

PRONOSTICO DEL CRECIMIENTO DE DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA
EN EL ÁREA CARIBE COLOMBIANA PARAPROYECTAR LA GENERACIÓN
POR SEGURIDAD DE 2018 A 2032

BRIAN CERVANTES BOLIVAR



UNIVERSIDAD DE LA COSTA
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA ELÉCTRICA
BARRANQUILLA
2018

PRONOSTICO DEL CRECIMIENTO DE DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA
EN EL ÁREA CARIBE COLOMBIANA PARA PROYECTAR LA GENERACIÓN
POR SEGURIDAD DE 2018 A 2032

BRIAN CERVANTES BOLIVAR

Proyecto de grado presentado como requisito para optar al título de Ingeniero Eléctrico

Tutor del proyecto:

ING. JORGE IVAN SILVA ORTEGA Ms.C.

Cotutor:

ING. ALAN RAFAEL PALACIO BONIL.

UNIVERSIDAD DE LA COSTA
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA ELÉCTRICA
BARRANQUILLA
2018

Dedicatoria

Dedicado especialmente a mi Esposa Christina Hofmann quien ha sido mi constante motivación y me ha brindado todo su apoyo y amor incondicional en los momentos difíciles. A mi familia y su esfuerzo con el cual construyeron las bases de estos logros hoy alcanzados. A mis amigos por su brindarme consejo y estar siempre presente en los buenos y malos momentos.

Brian Cervantes Bolivar

Agradecimientos

A mi tutor Jorge Iván Silva Ortega por la dirección durante el desarrollo de este trabajo, por brindarme su conocimiento y herramientas necesarias para alcanzar esta meta, por su apoyo incondicional y ayuda para lograr la culminación de esta investigación.

Al Ingeniero Alan Rafael Palacio Bonilla quien me guío en el proceso investigativo y demás personas que me brindaron su apoyo y colaboración desinteresada en este proceso.

Brian Cervantes Bolivar

Resumen

Los modelos de estimación de demanda son utilizados por organismos encargados de la planeación energética, cuya función objetivo está centrada en garantizar el suministro de usuarios a partir de los recursos disponibles en generación, transporte e interconexión. Típicamente los modelos de planificación a largo plazo utilizan técnicas de optimización no lineal considerando un error no superior al 5%. El modelo de referencia utilizado por la UPME en Colombia alcanza un error medio del 1.6%. No obstante, los modelos no lineales presentan restricciones para anticipar variaciones no características de las curvas de comportamiento, lo cual aumenta la probabilidad de una predicción errónea. Basado en lo anterior, la presente investigación propone un modelo de proyección de demanda de energía eléctrica utilizando redes neuronales que permita planear y responder al crecimiento del sistema. El estudio comienza documentando las metodologías actuales para el pronóstico de demanda de potencia máxima, así como las deficiencias actuales en los pronósticos utilizados. Como resultado se obtiene un nuevo modelo con la aplicación de redes neuronales utilizando el algoritmo *Cascade-Forward Back Propagation* en el software MATLAB R2017a. Se consideró como caso de estudio el Área Caribe del Sistema Interconectado Nacional (SIN) colombiano, los resultados obtenidos son exportados al software DigSILENT Power Factory 15.1 para someter el caso de estudio a prueba. Durante el proceso de comparación del modelo, se identificó que los datos obtenidos reflejan las características de comportamiento de la demanda con un margen de error aceptable igual al 0.5% comparados con los modelos de referencia utilizados. Finalmente se proponen recomendaciones técnicas y operativas para garantizar la seguridad en la operación del Área Caribe.

Palabras Clave: Cascade-Forward Back Propagation; redes neuronales; pronóstico de demanda de potencia máxima; modelo de estimación de demanda a largo plazo.

Abstract

Demand estimation models are used by organizations which are in charge of energy planning. Their primary function is focused on guaranteeing the supply of users from the available resources in generation, transport and interconnection. Long-term planning models typically use non-linear optimization techniques considering an error of no more than 5%. The reference model used by UPME in Colombia is limited to an average error of 1.6%. Non-linear models, however, are constrained in their ability to anticipate uncharacteristic variations in behavioral curves, which increases the probability of an erroneous prediction. Therefore on the above, this research proposes a model for forecasting the demand of electricity by using neural networks to plan for and respond to non-characteristic variations. The study first documents current methodologies for the prediction of maximum power demand, as well as the current deficiencies in the used forecasts, A new model is then formulated with the application of neural networks using the algorithm *Cascade-Forward Back propagation* in the software MATLAB R2017a. The Caribbean Area of the Colombian National Interconnected System (SIN) was considered as a case study. The results obtained are exported to the software DigSILENT Power Factory 15.1 to identify possible technical restrictions and propose improvements. During the model comparison process, it was identified that the data obtained reflects the characteristics of demand behavior with an acceptable margin of error equal to 0.5%.

Keywords: Cascade-Forward Back Propagation; neural networks; peak power demand forecast; long-term demand estimation model

Contenido

Dedicatoria.....	3
Agradecimientos.....	4
Resumen	5
Lista De Figuras.....	10
Lista De Tablas.....	13
Anexos	15
Introducción.....	16
1. Aspectos Generales Del Proyecto.....	20
1.1.Contexto Del Pronóstico De Demanda A Nivel Mundial	20
1.2.Planteamiento Del Problema	21
1.3.Objetivos.....	27
1.3.1. Objetivo General.....	27
1.3.2. Objetivo Especifico	27
1.4. Justificación.....	28
1.5.Alcance	29
1.6.Marco Regulatorio Colombiano	30
2. Marco Teórico	32
2.1. Concepto Del Pronóstico De Demanda	32
2.1.1. Modelación De Series Temporales Para Pronóstico De Demanda.....	33
2.1.1.1.Tendencia.....	33
2.1.1.2. Estacionalidad.....	33
2.1.1.3. Ciclo.....	33
2.1.1.4. Irregularidad	33
2.1.2. Modelos De Pronósticos De Demanda Clásicos (Arima)	34

2.1.2.1. Estadístico Aic (Akaike Information Criterion).....	34
2.1.2.2. Estadístico Sbc (Schwartz Baseyan Criterion).....	35
2.2. Generación Por Seguridad.....	40
2.2.1. Concepto De Generación De Seguridad.....	40
2.2.2. Topologías De Sistemas De Transporte De Energía.....	41
2.2.2.1. Sistema Radial.....	41
2.2.2.2 Sistema En Anillo.....	41
2.2.2.2. Sistema Enmallado.....	42
2.2.3. Restricciones Técnicas De Los Sistemas De Transporte.....	42
2.2.3.1. Restricción Eléctrica.....	42
2.2.3.2. Restricción Operativa.....	42
2.3. Redes Neuronales Para Estimar Comportamiento De Demanda.....	43
2.3.1. Concepto De Redes Neuronales.....	43
2.3.2.1. Neurona Artificial.....	44
2.3.2.2. Unidad De Proceso.....	44
2.3.2.3. Estado De Activación.....	44
2.3.2.4. Conexiones Y Pesos Sinápticos.....	45
2.3.2.5. Función De Activación.....	45
2.3.2.6. Función De Salida O Transferencia.....	46
2.3.2. Redes Neuronales Aplicadas A Pronostico Del Mercado Eléctrico.....	46
2.3.3. El Modelo Feed Forward Back Propagation Y Cascade Forward Back Propagation Como Herramienta Para Modelar Pronósticos De Demanda.....	46
2.3.4. Modelación De Redes Neuronales Artificiales Con Matlab.....	48
3. Metodología.....	49
3.1. Modelación Del Crecimiento De La Demanda.....	50

3.1.1. Recopilación De Información.....	50
3.1.1.1. Información Para La Proyección De Demanda	51
3.1.2. Selección De Modelo De Proyección Y Software.....	54
3.2. Evaluación De Las Redes Neuronales Respecto A Métodos De Proyección Actuales.	55
3.3. Modelación Del Sistema De Área Caribe.....	56
3.3.1. Aspectos Técnicos Para La Modelación Del Sistema De Transmisión Del Área Caribe.....	56
3.3.2. Selección Software De Modelación	64
3.4. Propuestas De Acciones De Mejora	66
4. Resultados.....	68
4.1. Modelación Del Crecimiento De La Demanda	68
4.2. Evaluación De Los Resultados Con Métodos De Proyección Actuales.....	72
4.3. Modelación Del Sistema De Área Caribe.....	77
4.4. Planteamiento De Escenarios Y Alternativas De Solución.	80
4.4.1. Escenario 2023	81
4.4.2. Escenario 2026	85
4.4.3. Escenario 2029	86
4.4.4. Escenario 2032	88
5. Conclusiones.....	92
Referencias	95
Anexos	101

Lista de Figuras

Figura 1 Comportamiento De La Demanda En Colombia, Septiembre 2017.Fuente: Archivos De Liquidación XM “GRIP” Por B.Cervantesbolivar.....	17
Figura 2 Seguimiento A Las Proyecciones De Demanda De Energía Eléctrica Regional Fuente: UPME, "Proyección Regional De Demanda De Energía Eléctrica Y Potencia Máxima En Colombia Revisión Julio De 2016"	24
Figura 3Numero De Viviendas Por Año Regiones Del SIN. Fuente: DANE 2017 Por B.Cervantesbolivar	26
Figura 4. Participación Promedio Regional Respecto A La Demanda Nacional De Energía Eléctrica Datos: Portal BI XM 2017 Por: B.Cervantesbolivar	36
Figura 5. Participación De La Demanda Regional De Energía Eléctrica Datos: Portal BI XM 2017Por: B.Cervantesbolivar	36
Figura 6. Error Medio Cuadrático Entre La Proyección De Demanda Y La Demanda Real Datos: Base De Datos XM. Por B.Cervantes.....	38
Figura 7. Funcionamiento De Una Red Neuronal Artificial	44
Figura 8 Feed Forward Back Propagation.....	48
Figura 9 Cascade Forward Back Propagation	48
Figura 10 Etapas Del Estudio Generación Por Seguridad Para Satisfacer El Crecimiento De La Demanda. Fuente: B.Cervantesbolivar 2018.....	50
Figura 11 Sistema De Transmisión Y Subtransmisión Del Área Caribe. Datos: Portal XM 2017 Por: B.Cervantesbolivar	65
Figura 12 Código De Colores Por Subáreas Del Sistema De Transmisión Y Subtransmisión Del Área Caribe Datos: Portal XM Por: B.Cervantes 2018.....	65
Figura 13. Diagrama De Flujo Propuesta De Mejora Para Garantizar La Atención De La Demanda. Por: B.Cervantes 2018	67

