [40]:

- *Univariados-unistep*: Se introduce una sola variable en el modelo y se predice únicamente un solo paso en el tiempo en el futuro. En muchas ocasiones, la variable de entrada es la misma que se desea predecir.
- *Multivariados-unistep*: Implican múltiples variables en la red, pero la predicción se realiza solo para una variable y en un solo paso en el tiempo hacia el futuro.
- *Univariados-multistep*: Se introduce una sola variable en el modelo y se intenta predecir su comportamiento durante varios pasos en el tiempo hacia el futuro.
- *Multivariados-multistep*: Se introducen múltiples variables en el modelo, pero se limita a predecir solo una variable durante varios pasos en el tiempo hacia el futuro.
- *Convolucionales*: Trata sobre tener múltiples salidas o combinar redes LSTM con redes convolucionales para generar predicciones espacio-temporales.

4 METODOLOGIA

En este capítulo se abordan las técnicas, métodos y procedimientos necesarios para cumplir con los objetivos propuestos. En la Sección 4.1, se detallan las herramientas computacionales utilizadas, como AMPL, PYOMO, Jupyter Notebook y DigSILENT PowerFactory; la Sección 4.2 se centra en el proceso de selección del modelo de predicción, abarcando desde el análisis de datos históricos hasta el procesamiento de la información, la programación y la comparación de diferentes modelos para la predicción. La Sección 4.3 se enfocará al desarrollo del modelo de optimización, aprovechando los datos de predicción obtenidos anteriormente. En la Sección 4.4, se lleva a cabo la validación del modelo desarrollado y en la Sección 4.5, se aplica el modelo en un caso de estudio específico, donde se describe el proceso de desarrollo y aplicación del mismo.

Este trabajo se basa en investigaciones previas, especialmente en el trabajo de P. Silva [10], que propone un modelo de planeación dinámica o multietapa, tomando como referencia la tesis doctoral de L. Haffner [5], donde su investigación se enfoca en la planificación a largo plazo considerando múltiples etapas y la simultaneidad de inversiones en generación y transmisión de energía eléctrica.

GESTIÓN DE TAREAS

A continuación, se proporciona una explicación del trabajo desarrollado, se ha dividido en cinco etapas, cada una con su actividad correspondiente.

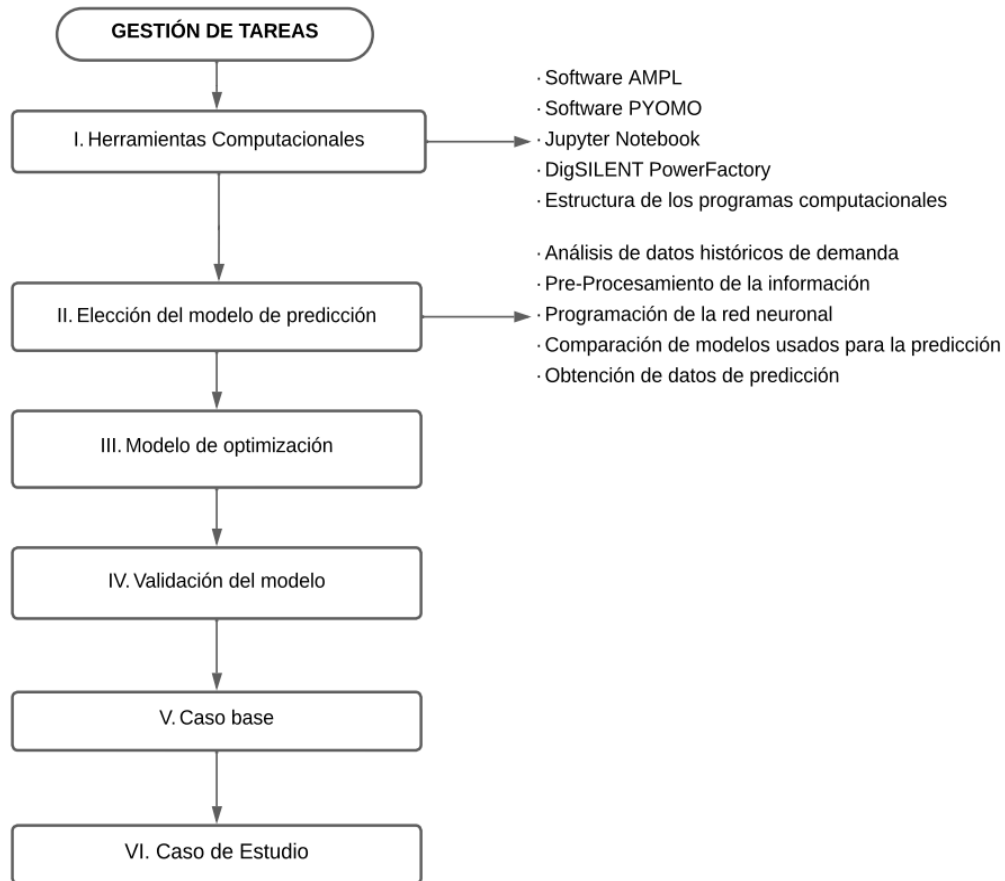


Figura 4.1 Gestión de tareas.

4.1 Herramientas Computacionales

Para el desarrollo de esta investigación las herramientas computacionales desempeñan un papel fundamental, ya que permiten llevar a cabo tareas complejas. La flexibilidad de los softwares utilizados constituye un elemento clave en este proceso. En AMPL se realizó la optimización y modelación de la planificación conjunta de la expansión de la generación y transmisión, PYOMO al ser de código libre se destaca como una opción relevante para el pronóstico de la demanda. Adicionalmente, DigSILENT PowerFactory se emplea para recopilación de datos necesarios para el estudio.

4.1.1 Software AMPL

AMPL (A Mathematical Programming Language) es un lenguaje algebraico para programación matemática, diseñado para modelar problemas de optimización lineales y no lineales, en variables continuas o discretas. Una de las ventajas de AMPL es su capacidad de proveer una interfaz sencilla con diferentes solucionadores o solvers, que permite al usuario establecer una

interfaz con un solucionador particular, para desarrollar y probar modelos de programación matemática [41].

La gran potencia del lenguaje AMPL está en separar el modelo en sí por un lado y por otro los datos particulares del problema concreto, la estructura de los modelos AMPL incluyen en su contenido variables, restricciones y objetivos, expresados en conjuntos y parámetros. A todos se componen de AMPL y pueden dividirse así: el archivo modelo (.mod) que contiene la formulación matemática del problema, el archivo de datos (.dat) que contiene los datos específicos del problema, y el archivo de instrucciones (.run) que ejecuta comandos de AMPL, permitiendo la inclusión de archivos .mod y .dat, así como otras opciones de configuración y de solver, entre otros [42].

Un grupo de investigación de la Universidad Tecnológica de Pereira, analiza los resultados obtenidos al resolver una serie de modelos matemáticos a través del programa AMPL y los solvers de optimización CPLEX y KNITRO. Y se presenta una rápida descripción de los solvers compatibles con AMPL, en función del tipo de problema [43]:

Tabla 4.1.1 Descripción de los principales solvers compatibles con AMPL

<i>Tipo de problema</i>	<i>Solvers</i>
<i>Programación lineal</i>	bpmpd, COPT, CPLEX, FICO-Xpress, Gurobi, HIGHS, MOSEK, OCTERACT, OOQP.
<i>Programación lineal entera mixta</i>	Cbc, COPT, CPLEX, feaspump, FICO-Xpress, Gurobi, HIGHS, MINTO, MOSEK, OCTERACT, qsopt_ex, RAPOSa, scip.
<i>Programación no lineal</i>	CONOPT, filter, lpopt, Knitro, LANCELOT, LOQO, MINOS, OCTERACT, SNOPT.
<i>Programación no lineal entera mixta</i>	BARON, Bonmin, Couenne, FilMINT, Knitro, LINDOGlobal, MINLP, OCTERACT, scip.

4.1.2 Software Python: PYOMO

Python es un lenguaje de programación de alto nivel utilizado en el desarrollo de software, análisis de datos, inteligencia artificial, desarrollo web y muchas otras áreas. Fue desarrollado por el programador holandés Guido van Rossum a principios de los 90. Python es un lenguaje de programación conocido por su sintaxis clara y legible, lo que lo hace ideal tanto para aprender y como para programadores experimentados, lo que lo convierten en un lenguaje ideal para el desarrollo ágil de aplicaciones y scripting en una variedad de áreas [44].

Además, se usa PYOMO, que es una biblioteca de modelado y optimización desarrollada en Python. Esta herramienta ofrece un conjunto de funciones para abordar problemas de optimización matemática de manera intuitiva y expresiva, permitiendo formular y resolver desde problemas de programación lineal hasta problemas más complejos como la programación cuadrática. El desarrollo de PYOMO estuvo a cargo de William Hart y Jean-Paul Watson en el Laboratorio Nacional de Sandia, junto con David Woodruff en la Universidad de California, Davis [44].

4.1.3 Jupyter Notebook

Jupyter Notebook es un entorno de desarrollo interactivo que permite una ejecución de códigos en tiempo real a través del navegador web, se pueden visualizar gráficos o fórmulas escribiendo el comando deseado en la celda correspondiente, lo que ahorra tiempo y ayuda a identificar errores. Jupyter es el sucesor del proyecto IPython. Además, Jupyter ha evolucionado a partir del proyecto IPython, y actualmente es compatible con una serie de lenguajes de programación además de Python [45].

4.1.4 DigSILENT PowerFactory

DIGSILENT PowerFactory es un software usado principalmente para el diseño y análisis de sistemas eléctricos de potencia y aplicado en diversos ámbitos, que van desde el sector comercial hasta entornos industriales y de gran escala. Este paquete computacional fue desarrollado con el objetivo de abordar los desafíos presentes en los sistemas de potencia, y lograr los objetivos fundamentales de planificación y operación [46].

En la actualidad, es ampliamente utilizado por entidades en el sector eléctrico ecuatoriano, como CENACE y TRANSELECTRIC, debido a que les permite llevar a cabo una variedad de estudios eléctricos que proporcionan la información técnica esencial para cumplir con sus responsabilidades y funciones. Toda la información relativa a las barras, líneas de transmisión y transformadores se dispone de la base de datos del software DIGSILENT PowerFactory. A partir de esta base de datos, se recopilarán todos los parámetros y datos requeridos en el modelo matemático de planificación.

4.1.5 Estructura de los programas computacionales

La siguiente figura presenta el diagrama de flujo que describe el procedimiento de la expansión de la generación y la transmisión.

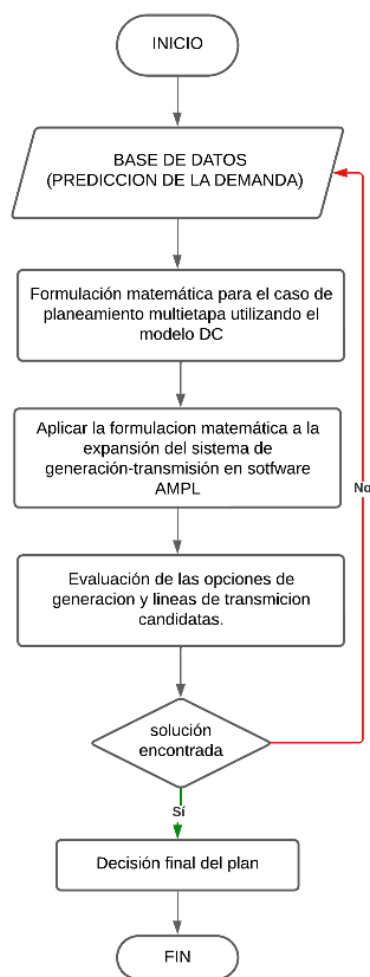


Figura 4.2. Proceso de la solución del algoritmo de expansión generación-transmisión.

4.2 Análisis de datos históricos

4.2.1 Datos históricos

A medida que una región se desarrolla socioeconómicamente, su demanda energética aumenta en relación con el crecimiento de la población, el estudio del PME abarca entre 2018 y 2027, para lo que se extiende la predicción hasta el 2033, cuando se requiere esta extensión del período de estudio para analizar qué trabajos serían requeridos para satisfacer la demanda de potencia en el futuro.

Se utilizan como datos históricos las demandas de potencia máxima anual según las Estadísticas del sector eléctrico ecuatoriano desde el año 2010 al 2022 [4] y los datos proyectados por el PME [31], que se ha clasificado por empresa distribuidora. La información recopilada se puede observar en la Figura 4.3:

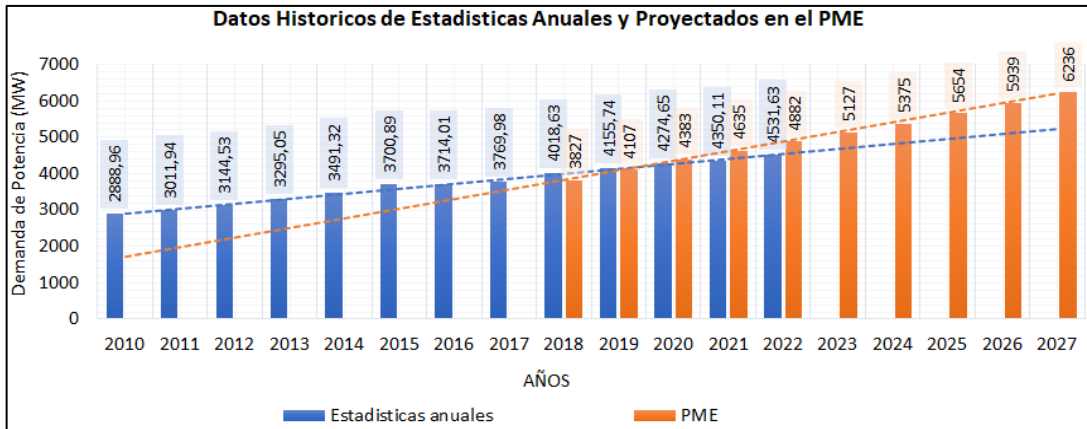


Figura 4.3. Datos Históricos de Estadísticas Anuales y Projectados en el PME

Asimismo, para la clasificación por unidad de generación se usan las publicaciones en las Estadísticas del sector eléctrico ecuatoriano [4] y por el PME [31], la información recopilada se puede observar en la Figura 4.4:

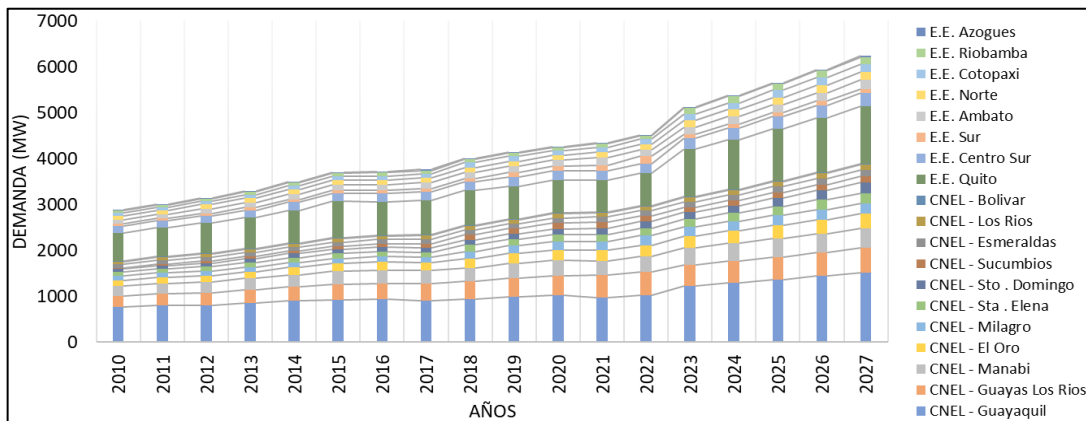


Figura 4.4. Datos Históricos de Requerimiento de Potencia por Empresa

Estos datos en MW representan el escenario más exigente en términos de carga para el sistema eléctrico, el cual garantiza el suministro energético en momentos de mayor consumo, evitando posibles cortes de energía debido a una capacidad insuficiente.