Figura 14. Proyección De La Demanda De Potencia Máxima Por Redes Neuronales 2017 A 2032 Fuente: B.Cervantesbolivar 2018	70
Figura 15. Proyección De La Demanda De Potencia Máxima Real Año 2017 Vs Proyección Redes Neuronales Fuente: B.Cervantesbolivar 2018	71
Figura 16. Error Porcentual En Las Proyecciones De Las Redes Neuronales En Comparación A La Demanda Real Para El Año 2017 Fuente: B.Cervantesbolivar 2018.....	71
Figura 17. Proyección De Escenarios Alto, Medio Y Bajo UPME Vs Consumo Real Región Caribe 2017 Kw Datos: UPME Tabla Proyección Regional Energía Eléctrica Y Potencia Máxima Julio2016. Por: B.Cervantesbolivar 2018	72
Figura 18. Proyección De Escenarios Alto, Medio Y Bajo Network 124 Vs Consumo Real Región Caribe 2017 Kw Fuente: B.Cervantesbolivar 2018.....	73
Figura 19. Comportamiento De La Demanda Real Mensual Del Área Caribe (MW) Periodo 2013- 2017 Datos: Portal BI XM. Por: B.Cervantesbolivar	73
Figura 20. Resultados Error Porcentual Escenario Bajo UPME Vs Redes Neuronales Respecto A La Demanda Real Año 2017Fuente: B.Cervantesbolivar.....	74
Figura 21. Resultados Error Porcentual Escenario Medio UPME Vs Redes Neuronales Respecto A La Demanda Real Año 2017Fuente: B.Cervantes.....	75
Figura 22. Resultados Error Porcentual Escenario Alto UPME Vs Redes Neuronales Respecto A La Demanda Real Año 2017Fuente: B.Cervantesbolivar.....	76
Figura 23. Plan De Expansión Corto Plazo UPME 2019.Fuente:UPME. Por B.Cervantesbolivar	79
Figura 24. Plan De Expansión Corto Plazo UPME 2019 Anillo Cuestecitas Rioacha Y Maicao A 110kv.Fuente:UPME. Por B.Cervantesbolivar.	80

Figura 25. Condiciones Críticas Del Área Caribe Proyección De Demanda Máxima De Potencia 2023. Por B.Cervantes	82
Figura 26. Propuesta A Sobrecarga Transformador Valledupar 1 2023. Por B.Cervantes	84
Figura 27. Propuesta A Sobrecarga Transformador Cerromatoso 110/34.5kv 2029. Por B.Cervantes-Bolivar	88
Figura 28. Flujo De Potencia Subárea GCM Norte 2032. Por B.Cervantes.....	89
Figura 26. Propuesta A Sobrecarga Transformadores Chinu 500/110kv 2032. Por B.Cervantes	90

Lista de Tablas

Tabla 1. Población Por Áreas Del SIN 2017	24
Tabla 2. Promedio Del Número De Personas Por Hogar De Colombia Por Región Del SIN.	25
Tabla 3. Principales Supuestos Macroeconómicos, Sociales Y Climáticos Empleados En Las Proyecciones.....	38
Tabla 4 Principales Supuestos Macroeconómicos, Sociales Y Climáticos Empleados En Las Proyecciones.....	39
Tabla 5 Producto Interno Bruto Total Y Por Habitante (A Precios Corrientes) Metodología Año Base 2005.....	52
Tabla 6 Resumen Variables Sociales.....	53
Tabla 7 Temperaturas Medias Históricas Mensuales Región Caribe Colombiana Datos	54
Tabla 8 Mediciones Del Fenómeno Del Niño Y La Niña 2000-2017.....	54
Tabla 9 Unidades De Generación Área Caribe SIN	57
Tabla 10 Transformadores Bidevanados Área Caribe SIN	57
Tabla 11 Transformadores Tridevanados Área Caribe SIN	58
Tabla 12 Cargas Área Caribe SIN	59
Tabla 13 Nodos Seleccionados Para La Modelación Del Área Caribe SIN.....	60
Tabla 14 Líneas Del Área Caribe SIN Datos	61
Tabla 15 Banco De Capacitores Del Área Caribe SIN Datos	63
Tabla 16 Banco De Reactores Del Área Caribe SIN.....	63
Tabla 17 Descripción Del Entrenamiento En La Etapa3 De Las Redes Neuronales.	69
Tabla 18 Características De Las Redes Neuronales Con Mejores Resultados.....	69
Tabla 19 Resultados De Regresión Y Error Medio Cuadrático En Redes Neuronales..	70

Tabla 20 Resultados Error Porcentual Escenario Bajo UPME Vs Redes Neuronales

Respecto A La Demanda Real. 74

Tabla 21 Resultados Error Porcentual Escenario Medio UPME Vs Redes Neuronales

Respecto A La Demanda Real 75

Tabla 22 Resultados Error Porcentual Escenario Alto UPME Vs Redes Neuronales

Respecto A La Demanda Real. 76

Tabla 23 Proyección De Demanda Máxima De Potencia MW Network124 2017-203277

Tabla 24 Escenarios De Demanda Máxima De Potencia MW Network124 2017-2032 77

Tabla 25 Resumen Flujo De Potencia Área Caribe 2017 78

Tabla 26 Generación Por Unidad Escenario 2017digsilent..... 80

Tabla 27 Generación Por Unidad Escenario 2023 Digsilent 82

Tabla 28 Generación Por Unidad Escenario 2026 Digsilent 85

Tabla 29 Generación Por Unidad Escenario 2029 Digsilent 87

Tabla 30 Generación Por Unidad Escenario 2032 Digsilent 90

Tabla 31 Generación Por Seguridad Recomendada. 92

Anexos

Anexo 1. Código Matlab.	102
Anexo 2. Ventanas Principales De Matlab Y De La Toolbox Neural Network/Data Manager (Nntool).	103
Anexo 3 Ingreso De Datos Toolbox Neural Network/Data Manager (Nntool), Ventanas Características Para Ingresar Los Parámetros Input Y Outputs Requeridos Por La Herramienta Computacional.	104
Anexo 4 Ventanas Características De Entrenamiento De Las Redes Neuronales.	105
Anexo 5 Ventanas De Resultados Mean Squared Error Mse Y Regresión.	106
Anexo 6 Ventanas Características Para El Ingreso De Datos En Digsilent Power Factory.	107
Anexo 7 Ventana Y Configuración Para Correr Flujo De Potencia En Digsilent.	108
Anexo 8: Resultados De La Etapa 1 Del Entrenamiento De Redes Neuronales.	113
Anexo 9 Resultados De La Etapa 2 Del Entrenamiento De Redes Neuronales.	116
Anexo 10 Resultados De La Etapa 3 Del Entrenamiento De Redes Neuronales.	122
Anexo 11 Cargas Supuestas Para Los Escenarios De Estudio.	124

Introducción

El mercado de energía eléctrica en Colombia es uno de los sectores con mayor crecimiento y dinamismo desde su creación y reglamentación en 1994 como consecuencia de la ley 143 de 1994 o “ley eléctrica” que dispuso: *"la operación del sistema interconectado se hará procurando atender la demanda en forma confiable, segura y con calidad del servicio mediante la utilización de los recursos disponibles en forma económica y conveniente para el país"*; (Colombia, 1994) "además de crear las condiciones para asegurar la disponibilidad de una oferta energética eficiente capaz de abastecer la demanda bajo criterios sociales, económicos, ambientales y de viabilidad financiera, promover y preservar la competencia", con la aparición de organizaciones como la CREG (Comisión de Regulación de Energía y Gas) con la facultad de "definir y hacer operativos los criterios técnicos de calidad, confiabilidad y seguridad del servicio de energía", la UPME (Unidad de Planeación Minero Energético); además de la unificación del SIN (Sistema Interconectado Nacional), establecieron las bases para una constante evolución.

El crecimiento del mercado se refleja sobre “La demanda eléctrica y su comportamiento”, a su vez la demanda se encuentra generalmente relacionada con el tipo de usuario final de la misma; en Colombia el mayor consumo de energía eléctrica se pertenece a los usuarios regulados o residenciales, evidenciado en las curvas características de consumo y los registros nacionales de censo de carga, la Figura 1 muestra el comportamiento de la demanda en Colombia durante el mes de septiembre de 2017, donde se puede identificar para los distintos tipos de días una simetría en la curva característica. Resaltando los siguientes aspectos:

- a. Los días hábiles como aquellos con mayor demanda de energía eléctrica.

- b. Dos picos diarios en cada día de la semana. Destacando los picos a las 12, 19 y 20 horas.

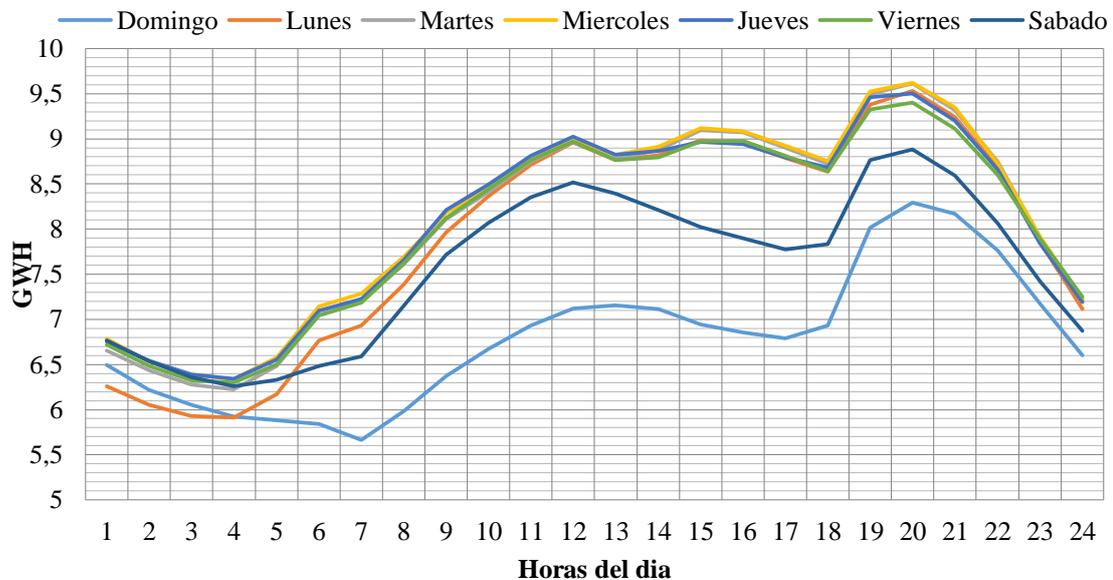


Figura 1 Comportamiento de la demanda en Colombia, Septiembre 2017. Fuente: Archivos de liquidación XM "GRIP" Por B.CervantesBolivar

Los pronósticos de demanda son un conjunto de modelos estadísticos, que son capaces de proyectar el futuro partiendo de tendencias observadas en las demandas pasadas, generalmente se encuentran relacionados con la toma de decisiones y direccionamiento en las empresas.