4.2.2 Clasificación de la información y selección de variables de entrada

La base de datos se guarda en un archivo de Excel, que incluye: información mensual del aporte de potencia por unidad de distribución durante el periodo 2010 al 2022 y los requerimientos de potencia proyectados por el PME hasta el año 2027.

El siguiente paso fue determinar las variables de entrada para el modelo de programación, estas variables proporcionaran la información necesaria para que la red neuronal valide los datos y realice con precisión la predicción de la demanda de potencia.

Los datos clasificados por unidad de distribución que serán las series de tiempo a utilizar en la programación y prueba del modelo de predicción se exportan en archivos .csv de Excel, organizados por Tiempo (año, mes, día) y MW.

Tabla 4.2.1. Variables seleccionadas

<i>Variable</i>	<i>Descripción</i>	<i>Unidad de medida</i>	<i>Tipo</i>
Años	Tiempo en el cual se efectuó la medición.	Mes, Dia	Independiente
Demanda máxima requerida por el sistema	Cantidad de energía eléctrica necesaria para satisfacer las necesidades de los consumidores.	MW	Dependiente

La variable dependiente es la demanda de potencia máxima anual, mientras que las variables independientes son las variables de entrada que proporcionan la información necesaria para realizar con precisión la predicción de la demanda de potencia. Estas variables de entrada son las demandas de potencia máxima anual históricas y proyectadas por el PME, clasificadas por unidad de distribución y organizadas por tiempo (año, mes, día) y MW. Es importante destacar que la variable dependiente es la que se desea predecir, mientras que las variables independientes son las que se utilizan para hacer la predicción.

Para una comprensión más detallada de este proceso, se proporciona el código correspondiente en el Anexo E, en donde se muestra el proceso para cargar los datos en un entorno de Jupyter Notebook, utilizando las bibliotecas de NumPy y Pandas, y posteriormente para generar las figuras Matplotlib.

4.2.3 Validación de los datos

Para determinar la cantidad adecuada de datos para el entrenamiento, el conjunto de datos debe tener un tamaño adecuado que permita obtener resultados significativos. Para lograr esto, se optó por dividir los datos en dos conjuntos:

- **Entrenamiento:** Los datos históricos empleados para el proceso de entrenamiento se fundamentan en el periodo comprendido entre el mes de enero del 2010 al mes de agosto del 2023.
- **Prueba:** Los datos proyectados por el PME serán empleados para el proceso de entrenamiento y se fundamentan en el periodo comprendido entre el mes de septiembre del 2010 al mes de diciembre del 2027.

Es decir que el 76% de los datos históricos se destinaron al entrenamiento, mientras que el 24% restante se reservó para validar los resultados obtenidos, esto se puede observar en la Figura 4.5 y el código en el Anexo E.

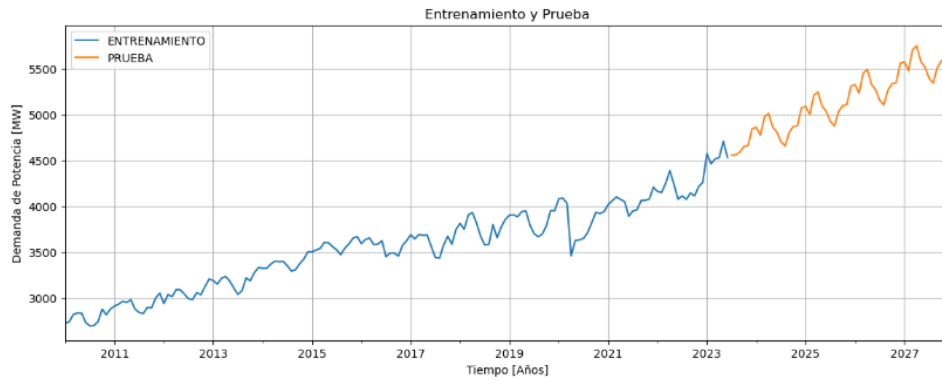


Figura 4.5 Datos de Entrenamiento y Prueba

4.3 Tratamiento de datos

En este apartado se toma como referencia el procedimiento aplicado por Diaz K [47] en su trabajo de titulación.

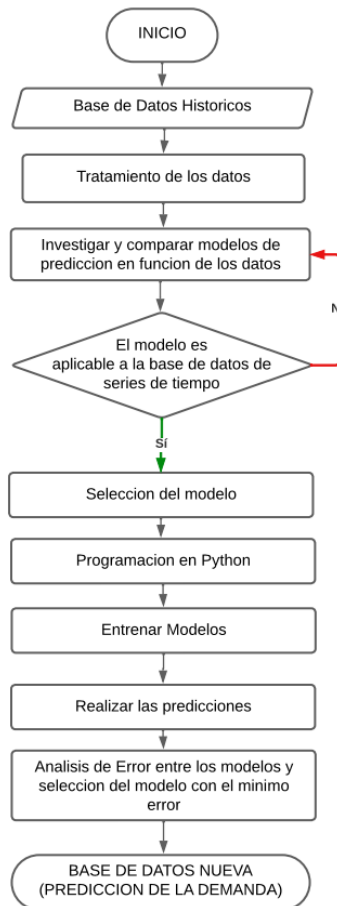


Figura 4.6. Proceso de selección del modelo de Red Neuronal.

4.3.1 Análisis de estacionalidad de la serie

La estacionalidad en series temporales se refiere a los patrones recurrentes y predecibles que se repiten en ciertos intervalos de tiempo (regulares), para predecir el comportamiento futuro de la serie. Para el análisis de estacionalidad de la serie el entorno de Jupyter Notebook se utiliza la función *seasonal_decompose* de la librería *statsmodels.tsa.seasonal* para descomponer la serie temporal en formato de fecha y hora utilizando *pd.to_datetime* de pandas, asegurando que el índice esté en un formato adecuado para el análisis de series temporales.

Se indica que el modelo de descomposición, son aditivos si los datos tienden a incrementarse con el paso del tiempo, pero la magnitud del cambio estacional sigue siendo la misma y son multiplicativos cuando magnitud de los cambios estacionales se incrementa con el paso del tiempo a medida que aumentan los datos.

Este procedimiento se indica en el Anexo E, y se pueden observar en la Figura 4.7 los componentes principales de la serie temporal, que son:

- **Tendencia:** Representa la dirección general de los datos a lo largo del tiempo.

Los datos históricos mostraban una tendencia ascendente y en el análisis estacional se confirma esta tendencia, lo que indica un aumento general en la demanda de potencia a lo largo del tiempo.

- **Estacionalidad:** La estacionalidad captura las oscilaciones que se repiten a intervalos regulares de tiempo (meses, semanas, días).

Se puede observar en la gráfica de estacionalidad los patrones recurrentes dentro de los datos de potencia por cada 12 meses.

- **Componente Residual:** Este componente representa el error o la variación aleatoria en los datos que no se explica por la tendencia ni por la estacionalidad

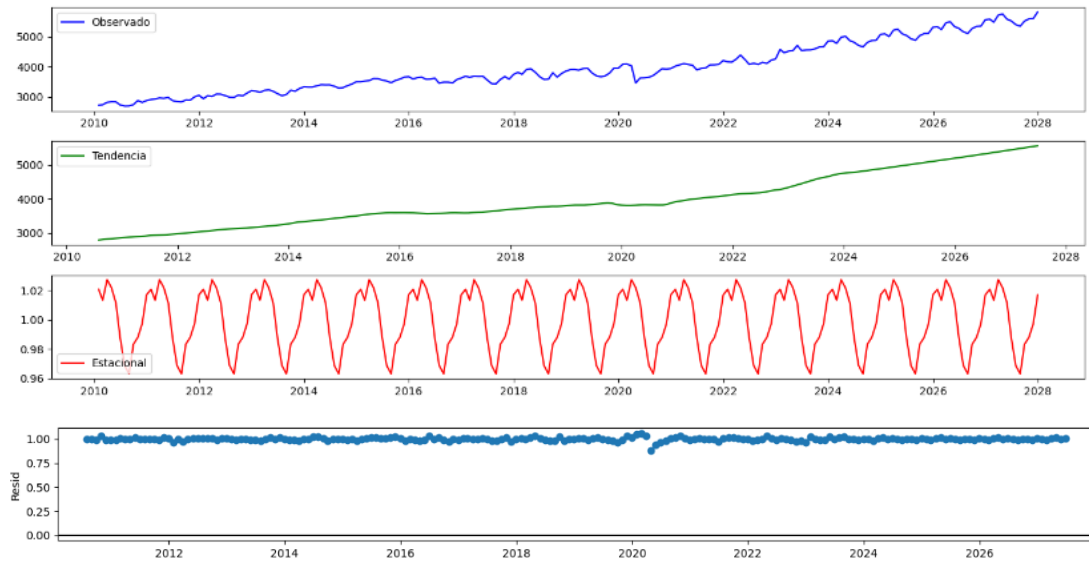


Figura 4.7. Análisis de estacionalidad

4.3.2 Prueba ADF

La Prueba de Dickey-Fuller Aumentada (ADF) es utilizada para determinar si una serie temporal tiene una raíz unitaria, lo que indica que los datos son no estacionarios, en la práctica se aplica para evaluar si la serie temporal tiene tendencia estocástica.

Para implementar la prueba ADF se utiliza la función *adfuller* de *statsmodels.tsa.stattools* y los resultados se almacenan en la variable *result*.

La prueba ADF sigue una estructura de hipótesis nula y alternativa:

- **Hipótesis Nula (H0):** La serie temporal tiene una raíz unitaria, lo que indica que los datos son no estacionarios.
- **Hipótesis Alternativa (H1):** La serie temporal no tiene una raíz unitaria, lo que indica que los datos son estacionarios.
- Si la estadística de prueba es menor que los valores críticos dados (generalmente 5%), se rechaza la hipótesis nula y se concluye que los datos son estacionarios.

El código se encuentra en el Anexo E y los resultados de la prueba indican lo siguiente:

- **Estadística de prueba ADF:** 0.451457. Es un valor calculado que se utiliza para evaluar si los datos de la serie temporal tienen una raíz unitaria la misma que indica que los datos no son estacionarios, lo que significa que la media y la varianza cambian con el tiempo.
- **Valor p:** 0.983321. Es una medida de la probabilidad de observar los datos si la hipótesis nula fuera cierta. La hipótesis nula (H0) es que los datos tienen una raíz

unitaria y, por lo tanto, no son estacionarios. En el caso de que el valor p sea menor que 0.05, se rechaza la hipótesis nula y se concluye que los datos son estacionarios.

- **Valores críticos:** El valor p (0.983321) es significativamente mayor que el nivel de significancia comúnmente utilizado de 0.05.

La serie temporal de demanda de potencia no muestra un comportamiento estacionario, porque la media de la serie está cambiando a medida que avanza el tiempo, los MW están aumentando con los años, lo que se refleja en una tendencia positiva y probablemente estocástica en el tiempo.

4.3.3 Función de autocorrelación (ACF)

Se importa la función *plot_acf* de *statsmodels.graphics.tsaplots* para trazar la gráfica de autocorrelación.

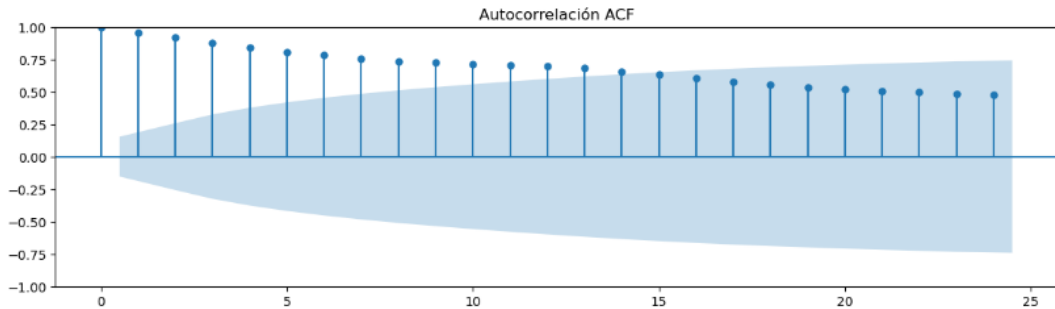


Figura 4.8. Función de autocorrelación

En la Figura 4.8 se muestra que las autocorrelaciones decaen lentamente a medida que aumenta el rezago, esto significa que las observaciones están altamente correlacionadas con las observaciones anteriores, lo cual es consistente con una serie temporal no estacionaria con una tendencia creciente.

Si las observaciones están fuertemente influenciadas por sus valores anteriores se sugiere una memoria a largo plazo en la serie temporal, porque esto implica que los patrones o tendencias observadas en los datos históricos tienden a persistir en el futuro.

En la literatura se puede encontrar que una gráfica ACF que decae lentamente es un indicador común de un proceso autorregresivo (AR) en un modelo ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), ya que capturan la dependencia lineal entre las observaciones a través del tiempo. Sin embargo, dado que la serie temporal de demanda de potencia exhibe una tendencia clara y datos cada 12 meses, el modelo SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) puede ser más apropiado para capturar la estructura temporal de la serie.

4.3.4 Normalización de los datos

Normalizar los datos es el proceso de escalar la información para que estén en un rango particular, para lo cual se importa el `MinMaxScaler` de la biblioteca `sklearn.preprocessing`, que se utiliza para ajustar y transformar datos numéricos de manera que estén dentro de un rango específico, comúnmente entre 0 y 1.

Este escalador ajusta cada característica de los datos para que los valores estén dentro del rango especificado, este procedimiento se puede encontrar en el Anexo E.

Al mantener los valores dentro de un rango limitado, se puede mejorar la estabilidad de los modelos durante el entrenamiento y la predicción, lo que resulta útil cuando se trabaja con algoritmos que son sensibles a la escala de las características, como las redes neuronales.

4.4 Comparación de modelos para la predicción de series temporales

De acuerdo con lo analizado en los apartados anteriores se exploran los aspectos más destacables de los modelos para la serie de tiempo que se maneja, con el objetivo de escoger el más adecuado según los requisitos específicos del estudio, como se detalla en la Tabla 4.4.1:

Tabla 4.4.1. Comparación de modelos

<i>Modelo</i>	<i>Ventajas</i>	<i>Desventajas</i>
<i>Modelo LSTM</i>	Capacidad para capturar dependencias a largo plazo en datos secuenciales. Su capacidad de estar equipadas con muchas capas, lo que las hace adaptables y precisas en el procesamiento de secuencias largas.	Las celdas LSTM tienen una puerta adicional y, por lo tanto, son más complejas y tardan más en entrenarse. Sensibilidad a la calidad de los datos La técnica del Backpropagation tiene una tendencia al sobreajuste, lo que puede requerir técnicas de regularización
<i>Modelo SARIMA</i>	Capacidad para modelar series estacionales y no estacionales. Generaliza todos los modelos de ARIMA, convirtiéndola en una herramienta versátil.	Al igual que el modelo ARIMA, el modelo SARIMA requiere la identificación de los órdenes de las componentes autorregresiva, integrada, de media móvil y de estacionalidad, lo que puede ser un proceso extenso.
<i>Modelo GRU</i>	Capacidad para manejar secuencias de longitud variable, lo que es útil para el procesamiento de datos secuenciales. Controlar el flujo de información en la red, lo que ayuda a reducir el problema de desvanecimiento de gradientes. Menor complejidad computacional.	Menor capacidad para capturar dependencias a largo plazo. Es sensible a la calidad de los datos, por lo que su efectividad puede estar condicionada a la disponibilidad de datos.

4.5 Diseño de las redes neuronales

Tabla 4.5.1. Descripción de las redes aplicadas

<i>Modelo</i>	<i>Librerías</i>	<i>Descripción</i>
<i>1.LSTM con Timeseries Generator</i>	import TimeseriesGenerator, Sequential, Dense, LSTM, tensorflow	Modelo secuencial con una capa de entrada LSTM de 200 neuronas y una capa de salida Densa con una neurona. Se emplea el optimizador “Adam” y medida de pérdida “mse”.
<i>2.LSTM</i>	import Sequential, Dense, LSTM, tensorflow	Se crea una secuencia de longitud n_input (12 meses) para cada conjunto de datos de entrada y un modelo secuencial (Sequential). Se agrega una capa LSTM con 180 unidades, función de activación ReLU, una capa densa con una unidad (ya que se está prediciendo un solo valor). Se compila el modelo con el optimizador 'adam' y la función de pérdida 'mse' (Mean Squared Error). Finalmente, se extraen las listas de pérdida del historial de entrenamiento (loss) y del historial de validación (val_loss).
<i>3.SARIMA</i>	import Sequential, SARIMAX, adfuller, seasonal_decompose, product, mean_squared_error	Se ajusta la frecuencia de los datos de entrenamiento y prueba a 'M' (mensual) y se define los parámetros en orden (p, d, q) y del componente estacional (P, D, Q, S). En este caso, se realiza un bucle anidado para iterar a través de todas las combinaciones posibles de orden y seasonal_order y se seleccionan las 5 combinaciones con el menor MSE. El proceso es extenso y una vez terminado se utiliza la mejor combinación.
<i>4.GRU</i>	import Sequential, GRU, Dense	Se crea un modelo secuencial (<i>Sequential</i>) y se añade una capa GRU con 200 unidades y función de activación ReLU, seguida de una capa densa (Dense) con una unidad (suficiente para modelar la relación entre la entrada y la salida en una predicción de regresión simple). El modelo se compila con el optimizador 'adam' y la función de pérdida 'mse' (Mean Squared Error).

4.5.1 Predicción del conjunto de prueba

Se pueden observar los resultados en la tabla Tabla 4.5.2 y los códigos respectivos en el Anexo E

Tabla 4.5.2. Predicciones del conjunto de prueba Parte A
Graficas de la Base de Datos '0_SNI.csv'

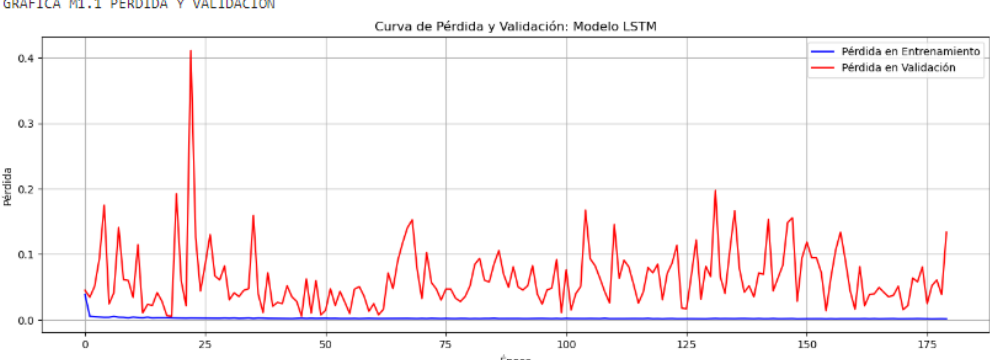
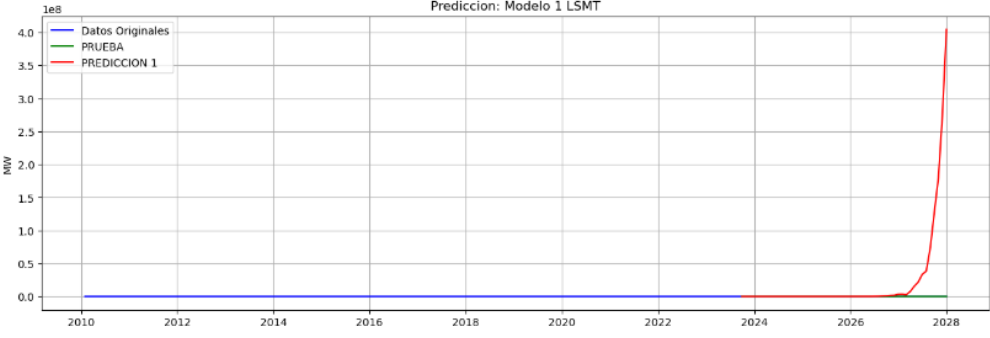
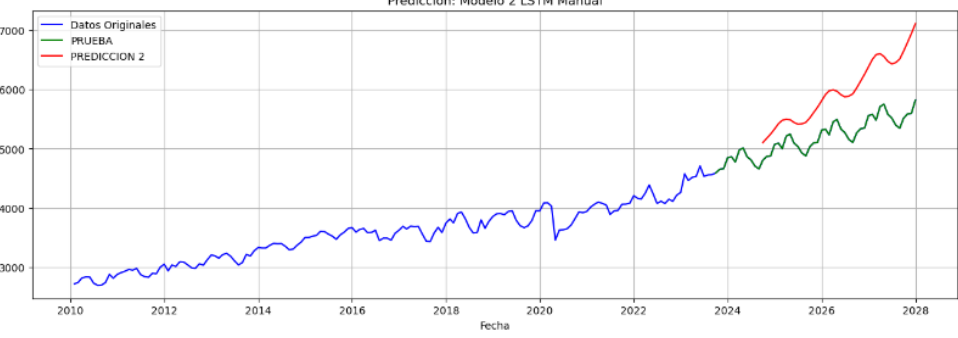
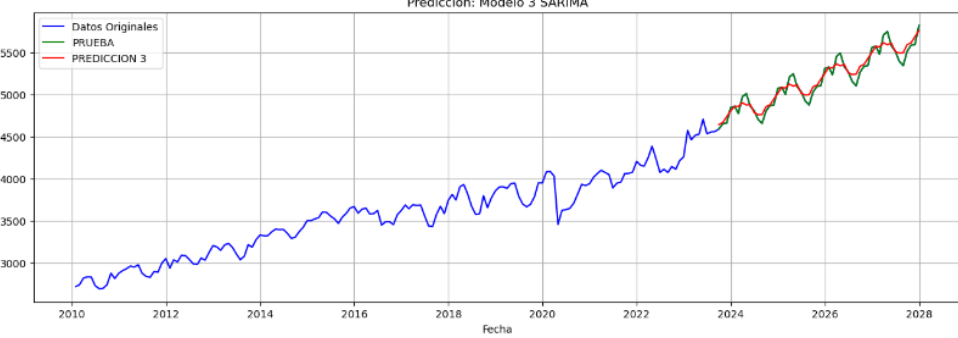
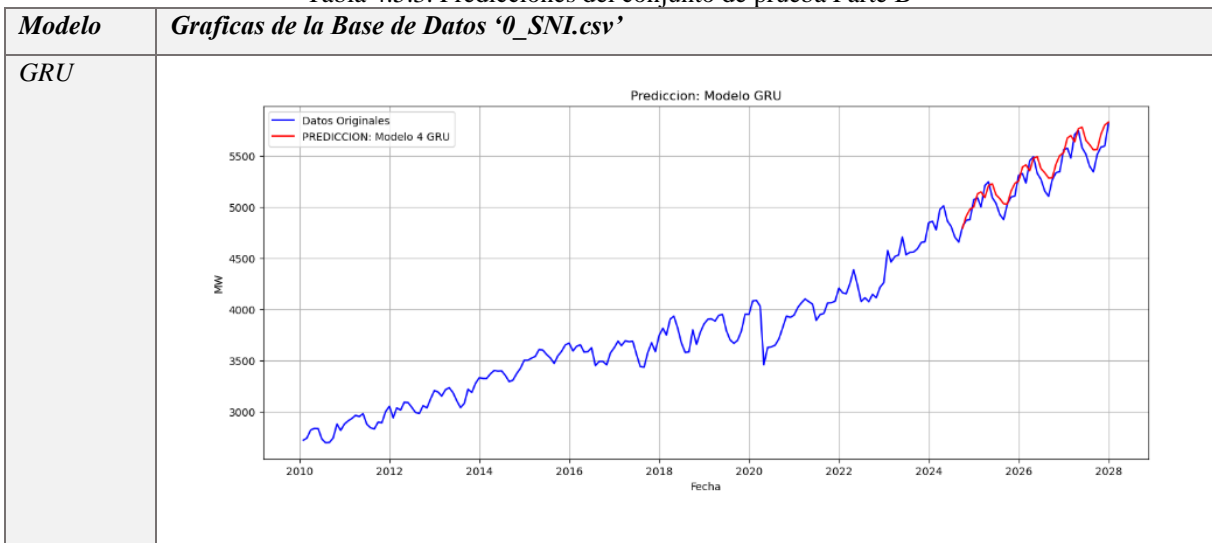
<p>Modelo</p> <p><i>LSTM con Timeseries Generator</i></p>	<p>GRAFICA M1.1 PERDIDA Y VALIDACION</p>  <p>Curva de Pérdida y Validación: Modelo LSTM</p> <p>GRAFICA M1.2 PREDICCIÓN</p>  <p>Predicción: Modelo 1 LSMT</p>
<p><i>LSTM</i></p>	<p>Predicción: Modelo 2 LSTM Manual</p> 
<p><i>SARIMA</i></p>	<p>Gráfica 681 - MSE: 5941.74 - Order: (2, 2, 1), Seasonal Order: (0, 1, 2, 12) - Advertencias: 0</p> <p>Predicción: Modelo 3 SARIMA</p> 

Tabla 4.5.3. Predicciones del conjunto de prueba Parte B



4.5.2 Métricas de evaluación de los modelos de predicción

- **MAE (Mean Absolute Error):** Error Absoluto Medio, mide el promedio de las diferencias absolutas entre las predicciones y los valores reales.
- **MSE (Mean Squared Error):** Error Cuadrático Medio, que mide el promedio de las diferencias al cuadrado entre las predicciones y los valores reales.
- **RMSE (Root Mean Squared Error):** Es la raíz cuadrada del MSE. Proporciona una medida de cuánto se desvían las predicciones de los valores reales.
- **R-Squared (Coeficiente de Determinación):** Mide cuánta varianza en los datos reales es explicada por el modelo.
- **Max Absolute Error:** Valor máximo absoluto de las diferencias entre las predicciones y los valores reales.