El pronóstico de crecimiento y estimación de demanda eléctrica, toman importancia con el propósito de preparar al sistema eléctrico y en específico a los generadores de energía frente a fenómenos climáticos, eventos económicos y sociales que se registren en las áreas de influencia del sector de energía eléctrica. De esta forma los eventos históricos y la evolución respecto a los años resultan como insumos para el desarrollo de la investigación en las áreas de planificación energética y estimación de la demanda.

En esta investigación se busca a proyectar el crecimiento de la demanda máxima de potencia eléctrica en el Área Caribe Colombiana con el fin de identificar la generación mínima de seguridad para el periodo 2018- 2032.

Este documento está estructurado en 5 Capítulos los cuales se describen a continuación:

En el capítulo 1 se realiza una contextualización de los aspectos generales brindando una vista global del mercado eléctrico, se describen los conceptos asociados a la operación del mercado eléctrico centralizado y las estadísticas del comportamiento de la demanda, además se plantea el problema, los objetivos del presente trabajo y su justificación.

El capítulo 2 o el marco teórico, describe los métodos utilizados para el cálculo de proyecciones de demanda, así como los métodos de entrenamiento y tipos de redes neuronales integradas a pronósticos de demanda, se consideran conceptos de generación por seguridad y su incidencia en los despachos de energía eléctrica.

El capítulo 3 presenta la metodología utilizada para el desarrollo de esta investigación, se plantean la modelación del crecimiento de la demanda y su respectiva evaluación, se especifican los software a utilizar y la modelación del sistema eléctrico de potencia.

El capítulo 4 contiene los resultados obtenidos por medio de las técnicas de las redes neuronales aplicada, en esta sección se describen los resultados del proceso de entrenamiento y simulación de los modelos de proyección de demanda por medio de redes neuronales y se ponen a prueba con métodos usados, además se plantean los escenarios futuros reflejando los resultados obtenidos en los flujos de potencia, se plantean soluciones técnicas, operativas de maniobra y/o de expansión del SEP

(Sistema Eléctrico de Potencia), contribuyendo en medidas orientadas a para la planificación energética con la finalidad de disminuir las restricciones.

El capítulo 5 o sección de conclusiones y recomendaciones resume los resultados obtenidos, y se plantean futuros trabajos a partir de los objetivos alcanzados por la investigación en las áreas de planeación y pronósticos de energía eléctrica.

1. Aspectos Generales Del Proyecto

1.1.Contexto Del Pronóstico De Demanda A Nivel Mundial

El BP Statistical Review of World Energy en su edición de Junio de 2017 menciona que el consumo de energía eléctrica creció lentamente en 2016, siendo esta la tercera vez consecutiva que la demanda solo crece 1% o menos, mucho menor que las tasas de crecimiento de los últimos 10 años, además del bajo crecimiento la demanda y un continuo cambio hacia combustibles más bajos en carbono, traduce que las emisiones por consumo de energía fueron estimadas prácticamente planas, una sustancial mejora en comparación con el pasado. Desde un nivel global gran parte de este cambio se debe al consumo interno y el cambio en los patrones de crecimiento dentro de China.

De igual forma la influencia de la transición de energía fue particularmente marcada por el contraste entre energías renovables y consumo de carbón por segundo año consecutivamente cayendo a su nivel más bajo desde 2004. En efecto la producción y consumo carbón en el Reino Unido continua cayendo hacia los niveles casi 200 años atrás cerca al tiempo de la revolución industrial. En contraste la energía renovable globalmente liderada por el potencia del viento y el sol, crecen fuertemente.

La generación renovable (excluyendo la no convencional) creció 14.1% en 2016 por debajo de los últimos 10 años , pero alcanzo su máxima cifra record (53 mtoe¹), la generación eólica aportó más de la mitad del crecimiento del crecimiento de las renovables, mientras que las solar contribuyo solo al 18% del total. Asia Pacific adelanto a Europa y Eurasia como el más grande región de producción de potencia de energía renovable. China adelanto a Estados Unidos como el productor mas grande.

¹ Millones de toneladas equivalente de petróleo.

La generación global nuclear creció 1.3% en 2016 o 9.3mtoe. La red de transmisión en China creció 24.5%, siendo este el crecimiento más grande de un país desde 2004, la potencia hidroeléctrica aumento en 2.8% en 2016,(27.1 mtoe). China (10.9mtoe) y US (3.5mtoe) presentaron los crecimiento más altos, mientras Venezuela experimento el mayor declive.(-3.2 mtoe). En Colombia el departamento de la Guajira goza de unos de los mejores potenciales del continente, y es muy poco su aprovechamiento. Por otra parte, se establece que el potencial de las energías renovables se puede aprovechar mediante la promoción de la innovación y el emprendimiento en estos entornos(E. Ojeda, Candelo, & Silva, 2017).

1.2.Planteamiento Del Problema

El Mercado Eléctrico Colombiano tiene como objeto satisfacer la demanda de forma oportuna manteniendo criterios técnicos de calidad, confiabilidad y seguridad en la generación de energía. Partiendo de lo anterior se han desarrollado diferentes formas de abordar estos conceptos y uno de ellos es la clasificación de la generación en: generación Ideal, generación por seguridad y generación inflexible. Para fines de esta investigación se profundizará en la Generación por Seguridad, que es toda aquella generación que se requiere para suplir las restricciones eléctricas u operativas del SIN (Sistema Interconectado Nacional) (CREG, 1999).

Con la entrada de los mercados de energía a la operación de los sistemas eléctricos, las redes de potencia se operan cada vez más cerca de sus límites de estabilidad y cargabilidad(Autores, Charris, Silva-ortega, & Noriega-angarita, 2017), lo que hace más probable la ocurrencia de eventos que generen desconexión parcial o total de la demanda, generando un impacto económico y social para los países

El sistema interconectado nacional unifica las redes de transmisión eléctrica en Colombia permitiendo el transporte de la energía eléctrica, disminuyendo el costo, mejorando la seguridad y la confiabilidad del mismo, sin embargo por su gran dimensión dificulta la operación, además por su cantidad de activos aumenta la aparición de restricciones eléctricas por motivo de fallas o por mantenimiento programados. Por este motivo los análisis de flujo de potencia son realizados diariamente por parte del CND (Centro Nacional de Despacho) con el fin de minimizar la probabilidad de desatención de la demanda.

Proyectar el crecimiento de la demanda permite anticiparse a los posibles cambios eléctricos que pondrían en riesgo la operación eléctrica, además de mejorar la capacidad del sistema y direccionar sus recursos eficientemente, no obstante si el sistema no crece en relación a la demanda, las limitaciones eléctricas de las líneas de transmisión, las fallas por sobrecargas en los transformadores y el represamiento de la generación eléctrica serían solo algunos de los aspectos que ocasionarían poca viabilidad de abastecer de energía eléctrica en el país haciendo del SIN un recurso obsoleto en corto tiempo.

El Área Caribe es una de las sub áreas del sistema interconectado nacional, en la actualidad esta cuenta con los recursos de generación suficientes para atender su propia demanda y exportar los excedentes al resto del sistema, su capacidad efectiva de Generación respalda la atención de la demanda de todo el SIN durante eventos hidrológicos, pero en condiciones normales su consumo requiere de la interconexión con el interior del país para importar energía a menor precio, se debe tener en cuenta que dada por su extensión, posición geográfica y la densidad de la población el área Caribe juega un papel importante en el mercado eléctrico colombiano.

A partir de esta propuesta aparece la necesidad de plantear diferentes panoramas para las proyecciones del crecimiento de la demanda en el Área Caribe, teniendo en cuenta factores importante y diferenciadores de esta área en particular con respecto a las demás, si bien es cierto que la “Proyección de Demanda de Energía Eléctrica y Potencia Máxima en Colombia” tiene en cuenta factores Climáticos, Poblacionales y Económicos, al promediarlos o totalizarlos como es el caso de la Temperatura Media de Áreas Geográficas y Población respectivamente pueden perderse características especiales de crecimiento y comportamiento en la demanda de energía eléctrica de cada área, en este caso la Caribe.

Un ejemplo específico de esta situación se evidencia en el documento de seguimiento “Proyección Regional de Demanda de Energía Eléctrica y Potencia Máxima en Colombia Revisión Julio de 2016” del cual se cita el siguiente párrafo:

Los modelos empleados para este seguimiento de la demanda regional se han ajustado y han reflejado el comportamiento de la demanda real. Sin embargo, las regiones de Costa – Caribe, Valle del Cauca y Tolima Grande, presentaron un crecimiento mayor al escenario alto de nuestras proyecciones en el período junio a diciembre de 2015, esto debido especialmente, al fenómeno climático de “El Niño” que afrontó el país. (UPME, 2016). En la figura 2 es posible evidenciar las diferencias entre las proyecciones actuales de demanda y la demanda real.