Modelo	Resultados
1. LSTM con Timeseries Generator	<pre>SDM(test_data_MW['MW'], pred_1_nuevo[:, 0]) SDM: MAE: 22909106.855634168 MSE: 5683580527975985.0 RMSE: 75389525.32000706 R-Squared: -56984501953.18607 REMSP: 132146.18462026375 maxabs: 404503854.5556251 meanabs: 22909106.855634168</pre>

Modelo	Resultados
2. LSTM	<pre>SDM(test_data_MW['MW'][n_input:], pred_2_nuevo[:, 0])</pre> <p>SDM: MAE: 973.166162109375 MSE: 1124053.6907396317 RMSE: 1060.2139834673148 R-Squared: -15.803637443590802 REMSP: 1.9650017529782207 maxabs: 1796.97705078125 meanabs: 973.166162109375</p>
3. SARIMA	<pre>SDM(test_data_MW['MW'].iloc[:], pred_3_nuevo)</pre> <p>SDM: MAE: 64.05051413914619 MSE: 5941.740002541137 RMSE: 77.0826828966217 R-Squared: 0.9404271492029608 REMSP: 0.14794200190283352 maxabs: 156.12538010176195 meanabs: 64.05051413914619</p>
4. GRU	<pre>SDM(test_data_MW['MW'][n_input:], pred_4_nuevo[:, 0])</pre> <p>SDM: MAE: 104.1791015625 MSE: 15114.865265071392 RMSE: 122.94252830111878 R-Squared: 0.7740457435303996 REMSP: 0.232482766101495 maxabs: 218.99609375 meanabs: 104.1791015625</p>

4.6 Elección de modelo de red neuronal

Para determinar cuál es el modelo de predicción más adecuado, se consideran lo siguiente:

1. MAE (Error Absoluto Medio): Un valor más bajo indica una mejor precisión.
2. MSE (Error Cuadrático Medio): Es el promedio de las diferencias al cuadrado entre las predicciones y los valores reales. Al elevarlo al cuadrado se da más peso a los errores que son grandes.
3. RMSE (Raíz del Error Cuadrático Medio): El valor es una medida de cuánto se desvían las predicciones de los valores reales en la misma escala que los datos originales.
4. R-Squared (Coeficiente de Determinación): Aquellos valores que son más cercanos a 1 indican un mejor ajuste del modelo a los datos.
5. REMSP (Raíz del Error Cuadrático Medio porcentual Exponencial): Los valores más bajos indican una menor dispersión de los errores relativos.
6. Max Absolute Error (Error Absoluto Máximo): Es el valor máximo absoluto de las diferencias entre las predicciones y los valores reales.

7. Mean Absolute Error (Error Absoluto Medio): Mide el promedio de las diferencias absolutas entre las predicciones y los valores reales.

Dado que se busca un modelo con un minimizo de errores, se selecciona aquel que tenga los valores más bajos en estas métricas será considerado mejor. Entonces el Modelo 3 SARIMA tiene el menor MAE, MSE, RMSE, REMSP y Mean Absolute Error, lo que indica que sus predicciones están más cerca de los valores reales en comparación con los otros modelos.

4.6.1 Obtención y clasificación de los datos de predicción

Se especifica el número de puntos a predecir en el futuro y se obtienen los valores utilizando el mismo modelo SARIMA ajustado para el SNI general, la nueva base de datos se exporta en archivos csv.

Para la validación del modelo se aplica para todas las empresas, los resultados se pueden observar en el Anexo E, para la clasificación por empresa se calcula el aporte de cada una con respecto al total.

Descripción:

- Fecha de inicio de predicciones: 2023-09-30
- Fecha de fin de predicciones: 2027-12-31
- Resultados: 2028 al 2033-12-31

Grafica de Predicción:

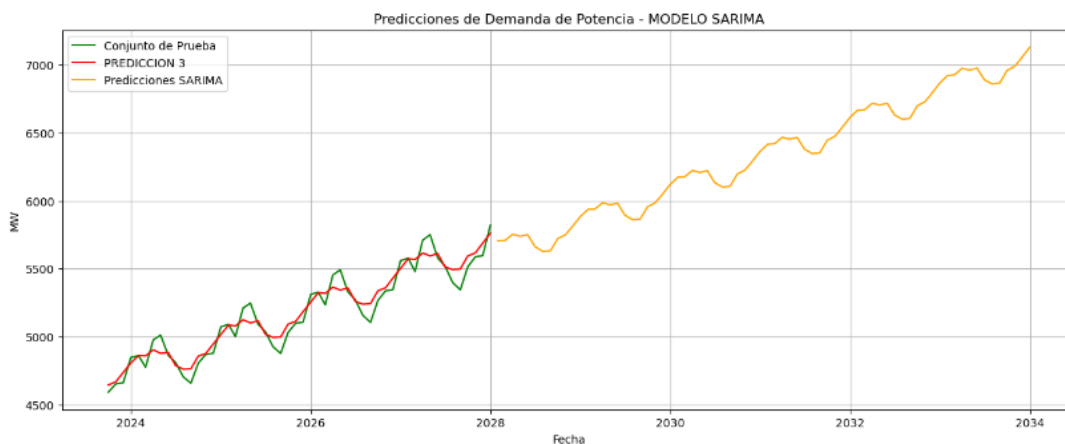


Figura 4.9. Grafica de demanda de potencia SNI al 2033 del modelo SARIMA

Para asignar la participación que tuvo cada empresa a cada barra de 230 kV, primero se calcula cuánto representa cada una en términos de porcentaje en el año 2023. Esto se logra al dividir la

demanda de potencial total del año entre el número de barras, obteniendo así la demanda promedio que debe ser asignada a cada una y para distribuirla entre todas equitativamente.

$$P_{MEDI A} = \frac{P_{AÑO}}{N_{BARRAS\ 230kV}} \quad (7)$$

Al dividir la participación de una barra por la media se obtiene un valor que indica cuántas veces la participación de esa barra es mayor o menor que la media.

$$\% \text{ de Participacion}_{BARRA} = \frac{(P_{BARRA} * 100\%)}{P_{MEDI A}} \quad (8)$$

Este valor ofrece una perspectiva importante sobre la distribución de la demanda y se asigna la participación a cada barra según los porcentajes proporcionados, si el resultado es mayor que 100%, significa que la barra está por encima de la media en términos de participación y por debajo de 100% indica una participación inferior a la media.

4.7 Costos operativos

Para costos operativos según la RGLOSPEE el costo variable de producción para la generación hidroeléctrica es de 2 USD/MWh, valor que estará vigente hasta cuando se realicen los estudios para la determinación de la metodología de cálculo de costos variables de producción de centrales hidroeléctricas [48]. Para el cálculo de los costos operativos anualizados se toma en cuenta que:

$$C_{op\ año} = 8760 * \int Costo_{var} dP \quad (9)$$

En donde:

$C_{op\ año}$ representa el valor del costo operativo anualizado USD anual

P representa la potencia en MW

$Costo_{var}$ representa los costos variables en USD/MWh

4.8 Modelo de optimización

En la literatura especializada se han propuesto diferentes modelos para abordar el problema del planeamiento de la generación y expansión, el modelo descrito en este trabajo corresponde de forma general al modelo DC, teniendo como referencia al modelo planteado por Haffner [5], el cual parte de la información de los valores de demanda previstos para cada año, junto con las

capacidades de generación y transmisión instaladas y candidatas (con sus respectivos costos de operación e instalación), se determina dónde y cuándo se deben realizar las inversiones para que el valor presente [5]. Es importante mencionar que las decisiones sobre inversiones en generación y transmisión se toman simultáneamente, a lo largo de los años que constituyen el horizonte de planificación.

4.8.1 Modelo multietapa DC

La aplicación de este modelo aborda un problema de optimización que considera el crecimiento continuo de la demanda y la generación de energía a lo largo del tiempo, delimitado por un horizonte temporal definido, se aproxima mediante crecimientos discretos que ocurren en años específicos y que definirán las diferentes etapas representadas.

La función objetivo de este problema de optimización presenta una porción relacionada con la inversión, y otra relacionada con la operación. Por otro lado, las restricciones en el modelo están diseñadas para representar las variables físicas del sistema eléctrico de potencia.

A continuación, se presenta la formulación del modelo:

$$\begin{aligned} \text{Min } z = \sum_{t=1}^T \left[\delta_{inv}^t \left(\sum_{(i,j)} c_{ij} n_{ij}^t + \sum_i C_i N_i^t \right) \right. \\ \left. + \delta_{oper}^t \left(\sum_i OC_i^t G_i^t + \sum_j oc_j^t g_j^t + \alpha \sum_k r_k^t \right) \right] \end{aligned} \quad (10)$$

Sujeto a:

$$\sum F_{k,i}^t - \sum F_{i,j}^t + G^t + g^t + r_k^t = d^t \quad ; \forall t \in T \quad (11)$$

$$F_{ij}^t = \left(\sum_{m=1}^t n_{ij}^m + n_{ij}^0 \right) * \left(\frac{\theta_i^t - \theta_j^t}{x_{ij}} \right) \quad ; \forall t \in T \quad (12)$$

$$\sum_{m=1}^t N_i^m \underline{G}_i \leq G_i^t \leq \sum_{m=1}^t N_i^m \bar{G}_i \quad ; \forall t \in T \quad (13)$$

$$\underline{g}_j^t \leq g_j^t \leq \bar{g}_j^t \quad ; \forall t \in T \quad (14)$$

$$0 \leq r^t \leq d^t \quad ; \forall t \in T \quad (15)$$

$$\underline{n}_{ij}^t \leq n_{ij}^t \leq \bar{n}_{ij}^t \quad ; \forall t \in T \quad (16)$$

$$\underline{N}_i^t \leq N_i^t \leq \bar{N}_i^t \quad ; \forall t \in T \quad (17)$$

$$\sum_{t=1}^T n_{ij}^t \leq \bar{n}_{ij} \quad ; \forall t \in T \quad (18)$$

$$\sum_{t=1}^T N_i^t \leq \bar{N}_{ij} \quad ; \forall t \in T \quad (19)$$

$$n_{ij}^t \text{ y } N_i^t \text{ enteros} \quad ; \forall i \in Nb \quad (20)$$

$$\theta_i^t \text{ irrestrictos} \quad ; \forall t \in T \quad (21)$$

$$t = 1, 2, \dots, T. \quad ; \forall ij \in NL \quad (22)$$

La Tabla 4.8.1 muestra la estructura del modelo multietapa DC desarrollada previamente.

Tabla 4.8.1 Estructura del modelo de optimización

Minimizar: Inversión de los costos de operación	(10)
Sujeto a:	
Primera ley de kirchhoff	(11)
Segunda ley de kirchhoff	(12)
Límite máximo y mínimo de potencia para generadores candidatos	(13)
Límite máximo y mínimo de potencia para generadores existentes	(14)
Restricción de la potencia de corte debe ser menor o igual a la demanda	(15)
Restricción de la cantidad de L/T a instalarse.	(16)
Restricción de la cantidad de generadores a instalarse.	(17)
Restricción de la cantidad de L/T total a instalarse	(18)
Restricción de la cantidad de generadores total a instalarse.	(19)
La cantidad de L/T y generadores son números enteros.	(20)
Los ángulos de las barras en i pueden ser valores positivos o negativos	(21)
Periodos de Tiempo	(22)

4.9 Validación del modelo

Sérgio Luis Haffner [5] empleó sistemas eléctricos de prueba como parte de la evaluación de su modelo propuesto. En este caso de estudio, se utiliza el sistema de prueba de 5 barras en 3 etapas para validar el modelo presentado en la sección 4.8.1 y se comparan los resultados obtenidos con los del autor mencionado en la sección 5.1.1.

4.9.1 Sistema de 5 barras 3 etapas

Para ilustrar la aplicación de la planificación de expansión dinámica integrada, se utilizó el sistema de 5 barras ilustrado en la Figura 4.15.

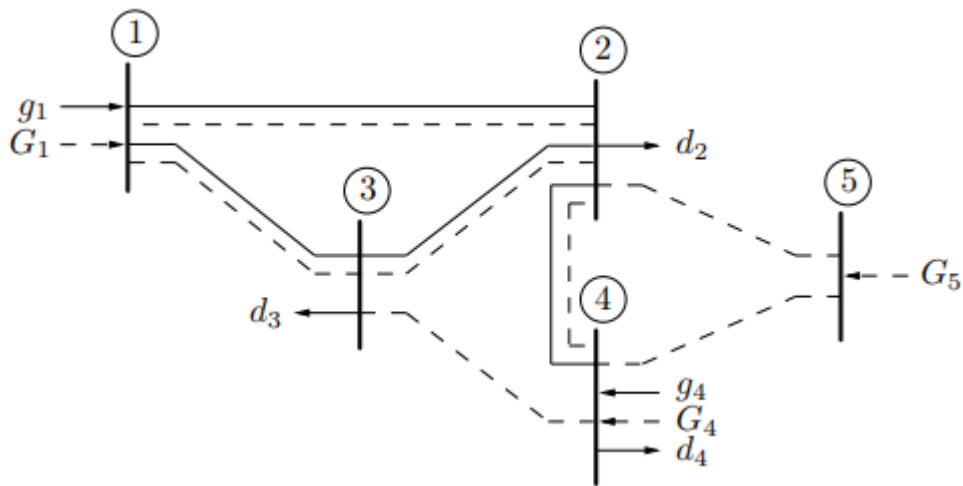


Figura 4.10. Sistema de 5 barras

La validación del modelo se lleva a cabo utilizando los datos y resultados obtenidos por Luis Haffner [5], en el sistema de prueba, los datos de líneas y generadores existentes como candidatos se pueden observar en el Anexo C. A continuación, se muestra en resumen la estructura del sistema:

Tabla 4.9.1 Características del sistema

<i>TIPO</i>	<i>CANTIDAD EXISTENTES</i>	<i>CANTIDAD CANDIDATAS</i>	<i>OBSERVACIONES</i>
<i>Barras</i>	5	-	1-2-3-4-5
<i>Líneas</i>	4	7	Existente: Línea continua Candidata: Línea discontinua
<i>Generadores</i>	2	3	Existente: g1, g4 Candidata: G1, G4, G5

El horizonte de planificación abarca 3 etapas, el cual se divide en 2, 3 y 5 años respectivamente Fig 4.16. Para cada etapa se considera los siguientes aspectos: una demanda creciente en el tiempo ver **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**, una misma capacidad y costos de operación de MW en los generadores existentes y candidatos ver **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**, para las líneas de transmisión existentes y candidatas los se evidencian en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**. Inversión y operación en función del tiempo Figura 4..

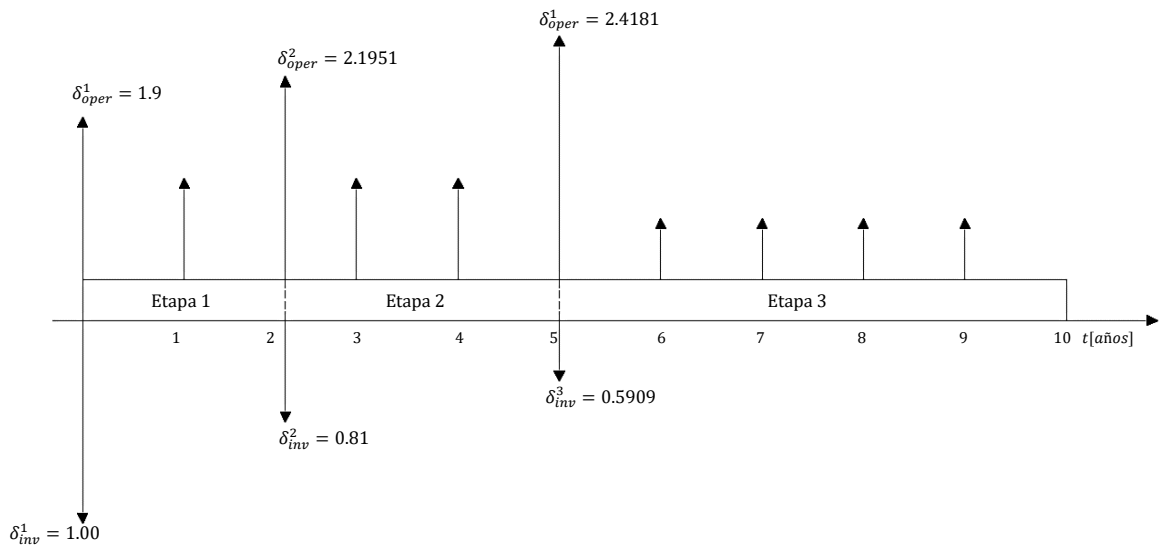


Figura 4.11. Factores de descuento de las etapas con duración de 2,3,5 años

4.10 Caso de estudio

Para el caso de estudio del Sistema Nacional de Interconexión (SNI) de Ecuador se ha tomado como referencia el trabajo previo realizado por [49], el cual abordó una reducción del sistema con el objetivo de simplificar y administrar la gran cantidad de datos involucrados. Dentro del mismo sistema, es posible resaltar las siguientes modificaciones:

1. En la barra de San Rafael 500 kV se introduce como un equivalente un equivalente que reemplaza a los elementos aguas abajo en coca codo Sinclair (generadores y transformadores) G_HPAS_CCS_U1-8.
2. En la barra de Due 230 kV se introduce como un equivalente que reemplaza a los elementos aguas arriba (generadores y transformadores) G_HPAS_Due_U1-U2-U3.
3. En la barra de Manduriacu 230 kV se introduce como un equivalente que reemplaza a los elementos aguas arriba (generadores y transformadores) G_HPAS_MAND_U1-U2

4. En la barra de Minas San Francisco 230 kV se introduce como un equivalente que reemplaza a los elementos aguas arriba (generadores y transformadores) MSFR
5. En la barra de Zhoray 230 kV se introduce como un equivalente que reemplaza a los elementos aguas abajo (generadores y transformadores) G_HEMB_MAZA_U1-U2.
6. En la barra de Sopladora 230 kV se introduce un equivalente que reemplaza a los elementos aguas abajo (generadores y transformadores) G_HPAS_SOPL_U1-U2-U3.
7. En la barra de San Bartolo 230 kV se introduce un equivalente que reemplaza a los elementos aguas abajo (generadores y transformadores) G_HPAS_SBAR_U1-U2-U3.
8. En la barra de Normandia 230 kV se introduce un equivalente que reemplaza a los elementos aguas abajo (generadores y transformadores) G_HPAS_Normandia_U1-5.
9. En la barra de San Francisco 230 kV se introduce un equivalente que reemplaza a los elementos aguas abajo (generadores y transformadores) G_HPAS_SFRA_U1-U2.
10. En la barra de Baba 230 kV se introduce un equivalente que reemplaza a los elementos aguas abajo (generadores y transformadores) G_HEMB_BABA_U1-U2.

Además, se ha tenido en cuenta la información presente en el actual Plan Maestro de Electricidad (PME) [28], lo que permite obtener un caso de estudio en el anillo de 230 kV. La información detallada que abarca datos específicos sobre la demanda, barras, líneas de transmisión y generadores, se presenta en detalle en el Anexo D.

El sistema que se está analizando se compone de 57 barras, 21 generadores y 87 líneas de transmisión. A continuación, se presenta el diagrama unifilar correspondiente al sistema. Para realizar la expansión del modelo propuesto, se consideraron como candidatos de expansión las unidades de generación y líneas de transmisión consideradas en el PME para el anillo de 230 kV.

4.10.1 Producción de energía eléctrica

4.10.1.1 Predicción de la Demanda

La predicción de la demanda se basa en los resultados proporcionado por el modelo SARIMA, se detallan en la Tabla 4.10.1 los requerimientos proyectados para cada empresa distribuidora y unidad de negocio de CNEL EP.

Tabla 4.10.1. Resultados predicción por empresa eléctrica - Modelo SARIMA

<i>Empresa</i>	<i>2023</i>	<i>2024</i>	<i>2025</i>	<i>2026</i>	<i>2027</i>	<i>2028</i>	<i>2029</i>	<i>2030</i>	<i>2031</i>	<i>2032</i>	<i>2033</i>
<i>CNEL Guayaquil</i>	1165	1215	1276	1339	1406	1476	1549	1625	1705	1787	1873
<i>CNEL Guayas Los Rios</i>	427	440	454	468	482	496	511	525	539	553	567
<i>CNEL Manabi</i>	353	359	368	378	388	398	408	418	428	438	448
<i>CNEL El Oro</i>	249	257	268	280	292	304	316	328	341	353	366
<i>CNEL Milagro</i>	181	186	194	201	209	217	226	234	243	252	261
<i>CNEL Sta . Elena</i>	172	175	183	190	197	204	211	218	224	230	237
<i>CNEL Sto . Domingo</i>	130	160	184	199	216	239	263	286	310	336	363
<i>CNEL Sucumbios</i>	103	101	107	113	119	125	131	136	142	148	154
<i>CNEL Esmeraldas</i>	115	120	124	128	132	136	139	142	145	148	151
<i>CNEL Los Rios</i>	90	91	92	93	94	98	101	103	105	107	110
<i>CNEL Bolivar</i>	22	22	23	23	24	24	25	26	26	27	28
<i>CNEL EP</i>	3007	3125	3273	3414	3560	3718	3879	4041	4208	4380	4557
<i>E.E. Quito</i>	971	994	1031	1068	1106	1143	1180	1218	1255	1292	1330
<i>E.E. Centro Sur</i>	230	236	245	254	263	272	281	291	301	311	321
<i>E.E. Sur</i>	77	79	81	83	85	272	89	91	93	95	98
<i>E.E. Ambato</i>	150	159	150	162	166	87	175	179	182	188	192
<i>E.E. Norte</i>	136	137	141	149	153	160	166	172	178	184	190
<i>E.E. Cotopaxi</i>	131	135	142	150	158	167	176	185	195	205	216
<i>E.E. Riobamba</i>	126	121	135	136	142	142	145	146	147	147	148
<i>E.E. Azogues</i>	20	21	21	22	22	23	23	23	23	23	22
<i>Empresas Eléctricas</i>	1841	1881	1947	2023	2096	2266	2236	2304	2374	2445	2516
<i>Total General</i>	4848	5049	5257	5475	5701	5937	6183	6438	6705	6982	7271

4.10.1.2 Costos de generación

La construcción de infraestructuras hidroeléctricas implica altos costos de inversión y largos períodos de desarrollo, sin embargo, los costos operativos son muy bajos, lo que equivale a costos de producción de energía igualmente bajos. Los costos operativos como lo señala la disposición transitoria sexta del RGLOSPEE el costo variable de producción para la generación hidroeléctrica es de 2 USD/MWh, valor que estará vigente hasta cuando se realicen los estudios

para la determinación de la metodología de cálculo de costos variables de producción de centrales hidroeléctricas [48].

Las fuentes de energía, como la generación con biomasa es una opción económicamente viable, especialmente si se utiliza material orgánico disponible localmente, los costos pueden variar dependiendo de factores como la disponibilidad. Las energías renovables no convencionales, como la eólica y la solar, están experimentando una reducción significativa en los costos de instalación y operación en los últimos años. Aunque la inversión inicial puede ser alta, los costos operativos suelen ser bajos.

Para la generación termoeléctrica, la construcción y operación de plantas termoeléctricas resultan costosas, además, las emisiones de gases de efecto invernadero asociadas con la quema de combustibles fósiles pueden plantear preocupaciones ambientales lo que a menudo conlleva costos adicionales para su regulación y mitigación de impactos. Para los costos operativos y de inversión de estas centrales se toma como referencia el proyecto de investigación de Aguaiza, C y Ortiz, P [50] y del informe anual de costos de tecnologías de generación del CNE [51].

Tabla 4.10.2. Costo de inversión por tecnología. [51]

<i>Tecnología</i>	<i>Costo de Inversión (USD/kW)</i>
Mini-hidráulica	3565
Hidráulica de pasada	4050
Hidráulica de embalse	2180
Térmica diésel	687
Térmica a gas natural (CA)	800
Térmica a gas natural (CC)	1048
Térmica a carbón	3000
Térmica a biomasa	3100
Térmica a biogás	3500
Geotérmica	5870
Solar fotovoltaica	970
Eólica	1361

4.10.1.3 Proyectos de generación contemplados en el PME

Para el desarrollo de este trabajo se detallan los proyectos incluidos los ajustes del capítulo 4 del Plan Maestro de Electricidad (PME) vigente como posibles expansiones de generación.

Tabla 4.10.3 Características de las centrales de generación del PME [2020-2022]. [52]

Año de entrada en operación	Proyecto / Central	Tipo	Potencia Nominal (MW)
2020	San José de Minas	ERNC (Hidroeléctrico)	5,95
2021	Chalpi Grande	ERNC (Hidroeléctrico)	7,59
2021	Toachi Pilatón, Central Sarapullo	Hidroeléctrico	49
2021	Minas de Huaschachaca	ERNC (Eólico)	50
2021	Toachi Pilatón, Central Alluriquín	Hidroeléctrico	205,4
2022	El Aromo	ERNC (Fotovoltaico)	200
2022	Sabanilla	ERNC (Hidroeléctrico)	30
2022	Mazar - Dudas, Central San Antonio	ERNC (Hidroeléctrico)	7,19

Tabla 4.10.4 Características de las centrales de generación del PME [2023-2031]. [52]

Año de entrada en operación	Proyecto / Central	Tipo	Potencia Nominal (MW)
2023	Machala Gas Tercera Unidad	Termoeléctrico	77,00
2023	Villonaco III	ERNC (Eólico)	110,00
2023	Maravilla	ERNC (Hidroeléctrico)	9,00
2024	La Magdalena	ERNC (Hidroeléctrico)	20,00
2024	Mazar - Dudas, Central Dudas	ERNC (Hidroeléctrico)	7,38
2024	Soldados Yanuncay, Central Soldados	ERNC (Hidroeléctrico)	7,20
2024	Machala Gas Ciclo Combinado	Termoeléctrico	110,00
2024	Chorrillos	ERNC (Hidroeléctrico)	4,00
2024	El Salto	ERNC (Hidroeléctrico)	30,00
2024	Soldados Yanuncay, Central Yanuncay	ERNC (Hidroeléctrico)	14,60
2025	Quijos	Hidroeléctrico	50,00
2026	Bloque CCGN Etapa I	Termoeléctrico	400,00
2028	Chachimbiro	ERNC (Geotérmico)	50,00
2028	Chontal	Hidroeléctrico	194,00
2029	Paute - Cardenillo	Hidroeléctrico	595,60
2030	Santiago Etapa I	Hidroeléctrico	1200,00
2031	Santiago Etapa II	Hidroeléctrico	1200,00

4.10.2 Transporte de energía eléctrica

4.10.2.1 Costos de inversión en transmisión

Se toman como referencia datos de costo unitarios del plan de equipamiento de obras establecido por el Sistema Nacional de Transmisión para el período 2010-2020 [53].

Tabla 4.10.5 Costos unitarios de inversión en transmisión [53].

Tipo	Tension Nominal (kV)	Unidad	Costo Unitario (M USD)
LT 230 KV Doble Terna ACAR_1X750	230	km	0,14920
LT 230 KV Doble Terna ACSR BLUEJAY_1113	230	km	0,15230
LT 230 KV Doble Terna ACAR_1X1200	230	km	0,192987
LT 500 KV Doble Terna ACAR_4X1100	500	km	0,217000

4.10.2.2 Proyectos de transmisión contemplados en el PME

Para el desarrollo de este apartado se detallan a continuación una tabla con los proyectos de transmisión según Plan Maestro de Electricidad (PME) vigente.

Tabla 4.10.6 Características de las líneas de transmisión candidatas. Parte A [52]

Línea de Transmisión	Número de Circuitos	Distancia (km)	Voltaje (kV)	Capacidad (MW)
Chorrillos - Pasaje C1 - C2	2	210,5	500	866
Chorrillos - Taday C1 - C2	2	160	500	1732
Chorrillos - Posorja C1 - C2	2	100,41	500	1732
Pasaje - Piura C1 - C2	2	337,2	500	1732
Piura - Niña	1	87,04	500	1732
Zamora - Pasaje C1 - C2	2	180	500	1732
Zamora - Taday C1 - C2	2	90	500	1732
Inga - Tisaleo	1	16,91	500	1732
Chorrillos - N.Proesperina	1	13,63	230	332
Frontera - Zorritos L - 2280	1	55	230	332
Min S. Francisco - Pasaje C1 - C2	2	19	230	332
Pimampiro - Jamondino C3 - C4	2	82,3	230	332
Pomasqui - Pimampiro C3 - C4	2	138,7	230	332

Tabla 4.10.7. Características de las líneas de transmisión candidatas. Parte B [52]

Línea de Transmisión	Número de Circuitos	Distancia (km)	Voltaje (kV)	Capacidad (MW)
S. Idelfonso - Pasaje	2	23	230	332
Sta . Rosa - Alluriquin C2	1	78,3	230	342
Alluriquin - Sto . Domingo C2	1	39,15	230	342
S. Gregorio - S . Juan	1	41	230	325
Milagro - Machala C2	1	135,2	230	494
Tisaleo - Totoras C1	1	22,644	230	494
Machala - Frontera C2 L - 2280	1	55	230	332
Esclusas - Duran C2	1	37,5	230	494
Milagro - Durán C2	1	36,8	230	494
Milagro - Esclusas C2	1	54	230	225
Sopladora - Taday C2	1	31,775	230	494
Zhoray - Sinicay C2	1	52	230	332

5 RESULTADOS

En este capítulo se muestran los resultados obtenidos de los casos de estudio presentados en la sección 4.10. En primer lugar, en la sección 4.9.1, se muestra un modelo base el cual sirve como referencia para validar el caso de estudio, los resultados del sistema 5 barras y 3 etapas se evidencian en la sección 5.1.1. Luego, en la sección 5.1.2 se muestran los resultados obtenidos en el caso de estudio.