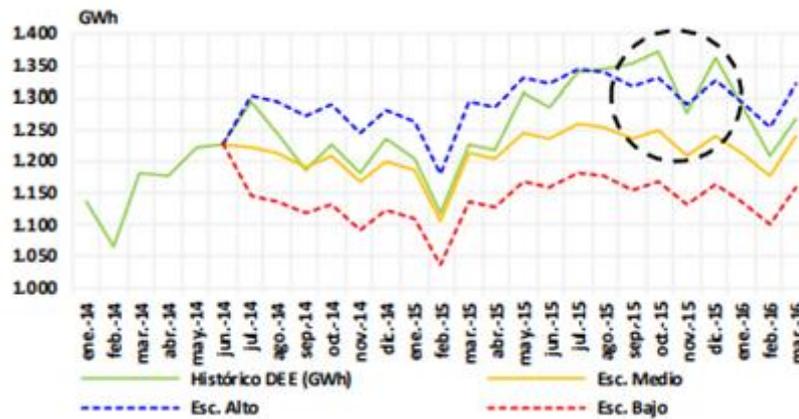


Figura 2 Seguimiento a las Proyecciones de Demanda de Energía Eléctrica Regional Fuente: UPME, "Proyección Regional de Demanda de Energía Eléctrica y Potencia Máxima en Colombia Revisión Julio de 2016"

Debido al fenómeno del Niño se produce un incremento en las temperaturas en el Área Caribe y esto se traduce en un aumento de la demanda eléctrica del área (C. E. Ojeda, Candelo, & Silva-Ortega, 2017), en la figura 2 se evidencia que los picos superan los límites propuestos por UPME para el comportamiento de la potencia en el áreas Caribe del SIN.

El aporte poblacional del Área Caribe es considerable, con un 21,6% del total de la población del país consta con alrededor de 10,6 millones de habitantes, si bien es cierto que en general el crecimiento poblacional ha disminuido en promedio 0,1 % en toda Colombia respecto al año anterior, la Costa Caribe se ha mantenido con crecimiento de 1.3% anual durante los últimos 10 años solo, por debajo del Área Centro (Bogotá, Cundinamarca, Guaviare y Meta), y esta última ha caído 0,2% en el mismo periodo (DANE, 2017a), la

Tabla 1. detalla a profundidad el análisis anterior.

Tabla 1.

Población por Áreas del SIN 2017

ÁREA	HABITANTES	%
Centro	11,955,887	24.30%
Costa Caribe	10,647,346	21.60%

ÁREA	HABITANTES	%
Noreste	7,123,165	14.50%
Oriente	5,377,407	10.90%
Valle	4,708,262	9.60%
Sur	3,545,844	7.20%
Tolima Grande	3,089,124	6.30%
CQR	2,526,122	5.10%
Otros	240,693	0.50%
Total Nacional	49,291,609	100.00%

Datos: DANE, "Estimaciones De Población 1985 - 2005 y Proyecciones De Población 2005 - 2020 Total Departamental Por Área" Por: B.CervantesBolivar

Si bien es cierto que el crecimiento de la población juega un papel fundamental en el desarrollo de la demanda de energía eléctrica del país, es verdad que existen otros factores como el número de viviendas y número de hogares (Personas por vivienda), que se encuentra igualmente correlacionados entre sí, por ser variables demográficas, siendo este el caso, se emprendió la tarea de analizar estos comportamientos para evidenciar la singularidad de estas variables en el Área Caribe con respecto al resto a las demás Áreas del SIN, a continuación se puede observar los resultados en las Tabla 2 y Tabla 3.

Tabla 2.

Promedio del número de personas por hogar de Colombia por región del SIN.

Región / Año	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
Costa	4.49	4.45	4.4	4.36	4.31	4.27	4.23	4.19	4.15	4.11	4.07
Tolima	4.01	3.95	3.9	3.85	3.81	3.76	3.72	3.68	3.64	3.6	3.57
CQR	3.85	3.81	3.78	3.74	3.71	3.68	3.64	3.61	3.58	3.55	3.52
Valle	3.84	3.8	3.75	3.7	3.66	3.62	3.58	3.54	3.51	3.47	3.43
Oriente	3.79	3.75	3.71	3.67	3.64	3.6	3.56	3.53	3.5	3.47	3.44
Otros	3.66	3.61	3.57	3.52	3.48	3.45	3.41	3.37	3.34	3.31	3.28
Noreste	3.64	3.6	3.56	3.52	3.49	3.45	3.42	3.39	3.36	3.33	3.3
Centro	3.57	3.53	3.49	3.45	3.41	3.37	3.34	3.31	3.27	3.24	3.21
Sur	3.25	3.24	3.22	3.2	3.18	3.15	3.13	3.11	3.09	3.06	3.04

En la Tabla 2 se puede identificar a la Región Costa Caribe como aquella con mayor número de habitantes por hogar, por otra parte la Región Centro aunque tiene un mayor número de habitantes (Ver

Tabla 1.) también tiene uno de los promedios más bajos en el número de personas por hogar en la actualidad, cerca de los 3 habitantes por vivienda, cabe resaltar que en los últimos años se han visto disminuido el crecimiento poblacional en todas las regiones del país. (DANE, 2017c); A partir de este argumento se podría inferir que la demanda de energía eléctrica incrementa o disminuye proporcionalmente con el crecimiento de la población sin embargo el número de viviendas adiciona un componente a la ecuación, por ejemplo el área Centro aumento en 500.000 aproximadamente durante un los últimos 5 años, sin embargo al Área Caribe tomó casi el doble de tiempo el alcanzar esta misma cantidad de viviendas, este es sin duda otro ejemplo claro de la singularidad de las regiones del SIN. (Ver Figura 3).

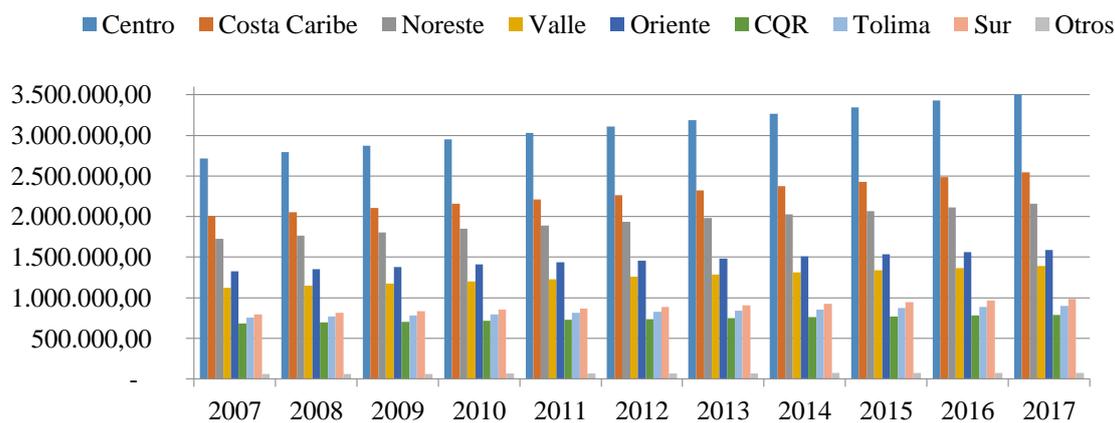


Figura 3 Número de viviendas por año regiones del SIN. Fuente: DANE 2017 Por B.CervantesBolivar

En este orden de ideas surge la siguiente pregunta problema: ¿Cómo se puede modelar el crecimiento de la demanda de energía eléctrica en el Área Caribe, con el fin de definir la Generación por Seguridad requerida por el SEP? para identificar las futuras

restricciones eléctricas y proponer mejoras en el sistema de transmisión regional, lo cual es una necesidad del sector de energía eléctrica.

1.3.Objetivos

1.3.1. Objetivo General

Desarrollar un pronóstico del crecimiento de la demanda del Área Caribe del SIN que permita proyectar la generación de seguridad necesaria para cubrir la demanda requerida en la región.

1.3.2. Objetivo Especifico

- Modelar el crecimiento de la demanda en el Área Caribe, proyección 2018–2038.
- Simular el SIN del Área Caribe utilizando software de simulación, identificando las limitaciones en la capacidad de la infraestructura actual.
- Proponer acciones de mejores para garantizar la seguridad en la operación del Área Caribe.

1.4.Justificación

Este trabajo de investigación busca comparar los resultados nacionales suministrados por la UPME con el objetivo de evidenciar y validar los hallazgos y recomendaciones dadas en su informe: “proyección de la demanda de energía eléctrica y potencia máxima en Colombia” con el propósito de brindar resultados basados en el contexto regional. La región Caribe se ha caracterizado desde el sector de energía Eléctrica como uno de los soportes térmicos del SIN. Por lo anterior y basado en los escenarios ocurridos a la fecha como lo fue en el último escenario de fenómeno del niño, donde las térmicas de la región se vieron forzadas a operar en escenarios infactibles a sus límites técnicos y financieros. Por lo anterior, se busca que el presente trabajo permitan suministrar un pronóstico de crecimiento de la demanda ajustado a las condiciones operativas de las centrales térmicas dada su relevancia y soporte energético del SIN. Por su parte la UPME no establece en sus informes las condiciones de pronósticos para proyectar la generación de seguridad, por lo cual se propone en este documento una respuesta a este problema, dando solución a una preocupación de las empresas generadoras de Colombia de base térmica.

Este proyecto espera establecer bases para futuras investigación en diversas áreas de conocimiento asociados a los Sistemas eléctricos de potencia, se abordara métodos para el cálculo de las proyecciones de demanda de energía y software de análisis de flujo de potencia necesarios para el buen desarrollo profesional del Ingeniero

Electricista de la Universidad de la Costa, permitirá conocer las condiciones críticas del Área Caribe dando un panorama de solución a mediano y largo plazo, de igual forma desea ser parte de las numerosas investigaciones del Grupo de Investigación GIOPEN , posicionándolo en el sector industrial regional como un agente importante de consulta y asesoría

1.5.Alcance

El análisis de generación por seguridad del área Caribe considera las proyecciones de futuros escenarios de crecimiento de máxima demanda modelados por el software MatLab y validando estos resultados con los métodos actuales, tomando como punto de partida el sistema eléctrico las condiciones reflejadas el 12 de noviembre de 2017 , mediante el software DigSILENT Power Factory 15.1 se determina el grado seguridad que tiene el Sistema de subtransmisión del área.