5.1.1 Resultados del sistema de 5 barras y 3 etapas.

La evaluación se realizó con la formulación del modelo matemático descrito en la sección 4.8.1, las restricciones y la función objetivo se configuran en lenguaje de AMPL. La primera etapa describe la necesidad de incluir una línea de transmisión entre las barras 3-4. En la Tabla 4.10.2 se muestra en resumen los resultados de las L/T y en la Tabla 4.10.3 los resultados de generación todo en p.u. obtenidos en AMPL.

5.1.1.1 Resultados Etapa 1

Tabla 4.10.1 Resultados del modelo de prueba para la Etapa 1, duración 2 años

Etapa 1

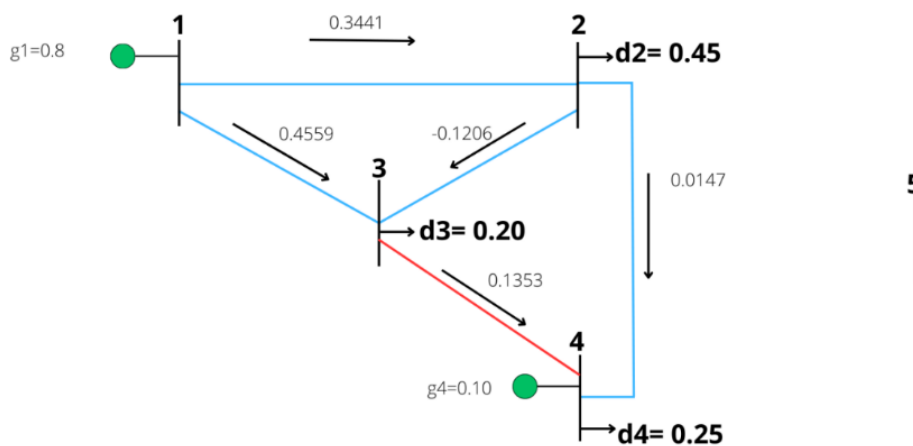


Figura 5.1. Resultados del programa AMPL _ Etapa 1

Etapa 1

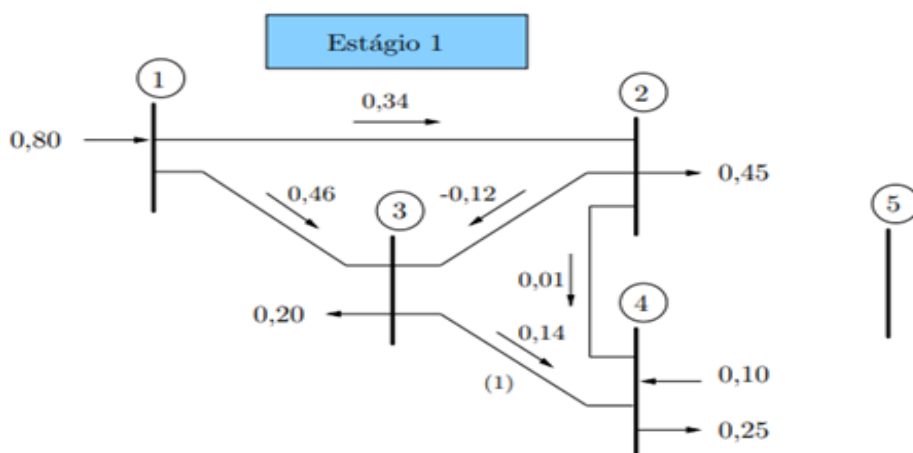


Figura 5.2. Resultados Haffner Etapa 1. [5]

Tabla 4.10.2 Comparación de resultados Etapa 1. L/T

Líneas De Transmisión					
L/T		Resultados AMPL		Resultados [5]	
DE	A	Flujo	Nuevas	Flujo	Nuevas
1	2	0,3441	-	0,34	-
1	3	0,4559	-	0,46	-
2	3	-0,1206	-	-0,12	-
2	4	0,0147	-	0,01	-
3	4	0,1353	1	0,14	1

Tabla 4.10.3 Comparación de resultados Etapa 1. Generación

Generadores						
Barra	Resultados AMPL			Resultados [5]		
	MW [pu]	Ni	MW [pu]	MW [pu]	Ni	MW [pu]
1	0.8	-	-	0.8	-	-
4	0.1	-	-	0.1	-	-

5.1.1.2 Resultados Etapa 2

La segunda etapa se describe la necesidad de incluir una línea de transmisión entre las barras 1-3, 2-3 y 3-4. En los generadores se identifica que el generador en la barra 4 no despacha potencia, sin embargo, en la barra 1 se instala un generador. En la Tabla 4.10.5 se muestra en resumen los resultados de las L/T y en la tabla Tabla 4.10.6 los resultados de generación todo en p.u. obtenidos en AMPL.

Tabla 4.10.4 Resultados del sistema 5 barras y 3 etapas para la Etapa 2, duración 3 años

Etapa 2

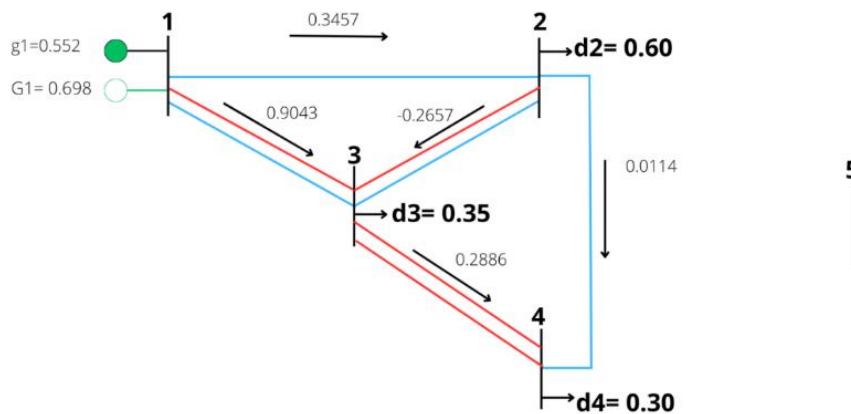


Figura 5.3. Grafica de Resultados del programa AMPL _ Etapa 2

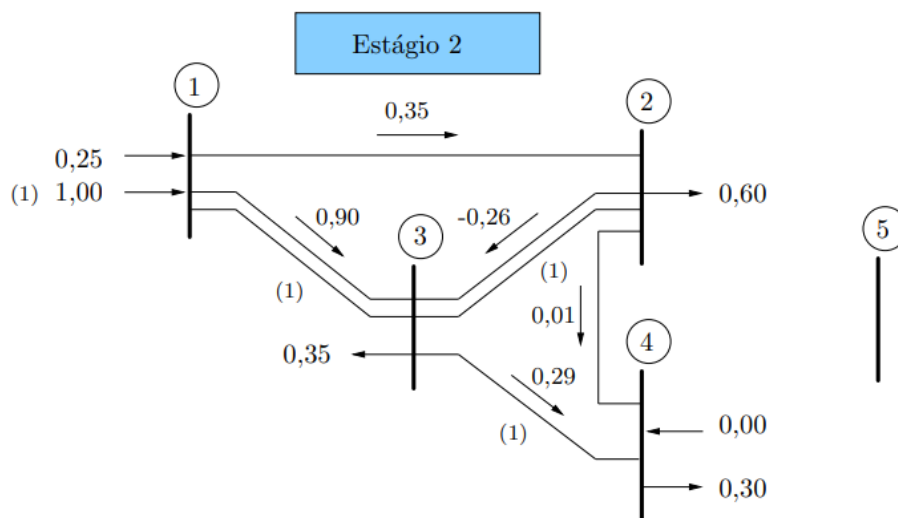


Figura 5.4. Grafica de Resultados Libro_ Etapa 2.[5]

Tabla 4.10.5 Comparación de resultados Etapa 2. L/T

Líneas De Transmisión					
L/T		Resultados AMPL		Resultados [5]	
DE	A	Flujo	Nuevas	Flujo	Nuevas
1	2	0,3457	-	0,35	-
1	3	0,9043	1	0,90	1
2	3	-0,2657	1	-0,26	1
2	4	0,0114	-	0,01	-
3	4	0,2886	1	0,29	1

Tabla 4.10.6 Comparación de resultados Etapa 2. Generación

Generadores						
Barra	Resultados AMPL			Resultados [5]		
	MW [pu]	Ni	MW [pu]	MW [pu]	Ni	MW [pu]
1	0,552	1	0,698	0,25	1	1

5.1.1.3 Resultados Etapa 3

La tercera etapa se describe la necesidad de incluir nuevamente una línea de transmisión entre las barras 1-3. En la Tabla 4.10.8 se muestra en resumen los resultados de las L/T y en la tabla Tabla 4.10.10 los resultados de generación todo en p.u. obtenidos en AMPL.

Tabla 4.10.7 Resultados del sistema 5 barras y 3 etapas para la Etapa3, duración 5 años

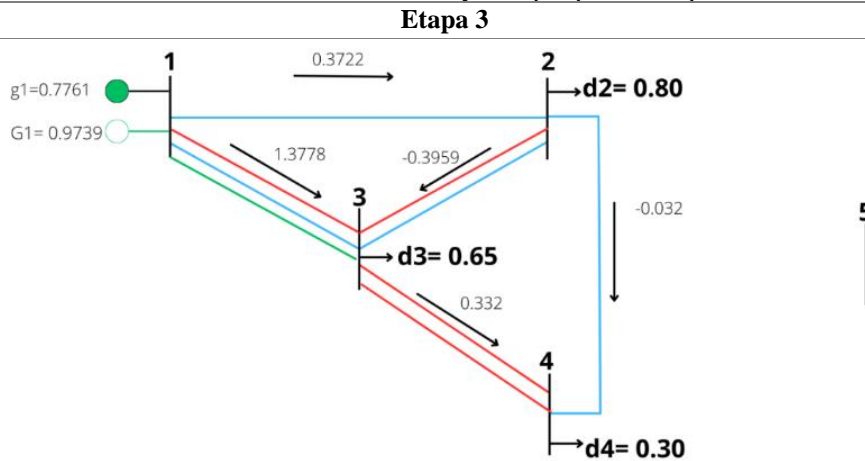


Figura 5.5. Grafica de Resultados del programa AMPL _ Etapa 3

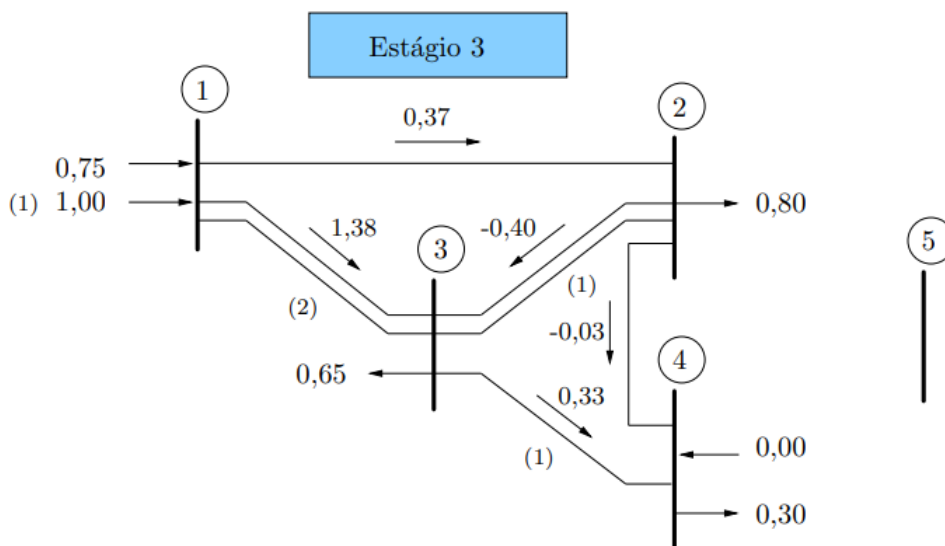


Figura 5.6. Grafica de Resultados Haffner Etapa 3. [5]

Tabla 4.10.8 Comparación de resultados Etapa 3. L/T. Parte A

Líneas De Transmisión					
L/T		Resultados AMPL		Resultados [5]	
DE	A	Flujo	Nuevas	Flujo	Nuevas
1	2	0,3457	-	0,35	-
1	3	0,9043	1	0,90	1

Tabla 4.10.9 Comparación de resultados Etapa 3 L/T. Parte B

DE	A	Flujo	Nuevas	Flujo	Nuevas
2	3	-0,2657	1	-0,26	1
2	4	0,0114	-	0,01	-
3	4	0,2886	1	0,29	1

Tabla 4.10.10 Comparación de resultados Etapa 3. Generación

Generadores						
Barra	Resultados AMPL			Resultados [5]		
	MW [pu]	Ni	MW [pu]	MW [pu]	Ni	MW [pu]
1	0,552	1	0,698	0,25	1	1

5.1.2 Resultados del Sistema Nacional Interconectado

5.1.2.1 Resultados de la predicción de la demanda eléctrica en los años 2023-2033

El modelo de optimización multietapa DC tiene como objetivo principal la minimización de costos operativos y económicos en el sistema eléctrico, es importante reconocer que la demanda eléctrica es una variable importante para que esto suceda. Por lo tanto, se lleva a cabo una evaluación de la demanda mediante la aplicación de técnicas de predicción basadas en datos históricos.

La Figura 5.7 ilustra de manera comparativa la demanda eléctrica, destacando los datos históricos, la proyección delineada en el PME y los resultados obtenidos a través de la predicción del modelo SARIMA. Esta visualización proporciona una perspectiva en la variación temporal de la demanda, permitiendo evaluar la precisión de la proyección del PME y compararla con los resultados generados por el modelo SARIMA.