La evaluación cuenta con la modelación del Sistema de Subtransmisión del área Caribe. Además, se integra al estudio elementos de generación, transformadores y líneas correspondientes a 500 kV, 220 kV, 110 kV, 66kV, 34.5kV,13,8kV así como las cargas asociadas.

La información del sistema eléctrico de potencia ha sido tomada de la Base de datos publica de XM agente que regula el mercado eléctrico en Colombia, de tal modo que los resultados obtenidos pueden ser tenidos en cuenta como alternativas reales de solución a las condiciones críticas que presenta el SEP.

1.6.Marco Regulatorio Colombiano

El ente gubernamental encargado y principal responsable del mercado eléctrico colombiano es El Ministerio de Minas y Energía, este tiene como funciones la regulación, planeación, coordinación y seguimiento de todas las actividades relacionadas con el servicio público de electricidad, adicionalmente definirá los criterios para el aprovechamiento económico de las fuentes convencionales y no convencionales de energía, dentro de un manejo integral eficiente y sostenible de los recursos energéticos del país y promoverá el desarrollo de tales fuentes y el uso eficiente y racional de la energía por parte de los usuarios. (Colombia, 1994), sin embargo es función del Centro Nacional de Despacho (CND) identificar y clasificar las Restricciones del SIN, así como, definir las Generaciones de Seguridad asociadas con dichas Restricciones en cada Sub-Área y Área Operativa del Sistema.(CREG, 1999)

Para la determinación de la Generación de Seguridad, el procedimiento y los criterios aplicables se establecen a continuación:

- a) Se considera el servicio de Regulación Primaria de Frecuencia para los análisis que permiten establecer la Generación de Seguridad del SIN
- b) Se determina la generación forzada requerida por la existencia de restricciones en la infraestructura de los STR's y/o SDL's, o por requerimientos de soporte de reactivos en dichos Sistemas (GS0 y GS'0).

c) Se determina la generación forzada requerida para dar cumplimiento, allí donde físicamente sea posible, a los siguientes criterios de desempeño por Sub-Área Operativa y Área Operativa del SIN:

- Criterio Determinístico: Contingencia N-1;
- Criterio Probabilístico: Confiabilidad VERPC $\leq 10^{-4}$

d) Se determina la generación forzada adicional, requerida por restricciones en activos de interconexión internacional.

e) Se determina la generación forzada adicional, requerida por consideraciones de soporte de reactivos o estabilidad del STN.

f) Se determina la generación forzada requerida por exigencia adicional atribuible a una exportación internacional.

2. Marco Teórico

2.1. Concepto Del Pronóstico De Demanda

La energía eléctrica es vital para el desarrollo sostenible de cualquier nación, sea en el aspecto social, económico o medioambiental, en la década pasada el consumo de energía ha incrementado exponencialmente en el globo (Suganthi & Samuel, 2012), siendo el manejo de la demanda crucial para el futuro económico.

Se considera el pronóstico de la demanda eléctrica como el incremento de la energía requerida por un sistema eléctrico para suplir su carga estimada. por estos motivos la proyección de demanda eléctrica es un proceso central e integral para la planeación periódica de las operaciones y facilita la expansión del sector eléctrico (Almeshaei & Soltan, 2011) sin embargo los patrones de la demanda son siempre muy complejos de identificar debido a las irregularidades en los mercados de energía, por esta razón encontrar el modelo apropiado y específico para una red eléctrica no es una tarea sencilla.

En los últimos años muchas nuevas técnicas han sido utilizadas para la búsqueda de proyecciones de demanda de energía y potencia eléctrica, en este documento revisaremos algunas de ellas así como los métodos tradicionales como series de tiempo, regresiones, ARIMA así como técnicas de computación, algoritmos genéticos y redes neuronales.

2.1.1. Modelación De Series Temporales Para Pronóstico De Demanda.

Básicamente una serie de tiempo se le denomina a cualquier variable que conste de datos reunidos, registrados u observados sobre incrementos sucesivos de tiempo. por lo tanto, se concluye que es una secuencia ordenada de observaciones sobre una variable en particular. (Murillos, Trejos, & Carvajal, 2003)

los componentes de una serie de tiempo se pueden desagregar en componentes como: tendencia, ciclo, estacionalidad e irregularidad (Bowerman, K., B., & Richard, 2007); que se describen a continuación:

2.1.1.1.Tendencia

Una serie de tiempo con tendencia es aquella que contiene un componente de largo plazo que representa el crecimiento o declinación de la serie a través de un período amplio.

2.1.1.2.Estacionalidad

Se define como estacional una serie de tiempo con un patrón de cambio a si mismo año tras año. por lo regular, el desarrollo de una técnica de pronóstico estacional comprende la selección de un método multiplicativo o uno de adición y estimar después índices estacionales a partir de la historia de la serie.

2.1.1.3.Ciclo

El efecto cíclico se define como la fluctuación en forma de onda alrededor de la tendencia. los patrones cíclicos tienden a repetirse en los datos cada dos, tres o más años. es difícil establecer un modelo para estos patrones cíclicos, ya que no son estables.

2.1.1.4.Irregularidad

El componente irregular de la serie de tiempo es el factor residual, es decir, “todo lo que sobra” y toma en consideración las desviaciones de los valores reales de la serie de tiempo en comparación con los esperados; es el elemento aleatorio.

2.1.2. Modelos De Pronósticos De Demanda Clásicos (ARIMA)

En 1970, Box y Jenkins desarrollaron un cuerpo metodológico destinado a identificar, estimar y diagnosticar modelos dinámicos de series temporales en los que la variable tiempo juega un papel fundamental, los modelos ARIMA. La metodología ARIMA es sólo una pequeña parte de los que se conoce normalmente como “Econometría de Series Temporales” pero, sin duda alguna, una de las más utilizadas,(Arce, 2010), sin embargo este método parte de series estacionales para su elaboración . Existen algunos criterios de validez para los modelos ARIMA descritos a continuación:

2.1.2.1. Estadístico AIC (Akaike Information Criterion).

El estadístico AIC propuesto por Akaike está basado en la teoría de la información y se expresa de la siguiente forma:

$$AIC = -\frac{2L}{T} + \frac{2(p + d + q)}{T}$$

Donde ,

p, Número de parámetros Autoregresivos

q, Número de medias móviles

d, Número de diferencias para hacer la serie estacionaria

T , Numero de instantes considerados en la serie

L, Valor de logaritmo de la función de verosimilitud.

Este criterio se aplica en general a muchos modelos autorregresivos. (Newbold, Carson, & Thorne, 2008)

2.1.2.2. Estadístico SBC (Schwartz Baseyan Criterion).

Este estadístico al igual que AIC permiten determinar el orden del modelo. Los parámetros denominados AIC y SBC son medidas de ajuste del modelo. Este parámetro se aplica de manera general a diferencia del AIC que suele emplearse en modelos autorregresivos. Cuanto más pequeño sea el valor del criterio de información AIC y SBC, mejor será el modelo. (Newbold et al., 2008). Identificación, Estimación, Validación, Pronostico son las etapas que utiliza Box-Jenkins para describir su metodología, explicadas con profundidad por (Gujarati & Porter, 2010).

2.1.3. Evaluación Del Comportamiento De La Demanda Energía Eléctrica

Para comprender el comportamiento de la demanda de energía eléctrica en Colombia, es fundamental conocer las áreas que conforman el sistema y como están distribuida, en algunos casos no necesariamente por las divisiones geográficas existentes en el país, Centro, Costa Caribe, CQR, Noreste, Oriente, Sur, Tolima Grande, Valle y CGE (Grandes Consumidores) (UPME, 2016), son las principales subáreas del Sistema Interconectado Nacional (SIN), éstas áreas a su vez están conformadas por bloques más pequeños, cabe resaltar que el motivo de la presente investigación es el Área Caribe comprendida por las subáreas de Atlántico, Bolívar, Córdoba- Sucre, GCM² y Cerromatoso.

En orden de importancia el Area Caribe ocupa el segundo lugar de consumo de energía eléctrica a nivel nacional, solo superada por el Área Centro (UPME, 2016), esta participación está detallada en la Figura 4, sin embargo en la Figura 5 se puede observar, que el area caribe a partir del año 2006 presenta un crecimiento porcentual

²GCM, Guajira, Cesar y Magdalena

mayor comparandola con las otras áreas, y según la proyeccion para el año 2030 tendría una participación del consumo de energía eléctrica del país cercana al 25% similar al Área Centro.

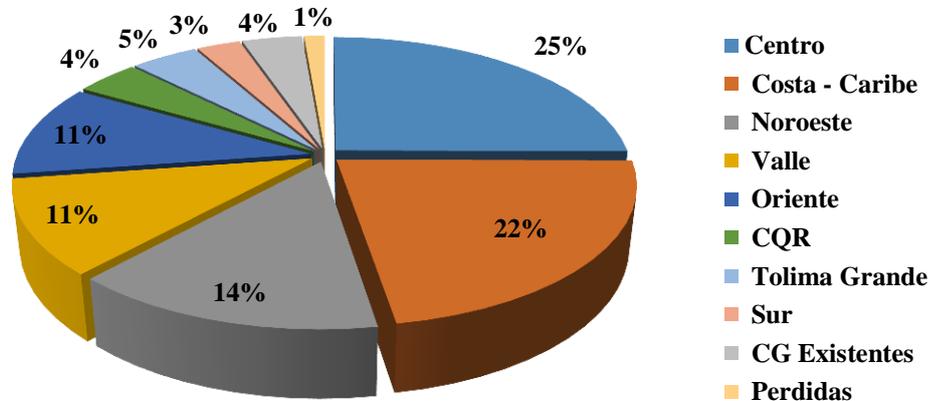


Figura 4. Participación Promedio Regional respecto a la Demanda Nacional de Energía Eléctrica Datos: Portal BI XM 2017 Por: B.CervantesBolivar