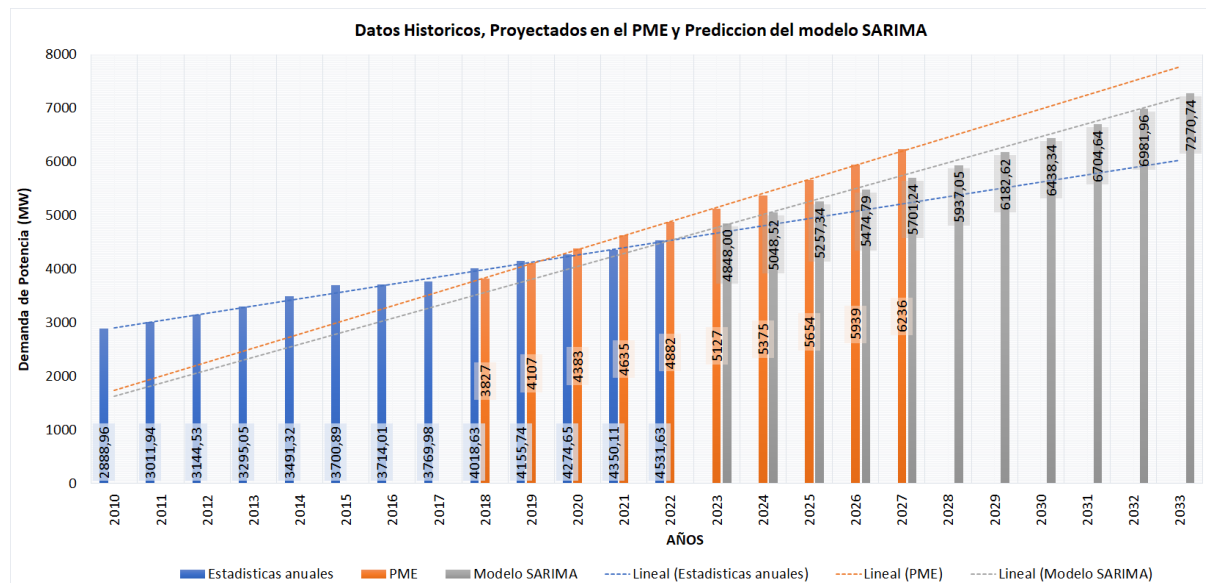


Figura 5.7. Datos Históricos, Proyectados y Predicción del modelo SARIMA

En la Tabla 4.10.11 se detalla la comparativa de la tasa de crecimiento anual en donde puede observar la tendencia de crecimiento de la evolución de la demanda y un margen de error de 0,11%.

Tabla 4.10.11. Tasa de crecimiento anual

<i>Modelo SARIMA</i>		<i>PME</i>		<i>Error</i>
<i>Año</i>	<i>Tasa %</i>	<i>Año</i>	<i>Tasa %</i>	
2023-2024	4,136%	2023-2024	4,662%	0,1127%
2024-2025	4,136%	2024-2025	4,691%	0,1182%
2025-2026	4,136%	2025-2026	4,669%	0,1141%
2026-2027	4,136%	2026-2027	4,694%	0,1189%
2027-2028	4,136%			
2028-2029	4,136%			
2029-2030	4,136%			
2030-2031	4,136%			
2032-2033	4,136%			

5.1.2.2 Resultados del modelo DC periodo 2023-2033

Con la predicción de la demanda obtenida en la sección 5.1.2.1, aplicamos el modelo validado en la sección 5.1.1 para el caso de estudio del SIN anillo de 230 kV, se evidencia los resultados de generación en la Tabla 4.10.13, las líneas de transmisión en la Tabla 4.10.12 y en la Figura 5.8 se puede observar el ingreso de nuevas L/T y nuevas unidades de generación en color rojo.

En la Tabla 4.10.12 se observa que, en el año 2028 se instala 1 L/T que conecta las barras y que se mantienen en el tiempo.

Tabla 4.10.12 Ingreso de nuevas líneas de transmisión a nivel de 230kV

<i>Líneas Candidatas</i>	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032	2033
[39 - 40] Milagro - Machala C2											
[51 - 43] Esclusas - Duran C2						1	1	1	1	1	1
[39 - 43] Milagro - Durán C2											
[39 -51] Milagro - Esclusas C2											
[37 - 38] Zhoray - Sinincay C2											

En la Tabla 4.10.13 se observa una rápida incorporación de nuevas centrales eléctricas, lo que evidencia un aumento significativo en la demanda de electricidad en Ecuador a lo largo de los años. Algunas centrales están programadas para entrar en servicio en múltiples años, lo que sugiere que se están considerando las necesidades futuras de generación eléctrica y que se están tomando medidas para asegurar que haya suficiente capacidad de generación para satisfacer la demanda proyectada.

Tabla 4.10.13. Ingreso de nuevas generaciones

Unidades de Generación	Nb	Tipo	Año de ingreso [2024-2033]		Año de ingreso [2024-2027]		
			2024	2026	2024	2025	2026
Maravilla	3	ERNC (Hidroeléctrico)	1		1		
Central Soldados	38	ERNC (Hidroeléctrico)	1			1	
Machala Gas Ciclo Combinado	40	Termoeléctrico		1			1
El Salto	11	ERNC (Hidroeléctrico)	1		1		
Central Dudas	37	ERNC (Hidroeléctrico)			1		
Central Cardenillo	37	Hidroeléctrico			1		
Central Yanuncay	38	ERNC (Hidroeléctrico)	1				
Quijos	9	Hidroeléctrico	1		1		
Chachimbiro	2	ERNC (Geotérmico)	1		1		
Chontal	4	Hidroeléctrico	1		1		
Bloque CCGN Etapa I	48	Termoeléctrico			1		

Por otro lado, se puede observar que, aunque existen algunas diferencias en cuanto a la distribución de la energía generada por las distintas fuentes, ambos planes tienen una fuerte inversión en ERNC, específicamente en hidroeléctricas, siendo esta generación de energía más limpia y sostenible, sin embargo, en ERNC, también invierte en geotérmico, lo que indica una estrategia para garantizar la seguridad y estabilidad del suministro eléctrico.

El modelo de optimización realiza ajustes en el plan original, como la redistribución de la capacidad de generación en ciertos años, esto es en respuesta a los cambios en la demanda.

5.1.2.3 Resultados de cortes de carga o energía no suministrada

Por otro lado, conocer los cortes de carga futuros es también un factor importante en la gestión de energía, este conocimiento permite gestionar eficientemente la demanda de potencia para reducir los cortes de carga y mantener la confiabilidad de la red.

Las causas más comunes en Ecuador incluyen:

- *Sobrecargas del sistema eléctrico:* El aumento repentino de la demanda de electricidad puede sobrecargar la red, lo que lleva a cortes de carga para evitar daños en el sistema.
- *Factores meteorológicos:* Eventos climáticos extremos, como tormentas, pueden causar cortes de carga al dañar la infraestructura eléctrica.
- *Exceso de demanda de electricidad:* Cuando la demanda de electricidad supera la capacidad de la red, pueden ocurrir cortes de carga para evitar un colapso del sistema.

Por lo tanto, conocer los cortes de carga que pueden presentarse a largo plazo es fundamental para:

- Planificar y adaptarse a los cambios en la demanda de energía.
- Asegurar la confiabilidad de la red eléctrica.
- Minimizar los cortes de carga y mejorar la eficiencia de la red.

Los datos presentados en la Tabla 4.10.14 del modelo de optimización propuesto por Haffner revelan el total de los cortes de carga en las barras en el periodo 2024 y 2033. Estos resultados muestran la necesidad de continuar invirtiendo en la infraestructura eléctrica, impulsada por el crecimiento constante de la demanda. Se debe tomar en cuenta que esta no es la primera ni la última vez que existirán los cortes de carga o desconexiones de carga, en la revista panorama eléctrico 2023 edición 17, nos muestran un historial en carga desconectada desde el año 2011

al 2021. Con el modelo de optimización se evidencian en porcentaje la pérdida de carga por año.

Tabla 4.10.14. Resultados de r_k (Cortes de carga)

AÑO	<i>Carga desconectada MW</i>	<i>% de pérdida</i>
2024	95	0,019
2025	110	0,021
2026	130	0,024
2027	170	0,030
2028	280,81	0,047
2029	445,41	0,072
2030	622,01	0,097
2031	815,02	0,122
2032	1015,02	0,145
2033	1250	0,172

6 CONCLUSIONES

En esta sección se presentan las conclusiones acerca del proyecto de investigación basándose en los resultados obtenidos tras la implementación el modelo de predicción y el modelo de optimización en el SNI.

Mediante la investigación del estado del arte se examinó el uso del modelo de planificación coordinada DC, identificando la relevancia de predecir tendencias de demanda en la planificación mediante proyecciones, para lo cual se identificaron modelos de predicción que han demostrado ser efectivos en investigaciones al mejorar la exactitud de para procesar patrones complejos desde datos históricos. Esto ha llevado a la conclusión de que la fusión entre la planificación y los resultados obtenidos por medio de modelos predictivos permite una planificación más informada, especialmente en ambientes dinámicos.

Al usar el modelo para planificar la generación-transmisión, las líneas de transmisión actuales pueden manejar la transferencia de potencia hasta el año 2026. Sin embargo, el modelo sugiere que agregar una nueva línea de transmisión entre las barras de Esclusas y Durán para el año 2027. En la generación para el año 2023 la demanda del sistema con los generadores existentes abastece la mayor parte de la demanda total del sistema generando un pequeño porcentaje de pérdida de carga en cada año, sin embargo, el ingreso de nuevas unidades de generación en el 2024 y 2025 garantiza abastecer la mayor parte de la demanda del SNI en comparación a la planificación en el PME para estos años.

En el caso de estudio se tiene como resultado un valor de inversión en generación de 1504,644 MUSD y una inversión para la línea de transmisión de 3,964 MUSD en un horizonte de planificación al año 2033. Por otro lado, se tiene como resultado un valor de inversión de generación y transmisión de $z = 308,78$ MUSD hasta el año 2027 que es menor al plan maestro de electricidad que invertiría 468,94 MUSD.

La combinación de la capacidad predictiva de SARIMA con el modelo DC multietapa permite la toma de decisiones informadas en el sector energético, ya que en los resultados de modelo de red neuronal resumidos en la Tabla 5.10 muestran valores que se asemejan a los de PME, la tasa de crecimiento anual del modelo SARIMA de 4,13% y en el Plan Maestro de Electricidad de 4,62%. Es importante destacar que para el modelo de predicción se usaron los datos históricos para el entrenamiento y datos proyectados por el PME para la prueba, dando un

margen de error promedio de 0,11% entre las tendencias de crecimiento de la evolución de la demanda, por lo tanto, el modelo anticipa los cambios que puede tener esta demanda de energía y este enfoque permite a los planificadores ajustar estratégicamente la generación y transmisión de energía.

7 RECOMENDACIONES

Se sugiere llevar a cabo la implementación del modelo multietapa DC en las barras de las redes de 138, 230 y 500 kV, que constituyen la mayor parte del Sistema Nacional Interconectado de Ecuador (SNI). Esta expansión posibilitará obtener una perspectiva más precisa y detallada sobre el funcionamiento actual del sistema.

Para aplicaciones futuras se recomienda tomar la mayor cantidad de datos para las predicciones de demanda, además de diversificar las fuentes de datos utilizadas en el pronóstico, es decir que, además de los datos históricos de consumo de energía, se pueden incluir los datos meteorológicos, datos económicos y sociales, tendencias de mercado, políticas energéticas, entre otros. Integrar una variedad de fuentes de datos puede proporcionar una imagen más completa y precisa de los factores que influyen en la demanda de energía.

Para investigaciones futuras debería centrarse en la mejora continua de estos modelos de predicción, adaptar estos modelos a las especificaciones de cada contexto, maximizando la eficiencia y adaptabilidad de la planificación ante escenarios dinámicos, estocásticos y demandas fluctuantes e investigar métodos de aprendizaje automático y redes neuronales para mejorar la precisión de las predicciones y la robustez de los modelos de planificación coordinada.

8 BIBLIOGRAFÍA

- [1] CENACE, “La demanda eléctrica del Ecuador aumentó en un 8,13%,” 2023, Accessed: Oct. 31, 2023. [Online]. Available: <https://www.cenace.gob.ec/la-demanda-electrica-del-ecuador-aumento-en-un-813/#>
- [2] S. Sergio, L. Jesús, and M. Nicolás, “Planeamiento de la expansión integrada generación-transmisión: una revisión del estado del arte”, doi: 10.22430/22565337.83.
- [3] Agencia de Regulación y Control de Energía y Recursos Naturales No Renovables, “SISDAT - BI,” 2024. Accessed: Dec. 23, 2023. [Online]. Available: <https://sisdatbi.controlrecursosyenergia.gob.ec/dashboard/index.php#>
- [4] Agencia de Regulación y Control de Energía y Recursos Naturales no Renovables, “Estadísticas del sector eléctrico ecuatoriano,” 2023, Accessed: Nov. 09, 2023. [Online]. Available: <https://www.controlrecursosyenergia.gob.ec/estadisticas-del-sector-electrico-ecuadoriano-buscar/>
- [5] H. Sergio, “Planificación de la expansión de los sistemas eléctricos en el contexto de un entorno competitivo,” 2000. Accessed: Nov. 01, 2023. [Online]. Available: <https://hdl.handle.net/20.500.12733/1592931>
- [6] F. Pereira, “IMPLEMENTACIÓN DE MODELOS PARA PLANIFICAR LA EXPANSIÓN DE SISTEMAS DE ENERGÍA UTILIZANDO FORMULACIONES ESTÁTICAS Y DINÁMICAS,” 2010. Accessed: Nov. 18, 2023. [Online]. Available: <https://pantheon.ufrj.br/bitstream/11422/7083/1/monopoli10000494.pdf>
- [7] D. Tejada, J. López, and M. Rider, “Planeamiento de la expansión de la red de transmisión en sistemas eléctricos de potencia considerando reconfiguraciones de red.” Centro de Informacion Tecnologica, 2014. doi: 10.4067/S0718-07642014000100010.
- [8] D. Cervan, “MODELO MULTIETAPA PARA PLANIFICAR LA EXPANSIÓN ÓPTIMA DE LA GENERACIÓN Y TRANSMISIÓN ELÉCTRICA A LARGO PLAZO,” 2018, Accessed: Nov. 04, 2023. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/352795592>
- [9] J. Cortez, “Planificación óptima multietapa de la expansión de los sistemas de transmisión usando el modelo AC,” 2018. Accessed: Nov. 05, 2023. [Online]. Available: <http://dspace.ucuenca.edu.ec/bitstream/123456789/31425/1/TrabajodeTitulacion.pdf>
- [10] P. DaSilva, “Planificación de la expansión de los sistemas de transmisión considerando múltiples escenarios de generación,” 2018. Accessed: Nov. 04, 2023. [Online].