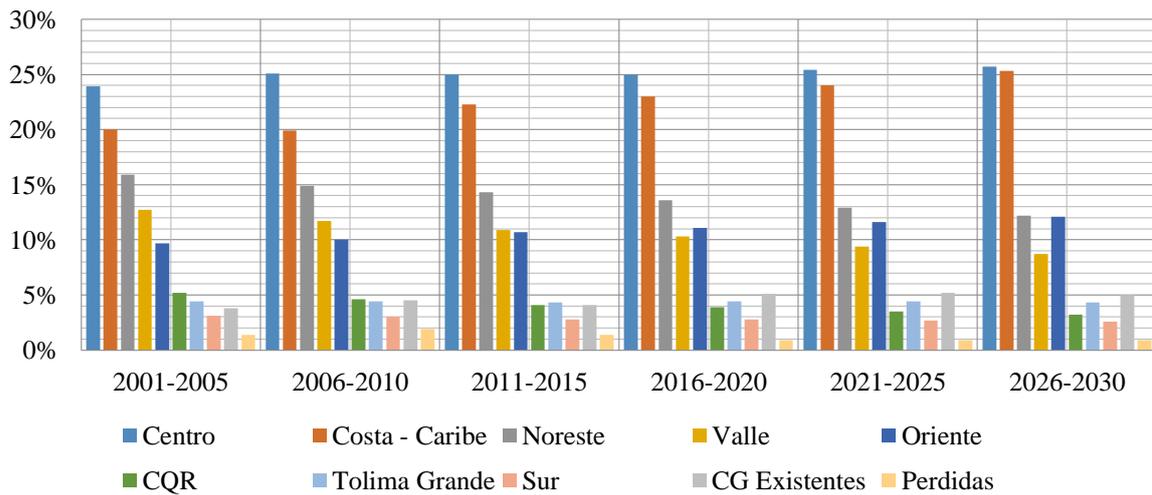


Figura 5. Participación de la demanda regional de Energía Eléctrica Datos: Portal BI XM 2017 Por: B.CervantesBolivar

2.1.4. Proyecciones Nacionales De Demanda Eléctrica En Colombia

La Unidad de Planeación Minero Energética en sus siglas UPME, es la entidad gubernamental en que tiene como objetivo la planeación integral y direccionamiento

constante de las organizaciones públicas y privadas del sector minero energético, para el buen aprovechamientos de los recursos energéticos del país(Energía, 2013), dentro de sus alcances esta la creación y seguimiento del Plan de Expansión de Generación y Transmisión el cual en su versión vigente (2016 – 2030) muestra el panorama actual del mercado Eléctrico Colombiano teniendo en cuenta factores como la economía local e internacional y su impacto directo sobre el precio de la energía, Proyecciones de la Demanda Nacional a corto y largo plazo así como la metodología utilizada para su cálculo, además de considerar los posibles escenarios para la propuesta de el plan de Expansión de Generación teniendo en cuenta la Fuentes de Energía Eléctrica Renovable y el Plan de Expansión de Transmisión.

La Metodología utilizada por la UPME para el pronóstico de Demanda a largo plazo es econométrico y de combinación de pronóstico(Alberto & Moreno, n.d.), a partir del año 2013 fue implementado un Modelo VAR³Endógeno y Exógeno con el objetivo de simplificar el análisis econométrico, para reducir el número de ecuaciones que se considera en el sistema, esta Metodología ha mostrado un alto grado de precisión según el boletín de la UPME "Proyección de Demanda de Energía Eléctrica y Potencia Máxima en Colombia" (Revisión Julio 2017),(UPME, 2017), la Figura 6 muestra el seguimiento al Error Medio Cuadrático de las revisiones publicadas por la UPME.

³Modelo Vectoriales Autoregresivos

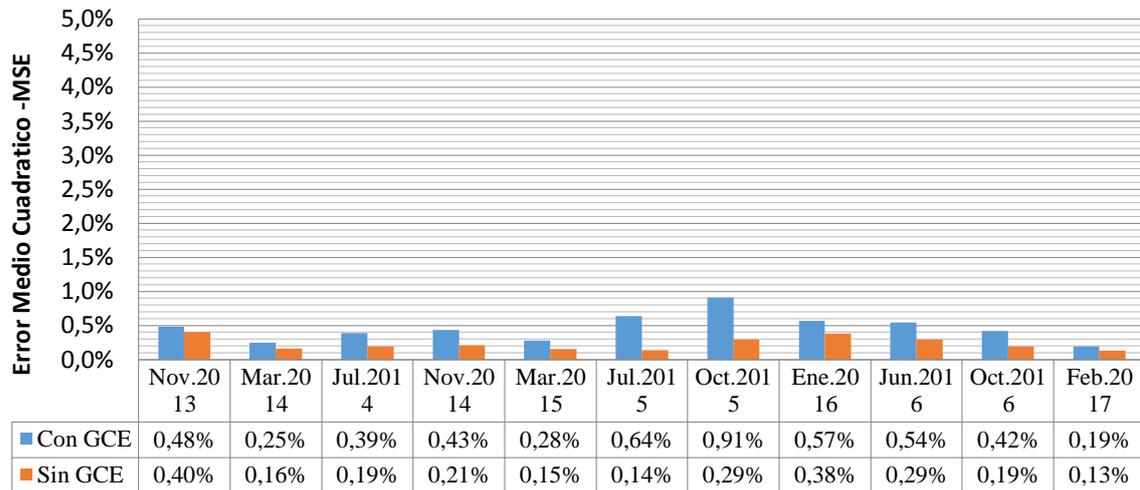


Figura 6. Error Medio Cuadrático entre la proyección de demanda y la Demanda Real Datos: Base de Datos XM. Por B.Cervantes

La UPME en el proceso de proyección de demanda de energía eléctrica y potencia máxima alimenta sus modelos de proyección a partir de 3 variables de tipo macroeconómico, social y climatológicas, siendo el PIB⁴, tamaño de la población y Temperatura medias áreas respectivamente, conformado por grupo de datos históricos y datos proyectados con una estacionalidad definida y una correlación entre ellos, la Tabla 3 ejemplifica las variables descritas anteriormente.

Tabla 3.

Principales supuestos macroeconómicos, sociales y climáticos empleados en las proyecciones

año	PIB (Millones de Pesos)	Temperaturas Medias Áreas Geográficas del SIN	Población (Habitantes)	Crecimiento anual		
				PIB	Temperatura	Población
2010	424.599	23,73	45.918	3,97%	-0,07%	1,10%
2011	452.578	23,86	46.406	6,59%	0,57%	1,06%
2012	470.88	23,99	46.881	4,04%	0,55%	1,02%
2013	493.831	23,98	47.342	4,87%	-0,03%	0,98%
2014	515.489	24,01	47.791	4,39%	0,12%	0,95%
2015	531.376	23,94	48.229	3,08%	-0,29%	0,92%
2016	543.782	24,08	48.654	2,33%	0,55%	0,88%

⁴Producto Interno Bruto de Colombia

2017	560.796	24,09	49.068	3,13%	0,06%	0,85%
2018	581.348	24,00	49.469	3,66%	-0,35%	0,82%
2019	604.14	24,01	49.856	3,92%	0,01%	0,78%
2020	627.897	24,10	50.229	3,93%	0,40%	0,75%
2021	652.933	24,22	50.587	3,99%	0,47%	0,71%
2022	679.911	24,26	50.931	4,13%	0,17%	0,68%
2023	707.596	24,19	51.261	4,07%	-0,29%	0,65%
2024	736.511	24,22	51.576	4,09%	0,14%	0,62%
2025	766.558	24,26	51.878	4,08%	0,16%	0,58%
2026	798.009	24,27	52.165	4,10%	0,02%	0,55%
2027	830.298	24,33	52.439	4,05%	0,26%	0,52%
2028	863.021	24,36	52.698	3,94%	0,13%	0,49%
2029	897.761	24,32	52.944	4,03%	-0,14%	0,47%
2030	933.774	24,30	53.175	4,01%	-0,09%	0,44%

Fuente: DANE, IDEAM, Naciones Unidas

2.1.5. Proyecciones Regionales De Demanda Eléctrica En Colombia

Las proyecciones de demanda regionales están relacionadas directamente con la proyección de demanda de energía nacional, (UPME, 2006) desagrega el SIN en Unidades de Control de Pronóstico UCP, mientras que (UPME, 2016) dice que para la obtención de las proyecciones de demanda de energía eléctrica y potencia máxima regionales, es decir las mencionadas UCP, se emplean los valores de la demanda nacional obtenidos a partir del método de combinación de pronósticos expuestos en el documento de: “Proyección de Demanda de Energía Eléctrica y Potencia Máxima en Colombia - Revisión Junio de 2016”, aclarando que la sumatoria de las demandas regionales debe ser consistente con la demanda del SIN calculada, en otras palabras la proyección nacional de demanda de energía eléctrica es distribuida porcentualmente en las demandas regionales según su participación en la demanda actual, en la Tabla 4 se observa el porcentaje regional medio utilizado en el año 2006 para las proyecciones regionales por las UCP (UPME, 2006).

Tabla 4

Principales supuestos macroeconómicos, sociales y climáticos empleados en las proyecciones.

UCP	Participación media con respecto a la demanda nacional
Tolima Grande	4.42%
Sur	2.96%
Valle	12.02%
CQR	4.74%
Unoreste	14.54%
Costa	8.27%
Caribe	11.27%
Uoriente	9.37%
Centro	25.83%
Otros	5.89%

Fuente: Ministerio de Minas y Energía. Por: B.Cervantes

También (UPME, 2006) menciona que para la obtención de la potencia máxima, dada las dificultades para medir este parámetro a nivel regional y para proyectar un evento que se presenta durante una hora al mes, se parte de la demanda de energía eléctrica mensualizada a la que se aplica el método de mínimos cuadrados ordinarios dinámicos, el cual genera estimaciones robustas principalmente cuando el número de observaciones consideradas es pequeño y las series no son estacionarias.

2.2. Generación Por Seguridad

2.2.1. Concepto De Generación De Seguridad

Según La Comisión de Regulación de Energía y Gas la Generación de seguridad es aquella generación forzada que se requiere para suplir las Restricciones Eléctricas u Operativas del SIN (CREG, 1999).

Sabemos que los sistema de generación está conformados por los equipos e instalaciones cuya función es producir energía eléctrica a partir de fuentes primarias de energía. Por lo general, las grandes plantas de generación se encuentran alejadas de los centros de consumo, lo que hace necesario la planeación de su despacho diario, La generación por seguridad comprende dos variantes (Zapata, Garcés, & Gómez, 2004):

La seguridad inherente (Safety): Minimizar las situaciones originadas en el sistema de potencia que impliquen riesgos para las personas, el medio ambiente, el sistema mismo o los equipos del usuario. Se regula mediante normas constructivas y operativas de los componentes del sistema de potencia; por ejemplo, los valores nominales operativos (MVA, MW, A, etc.)

La seguridad operativa (Security): Es la habilidad del sistema para responder apropiadamente a los disturbios; está directamente relacionada con la estabilidad electromecánica del sistema. Se regula mediante normas operativas. Para garantizar la seguridad se utilizan los sistemas de protección y control

2.2.2. Topologías De Sistemas De Transporte De Energía

la topología de la red es toda aquel esquema de conexión que presenta el sistema de suministro de energía eléctrica utilizando un conjunto de dispositivos encargados en la distribución y el transporte de la energía desde la fuente hasta el usuario final(Graineger, John j, Stevenson Jr, n.d.) ,donde los valores propios de un sistema de penden de las topologías asociadas y de las unidades generadoras conectadas al sistema (Silva-Ortega, 2012), los sistemas más conocidos son los siguientes:

2.2.2.1.Sistema Radial

La característica principal de este sistema es que solo cuenta con un camino por el cual fluye la energía por este motivo no posee respaldo ante fallas, y se encuentra expuesto desatención de la demanda eléctrica.

2.2.2.2.Sistema En Anillo

Los sistemas en anillo poseen alimentación a través de dos caminos diferentes sin embargo no cuenta con barra colectora, es de carácter económico, segura y

confiable, pero sin flexibilidad y si un campo está en mantenimiento no se pueden presentar fallas, ya que sacaría de servicio secciones del anillo.(Friedrich & Ardenghi, 2009).

2.2.2.3.Sistema Enmallado

El sistema enmallado es la unión de sistemas en anillo y sistemas radiales, mejorando así la seguridad del sistema pero aumentando la complejidad de la operación (Arias-Hernández, Hincapié-Isaza, & Gallego-Rendón, 2014).

2.2.3. Restricciones Técnicas De Los Sistemas De Transporte

Los sistemas de transmisión de energía eléctrica se definen como restricciones a aquellas limitaciones que presentan en la operación del sistema interconectado, generados por la capacidad de la infraestructura o por la aplicación de diferentes criterios de seguridad como los armónicos y las normas que establecen los niveles permitidos para equipos conectados a la red (Sousa, Hernández, Quispe, Gómez, & Viego, 2017)y confiabilidad, para el mercado eléctrico colombiano la CREG definió que según su naturaleza las restricciones se clasifican en(CREG, 1999):

2.2.3.1.Restrictión Eléctrica.

Limitación en el equipamiento del STN, o de Activos de Conexión al STN, o de los STR's y/o SDL's, o de las Interconexiones Internacionales, tales como límites térmicos admisibles en la operación de equipos de transporte o transformación, límites en la operación del equipamiento que resulten del esquema de protecciones (locales o remotas), límites de capacidad del equipamiento o, indisponibilidad de equipos.

2.2.3.2.Restrictión Operativa.

Exigencia operativa del sistema eléctrico para garantizar la seguridad en Sub-Áreas o Áreas Operativas, los criterios de calidad y confiabilidad, la estabilidad de

tensión, la estabilidad electromecánica, los requerimientos de compensación reactiva y de regulación de frecuencia del SIN.

2.3.Redes Neuronales Para Estimar Comportamiento De Demanda

2.3.1. Concepto De Redes Neuronales

El nombre de redes neuronales artificiales proviene de la similitud que estos sistemas matemáticos tiene en relación a al funcionamiento y estructura de las neuronas del cerebro humano, principalmente consiste en un grupo de neuronas artificiales interconectadas, que procesan información basados generalmente en información externa o interna que se encuentra en la red neuronal durante su entrenamiento. Una vez se empieza a modelar una neurona artificial se debe tener en cuenta tres componentes básicos como son: las variables de entrada (X_o), el peso (W) que se comporta como agente excitador de las conexiones de la neurona y la función de activación. Los siguientes componentes de los modelos representa la actual actividad de la célula neuronal, donde todas las entradas son sumadas y modificadas por los pesos. Esta actividad es referida como una combinación lineal. Finalmente una función de activación controla la amplitud de la salida. (Mani & Srinivasan, 1997)Este proceso se describe en la Figura 7.

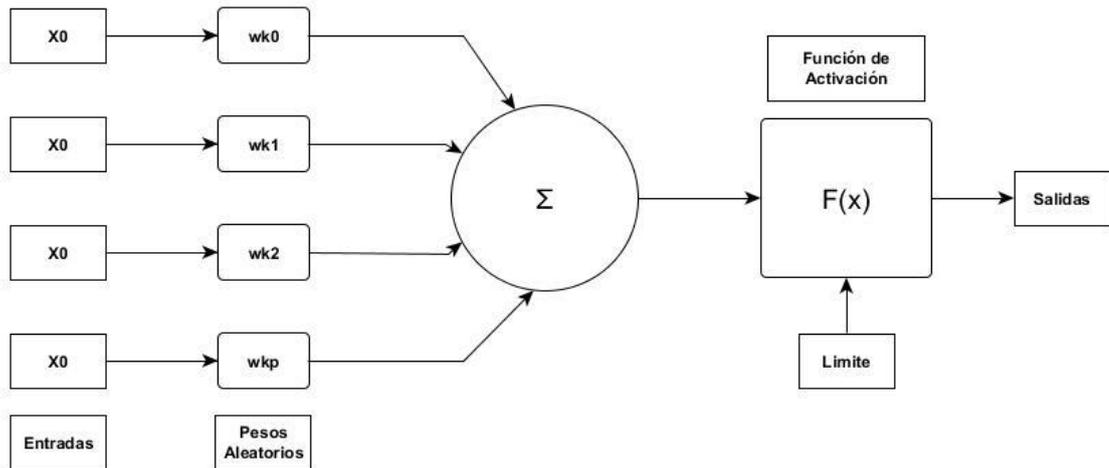


Figura 7. Funcionamiento de una Red Neuronal Artificial

En la actualidad las redes neuronales son aplicadas en diferentes ramas de la tecnología como método de búsqueda para solucionar problemas complejos, desde el pronóstico de precio de mercados (Villada, Muñoz, & García, 2012), pronóstico de demanda (Sarmiento & Villa, 2008), rendimiento en equipos mecánicos como bombas (Martinez, Leonel, Hernandez Hernanm Castellanos, Marcos, Silva, 2017).

2.3.2. Elementos De Una Red Neuronal

2.3.2.1. Neurona Artificial.

Son elementos simples de cálculo que a partir de un vector de entrada procedente del mundo exterior y/o a partir del estímulo recibido de otras neuronas proporcionan una respuesta única (salida) (Izurieta & Saavedra, 1999).

2.3.2.2. Unidad De Proceso

La distribución de neuronas dentro de la red se realiza formando niveles o capas, con un número determinado de dichas neuronas en cada una de ellas (Izurieta & Saavedra, 1999). A partir de su ubicación dentro de la red, se pueden distinguir tres tipos de capas: Capa de entrada, Capas Ocultas y Capa de Salida

2.3.2.3. Estado De Activación

Todas las neuronas de la red presentan cierto estado inicial, de reposo o excitación que depende de su valor de activación. Este valor puede ser continuo (generalmente $[0,1]$ o $[-1,1]$) o discreto, es decir, suelen tomar un conjunto discreto de valores binarios, así un estado activo se indicaría con el número uno (1) y un estado pasivo estaría representado por el número cero (0); pueden ser limitado o ilimitado, según la entrada total recibida y el umbral de la propia neurona. (Izaurieta & Saavedra, 1999; Matich, 2001) Si se designa como $\mathbf{a_i(t)}$ la activación de la i -ésima unidad $\mathbf{U_i}$ respecto al momento de tiempo \mathbf{t} , resulta posible definir el vector:

$$\mathbf{A(t)} = [\mathbf{a_i(t)}, \dots, \mathbf{a_i(t)}, \dots, \mathbf{a_n(t)}]$$

2.3.2.4. Conexiones Y Pesos Sinápticos.

Las conexiones que unen a las neuronas que forman una RNA tiene asociado un peso, que es el que hace que la red adquiera conocimiento. Se considera que el efecto de cada señal es aditivo, de tal forma que la entrada neta que recibe una neurona $\mathbf{net_j}$ es la suma del producto de cada señal individual por el valor de la sinapsis que conecta ambas neuronas y es lo que se conoce como regla de propagación. (Matich, 2001)

2.3.2.5. Función De Activación

la función de activación combina la entrada total a la j -ésima neurona o potencial postsináptico ($\mathbf{Net_j}$), obtenido a partir de estímulos y pesos recibidos, con el estado inicial de la neurona $[\mathbf{a_j(t - 1)}]$ para producir un nuevo estado de activación acorde con la nueva información recibida. En muchos modelos de RNA se considera que el estado actual de la neurona no depende de su estado previo, Por lo general la función de transferencia es determinista, en la mayoría de los modelos monótona

creciente y continua respecto al nivel de excitación de la neurona , tal como se observa en los sistemas biológicos. (Izaurieta & Saavedra, 1999; Matich, 2001) las funciones de transferencias típicas son : Función de activación Escalón, Función de activación Identidad o Lineal, Función de activación Mixta o Lineal a tramos, Función de activación Sigmoidal, Función Tangente Hiperbólica, Función Gaussiana.

2.3.2.6. Función De Salida O Transferencia.

Asociada con cada unidad hay una función de salida, que transforma el estado actual de activación en una señal de salida (Izaurieta & Saavedra, 1999; Matich, 2001) Existen cuatro funciones de transferencia típicas que determinan distintos tipos de neuronas: Escalón, Lineal y Mixta, Sigmoidal, Gaussiana.

2.3.3. Redes Neuronales Aplicadas A Pronostico Del Mercado Eléctrico.

En la actualidad existen algunos estudios que implementan el uso de redes neuronales en la tarea de pronóstico de demanda eléctrica en Colombia por ejemplo (Sarmiento & Villa, 2008) presentan una aplicación en la optimización de recursos energéticos utilizan redes del tipo Multi Layer Perceptron (MLP) con algoritmos de entrenamiento Backpropagation, y Radial Basic Function (RBF). implementando la tarea de organización de la información, entrenamiento, validación y pronóstico por medio de programación en Matlab. obteniendo un buen desempeño el proceso de pronóstico de demanda para semanas normales en la región de Antioquia y Choco .