- Available: <https://repositorio.unesp.br/server/api/core/bitstreams/38ee2d17-aedc-4d99-a103-6be22231a9d7/content>
- [11] P. Cardenas, “Planeamiento de la expansion de redes de transmision a largo plazo usando una formulacion basada en ciclos,” 2020. Accessed: Nov. 06, 2023. [Online]. Available: <https://repositorio.utp.edu.co/server/api/core/bitstreams/d29b9840-3ad7-4791-a2c2-04bed674a840/content>
- [12] S. Bruno and H. Murillo, “Planificación de expansión de transmisión: solución modelo DC usando algoritmo genético y flujo de carga linealizado implementado en lenguaje python,” 2022. Accessed: Nov. 09, 2023. [Online]. Available: <https://repositorio.utfpr.edu.br/jspui/bitstream/1/32421/1/planejamentoexpansaoatransmissao.pdf>
- [13] S. Zambrano, “PLANIFICACIÓN INTEGRADA PARA LA AMPLIACIÓN DE LOS SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA CONSIDERANDO LA PREVISIÓN ESPACIO-TEMPORAL DE LA DEMANDA,” 2022. Accessed: Dec. 24, 2023. [Online]. Available: <https://repositorio.unesp.br/>
- [14] P. DaSilva, “Previsión de Precios (LMP) por redes GRNN,” 2013. Accessed: Nov. 04, 2023. [Online]. Available: <https://acervodigital.unesp.br/handle/11449/110524>
- [15] D. Ortiz, “APLICACIÓN DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES EN EL PRONÓSTICO DE LA DEMANDA ELÉCTRICA A CORTO PLAZO EN EL SNI,” 2014. Accessed: Nov. 07, 2023. [Online]. Available: <https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/6672/7/UPS%20-%20KT00835.pdf>
- [16] L. Gonzales, “PROYECCIÓN DE LA DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA A CORTO PLAZO, MEDIANTE REDES NEURONALES ARTIFICIALES,” 2016. Accessed: Nov. 07, 2023. [Online]. Available: <https://www.dspace.espol.edu.ec/retrieve/64bad162-1604-4592-8920-ccb99da84701/D-103279.pdf>
- [17] C. M. Chinlli, “Modelización de Series Temporales modelos clásicos y SARIMA,” 2021. Accessed: Nov. 23, 2023. [Online]. Available: https://masteres.ugr.es/estadistica-aplicada/sites/master/moea/public/inline-files/TFM_MIRANDA_CHINLLI_CARLOS.pdf
- [18] N. Francisco, “REDES NEURONALES RECURRENTE PARA LA PREDICCIÓN DE SERIES TEMPORALES,” 2021. Accessed: Nov. 28, 2023. [Online]. Available: https://repositorio.uam.es/bitstream/handle/10486/700024/nanclares_rodriguez_francisco_javier_tfg.pdf?sequence=1

- [19] T. Ramos, M. Gonzalez, U. Contreras, A. Prieto, and S. Laura, “PRONÓSTICO DE DEMANDA USANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES COMO HERRAMIENTA TECNOLÓGICA EN LOS PROCESOS DE LAS EMPRESAS,” 2022, Accessed: Nov. 29, 2023. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/365291724_PRONOSTICO_DE_DEMANDA_USANDO_REDES_NEURONALES_ARTIFICIALES_COMO_HERRAMIENTA_TECNOLOGICA_EN_LOS_PROCESOS_DE_LAS_EMPRESAS
- [20] M. Peláez, P. Garcia, L. A. B. Cortez, J. Oscullo, and G. Olmedo, “Energy sector in Ecuador: Current status,” 2007, doi: 10.1016/J.ENPOL.2007.02.025.
- [21] C. Larrea, “¿Es sustentable la política energética en el Ecuador?,” 2012, Accessed: Dec. 22, 2023. [Online]. Available: <https://repositorio.uasb.edu.ec/bitstream/10644/3036/1/Larrea%20C.-CON-015-Es%20sustentable.pdf>
- [22] Agencia de Regulación y Control de Energía y Recursos Naturales No Renovables, “PANORAMA Eléctrico 2023,” vol. EDICIÓN 19, 2023, Accessed: Nov. 29, 2023. [Online]. Available: <https://www.controlrecursosyenergia.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2023/11/PanoramaElectricoXVIII-Noviembre-Baja.pdf>
- [23] Ministerio de Electricidad y Energía Renovable, “Resolución No. REF-PAC-MEER-009-2014.” Accessed: Dec. 23, 2023. [Online]. Available: https://historico.energia.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2015/09/ref_pac_meer_009_2015.pdf
- [24] Asamblea Constituyente, “MANDATO CONSTITUYENTE 15 PLIEGOS TARIFARIOS; Decreto Legislativo 15.” Accessed: Dec. 23, 2023. [Online]. Available: https://www.celec.gob.ec/hidronacion/images/PDF/la_empresa/normativas/MANDATO-CONSTITUCIONAL-NO15.pdf
- [25] CELEC EP, “Reseña Histórica: CORPORACIÓN ELÉCTRICA DEL ECUADOR.” Accessed: Dec. 25, 2023. [Online]. Available: <https://www.celec.gob.ec/resena-historica/>
- [26] Ministerio de Energía y Recursos Naturales no Renovables, “ACUERDO Nro. MERNNR-MERNNR-2019-0015-AM.” Accessed: Dec. 25, 2023. [Online]. Available: <https://www.rekursyenergia.gob.ec/wp-content/uploads/2019/06/MERNNR-MERNNR-2019-0015-AM-DELEGACIO%CC%81N-ATRIBUCIONES-Y-RESPONSABILIDADES-VICEM.-ELECTRICIDAD.pdf>

- [27] L. Guerra and J. Guillén, “Leyes de Eficiencia Energética en Latinoamérica y El Caribe,” 2019. Accessed: Dec. 25, 2023. [Online]. Available: <https://biblioteca.olade.org/opac-tmpl/Documentos/old0436.pdf>
- [28] Agencia de Regulación y Control de Energía y Recursos Naturales No Renovables, “LÍNEA DE TIEMPO GENERAL SOBRE LA NORMATIVA E INSTITUCIONALIDAD DEL SECTOR ELÉCTRICO ECUATORIANO.” Accessed: Dec. 25, 2023. [Online]. Available: <https://www.controlrecursosyenergia.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2021/12/TL-EES-R3.pdf>
- [29] Ministerio de Energía y Recursos Naturales No Renovables, “Plan Maestro de Electricidad 2016-2025,” 2016. Accessed: Dec. 27, 2023. [Online]. Available: <https://faolex.fao.org/docs/pdf/ecu183101anx.pdf>
- [30] L. Mendoza, “MODELO MULTIOBJETIVO PARA LA EXPANSIÓN DINÁMICA DEL SISTEMA DE GENERACIÓN,” 2022. Accessed: Dec. 22, 2023. [Online]. Available: <https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/21695/1/UPS%20-%20TTS588.pdf>
- [31] Ministerio de Energía y Recursos Naturales No Renovables, “Plan Maestro de Electricidad 2018-2027,” 2020. Accessed: Nov. 01, 2023. [Online]. Available: <https://www.recursosyenergia.gob.ec/plan-maestro-de-electricidad/>
- [32] CELEC EP, “Procedimiento para la elaboración del plan de expansión de transmisión,” 2017. Accessed: Jan. 25, 2024. [Online]. Available: https://www.celec.gob.ec/transelectric/images/stories/baners_home/LOTAIP_NEW/2017/09-2017/a3_Regulaciones%20y%20procedimientos/RECURSOS/P.02.PAV.01.02%20Procedimiento%20elaboraci%C3%B3n%20del%20PET%2022082017.pdf
- [33] A. Lata and F. Andrés, “Aplicación De Métodos Deterministas Para La Planificación De La Expansión De La Red De Transmisión En Ecuador,” 2023. Accessed: Dec. 25, 2023. [Online]. Available: <https://repositorio.utc.edu.ec/bitstream/27000/10369/1/PI-002447.pdf>
- [34] M. Chamba, O. Añó, and R. Reta, “Despacho Regional de Energía y Reserva Considerando el Beneficio Social de los Sistemas Participantes,” 2015. Accessed: Jan. 31, 2024. [Online]. Available: <https://revistaenergia.cenace.gob.ec/index.php/cenace/article/view/31/32>
- [35] S. Haffner, L. F. A. Pereira, L. A. Pereira, and L. S. Barreto, “Multistage model for distribution expansion planning with distributed generation - Part I: Problem

- formulation,” 2008. Accessed: Jun. 23, 2023. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/3276387_Multistage_Model_for_Distribution_Expansion_Planning_With_Distributed_Generation-Part_I_Problem_Formulation
- [36] L. Jiménez and A. Quijano, “DISEÑO DE UN SISTEMA DE PRONÓSTICOS EN REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA LA DEMANDA DE ACUMULADORES DE PLOMO EN UNA EMPRESA DEL SECTOR DE AUTOPARTES,” 2015. Accessed: Dec. 27, 2023. [Online]. Available: <https://bibliotecadigital.univalle.edu.co/server/api/core/bitstreams/1a4b0e8e-e3ad-4421-8c62-1169612f28f1/content>
- [37] S. Hernández, “Análisis de Series de Tiempo,” 2015. Accessed: Dec. 22, 2023. [Online]. Available: https://www.cepal.org/sites/default/files/courses/files/01_1_conociendo_una_serie_de_tiempo.pdf
- [38] S. Llamuca, “COMPARATIVA DEL MODELO AUTORREGRESIVO Y MEDIA MÓVIL PARA EL PRONÓSTICO DE LA DEMANDA ELÉCTRICA DEL ECUADOR CONSIDERANDO EL CRITERIO AKAIKE,” 2021. Accessed: Dec. 28, 2023. [Online]. Available: <https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/20237/1/UPS%20-%20TTS356.pdf>
- [39] GeeksforGeeks, “Gated Recurrent Unit Networks.” Accessed: Dec. 21, 2023. [Online]. Available: <https://www.geeksforgeeks.org/gated-recurrent-unit-networks/>
- [40] M. Sotaquirá, “Forecasting con Redes LSTM.” Accessed: Dec. 26, 2023. [Online]. Available: <https://www.codificandobits.com/blog/series-de-tiempo-redes-lstm-tipos-de-prediccion/>
- [41] R. J. Meziat, D. A. Patiño, T. J. Solano, and J. Villalobos, “Informe Técnico Sobre la Instalación de AMPL,” 2004. Accessed: Dec. 23, 2023. [Online]. Available: <https://laboratoriomatematicas.uniandes.edu.co/tsolano/reportelicenciaAMPL.pdf>
- [42] V. Balbina, “Programación Lineal y Entera: Casos prácticos con AMPL,” 2010. Accessed: Dec. 15, 2023. [Online]. Available: http://eio.usc.es/eipc1/base/BASEMASTER/FORMULARIOS-PHP/MATERIALESMATER/Mat_71749_AMPL.pdf
- [43] L. Escobar, G. Alejandro, J. Melchor, and H. Zuluaga, “Planeamiento de sistemas de transmisión de energía eléctrica usando AMPL,” 2012. Accessed: Dec. 23, 2023. [Online]. Available: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=4271929>

- [44] I. Pérez, R. Díaz, and R. García, “El lenguaje de programación Python/The programming language Python.” Accessed: Dec. 22, 2023. [Online]. Available: <https://www.redalyc.org/pdf/1815/181531232001.pdf>
- [45] Escuela Británica de Artes Creativas y Tecnología, “Jupyter Notebook.” Accessed: Dec. 09, 2023. [Online]. Available: <https://ebac.mx/blog/jupyter-notebook>
- [46] F. González, “CURSO BÁSICO DE DIGSILENT POWER FACTORY.” Accessed: Dec. 25, 2023. [Online]. Available: https://fglongatt.org/OLD/DIGSILENT_Cur_Basico.html
- [47] K. Díaz, “REDES NEURONALES ARTIFICIALES APLICADA AL ESTUDIO DE PERFILES DE CARGA ELÉCTRICA EN ALIMENTADORES PRIMARIOS DE UNA ARQUITECTURA DE DISTRIBUCIÓN,” 2023. Accessed: Dec. 22, 2023. [Online]. Available: <https://repositorio.utc.edu.ec/bitstream/27000/10338/1/MUTC-001493.pdf>
- [48] Agencia de Regulación y Control de Energía y Recursos Naturales No Renovables, “Resolución Nro. ARCERNNR-001/2023,” 2023. Accessed: Jan. 31, 2024. [Online]. Available: https://www.controlrecursosyenergia.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2023/02/Anexo-001-2023-Codificacion-Regulacion-004-20_revDE-signed.pdf
- [49] A. Reinoso, “Desarrollo de casos de estudio en base al sistema nacional interconectado de Ecuador para el análisis de sistemas eléctricos de potencia,” 2022. Accessed: Dec. 09, 2023. [Online]. Available: <http://repositorio.utc.edu.ec/handle/27000/9283>
- [50] A. Cristhian and A. Patricio, “IMPLEMENTACIÓN DE UN MODELO MULTIETAPA DE PLANIFICACIÓN CONJUNTA DE LA EXPANSIÓN DE LA GENERACIÓN Y TRANSMISIÓN PARA EL SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO DE ECUADOR,” 2023. Accessed: Jan. 01, 2024. [Online]. Available: <https://repositorio.utc.edu.ec/bitstream/27000/11261/1/PI-002627.pdf>
- [51] Comisión Nacional de Energía, “INFORME DE COSTOS DE TECNOLOGÍAS DE GENERACIÓN,” 2020, Accessed: Jan. 03, 2024. [Online]. Available: <https://www.cne.cl/wp-content/uploads/2020/03/ICTG-Marzo-2020.pdf>
- [52] Ministerio de Energía y Recursos Naturales No Renovables, “Tabla Nro. 4-8 del Plan Maestro de Electricidad 2018-2027,” 2020. Accessed: Nov. 01, 2023. [Online]. Available: <https://www.recursosyenergia.gob.ec/wp-content/uploads/2021/08/Ajustes-tablas-PME.pdf>

[53] CELEC EP TRANSELECTRIC, “PLAN DE EXPANSIÓN DE TRANSMISIÓN PERÍODO 2010-2020,” 2010. Accessed: Jan. 03, 2023. [Online]. Available: <http://blog.espol.edu.ec/kapantal/files/2013/12/plan-de-expansion-interconectado-2009.pdf>