2.3.4. El Modelo Feed Forward Back Propagation Y Cascade Forward Back Propagation Como Herramienta Para Modelar Pronósticos De Demanda.

Los modelos Feed forward y Cascade forward utilizan el algoritmo back Propagation el funcionamiento de este consiste en el aprendizaje de un conjunto

predefinido de pares de entradas-salidas dados como ejemplo: primero se aplica un patrón de entrada como estímulo para la primera capa de las neuronas de la red, se va propagando a través de todas las capas superiores hasta generar una salida, se compara el resultado en las neuronas de salida con la salida que se desea obtener y se calcula un valor de error para cada neurona de salida. A continuación, estos errores se transmiten hacia atrás, partiendo de la capa de salida hacia todas las neuronas de la capa intermedia que contribuyan directamente a la salida. Este proceso se repite, capa por capa, hasta que todas las neuronas de la red hayan recibido un error que describa su aportación relativa al error total. Basándose en el valor del error recibido, se reajustan los pesos de conexión de cada neurona, de manera que en la siguiente vez que se presente el mismo patrón, la salida esté más cercana a la deseada. (Valencia Reyes, Yáñez Márquez, & Sánchez Fernández, 2006).

La importancia de la red backpropagation consiste en su capacidad de auto adaptar los pesos de las neuronas de las capas intermedias para aprender la relación que existe entre un conjunto de patrones de entrada y sus salidas correspondientes.

La arquitectura de la red que normalmente es la más usada con el algoritmo del backpropagation es el Feed-forward de múltiples capas, una neurona elemental con N entradas se muestra en la Figura 8 Cada entrada es pesada con su w correspondiente.

La suma de las entradas y sus pesos forman la entrada de la función de transferencia f . las neuronas pueden usar diferentes funciones de transferencia f para generar una salida. (MatLab, 2016)

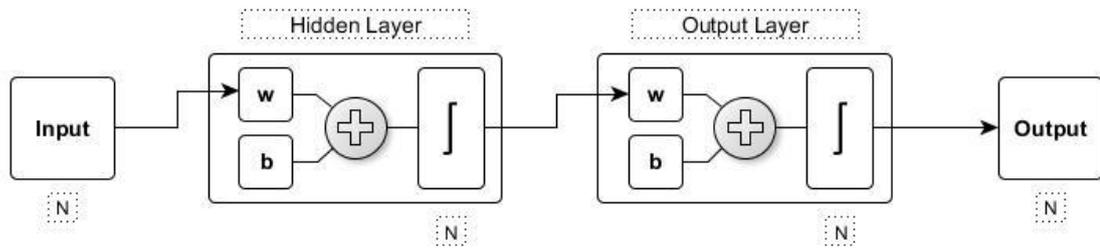


Figura 8 Feed forward back Propagation

Una variación del esquema Feed forward es el Cascade forward , este último se diferencia en una entrada adicional de los datos de input en la capa de salida como podemos ver en la figura 9.

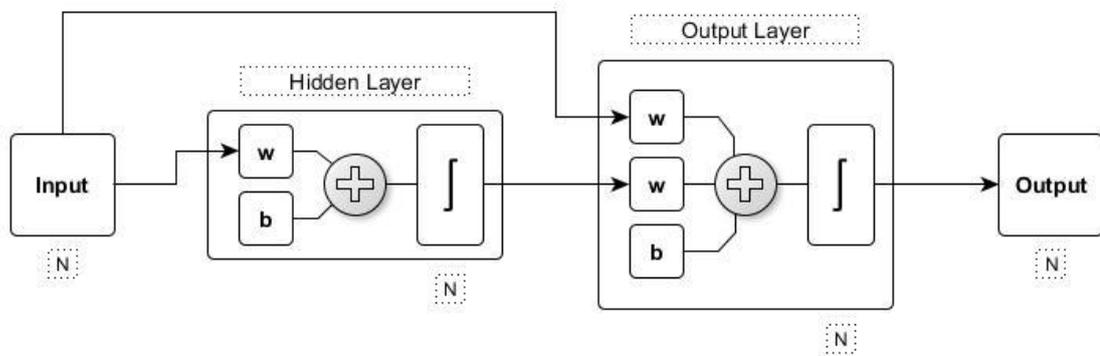


Figura 9 Cascade forward back Propagation

2.3.5. Modelación De Redes Neuronales Artificiales Con MATLAB

MATLAB es un software especializado en manejo de información, por medio de diferentes herramientas desarrolladas permite filtrar, organizar y procesar bases de datos. Un ejemplo claro se muestra en el documento Estimación de los Parámetros de los Relámpagos en la Región Norte Colombiana (Montana & Silva, 2013),

Neural Network Toolbox ofrece una amplia variedad de arquitecturas y funciones de entrenamiento para modelizar complejos sistemas no lineales de un modo

sencillo utilizando redes neuronales artificiales. Las Apps disponibles en Neural Network Toolbox permiten diseñar, entrenar, visualizar y simular interactivamente la red para posteriormente generar el código MATLAB equivalente y así poder automatizar el proceso.

Neural Network Toolbox soporta aprendizaje supervisado, no supervisado y reforzado utilizando arquitecturas como: perceptrón, perceptrón multicapa, adaline, base radial, mapas auto-organizados, redes competitivas, etc.

Con el objetivo de acelerar complejos procesos de entrenamiento debido al gran volumen de datos, es posible distribuir los cálculos en máquinas multinúcleo, GPUs y clústers utilizando Parallel Computing Toolbox.(Mathworks.com, 2018)

3. Metodología

En esta sección se describe la metodología empleada para el desarrollo de la proyección de la demanda de potencia máxima del área Caribe en el periodo 2017-2032, con la finalidad de evaluarla generación por seguridad requerida para el sistema de transmisión eléctrica del área Caribe, la Figura 10, detalla el orden lógico en que se

desarrollan las etapas del presente estudio.

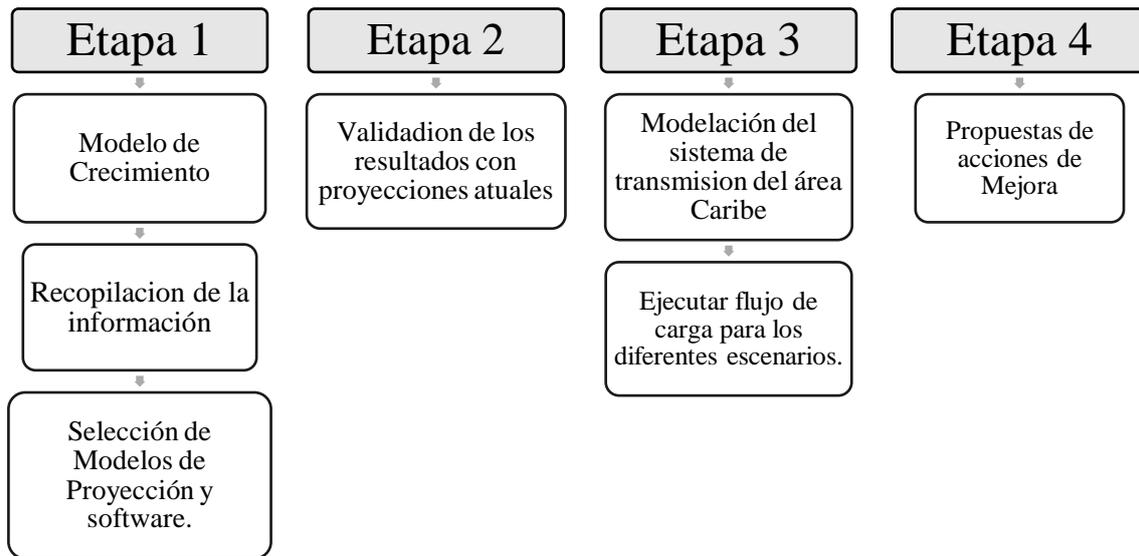


Figura 10 Etapas del estudio generación por seguridad para satisfacer el crecimiento de la demanda.
Fuente: B.CervantesBolivar 2018

3.1. Modelación Del Crecimiento De La Demanda

Es fundamental para toda investigación contar con la información necesaria para desarrollar y alcanzar de forma eficaz los objetivos propuestos, por esta razón se establecen características específicas de los sistemas a utilizar, se seleccionan criterios y metodologías adecuadas, se definen los parámetros eléctricos, software, y métodos de validación necesarios, a continuación se detallaran por medio de 4 etapas la metodología a desarrollar con el fin de satisfacer la generación por seguridad necesaria por el crecimiento de la demanda eléctrica.

3.1.1. Recopilación De Información

La información necesaria para realizar el presente estudio puede ser clasificada en dos partes, la primera es toda aquella relacionada con la proyección de demanda

eléctrica tales como demandas regionales actuales e históricos, además de aspectos relevantes del tipo social, económico y climático. con el mismo propósito también se investigan los diferentes modelos de proyección existentes y aquellos a utilizar en esta etapa. la segunda parte de la información es aquella compuesta por las características físicas de los elementos que componen el sistema de transmisión del área Caribe incluyendo equipos de Generación, Transformación , líneas, banco de capacitores y reactores y las diferentes cargas asociadas a las barras de las subestaciones para terminar se seleccionan los software a utilizar tanto en la etapa 1 de proyección de demanda, como en la etapa 3 y 4 de evaluación de generación por seguridad y Propuestas de mejora respectivamente.

3.1.1.1. Información Para La Proyección De Demanda

Con frecuencia a lo largo del primer capítulo se ha hecho énfasis en el papel que juega la información para un correcto desempeño de los modelos de pronóstico, a continuación se dará explicación de la información seleccionada para desarrollar de manera eficaz la proyección de demanda máxima de energía eléctrica en el Área Caribe del SIN.

Abordaremos con mayor profundidad las variables que aportan de manera significativa a el comportamiento de la demanda eléctrica. El PIB o Producto Interno Bruto es la variable macroeconómica del país, El PIB representa el resultado final de la actividad productiva de las unidades de producción residentes. Se mide desde el punto de vista del valor agregado, de la demanda final o las utilizaciones finales de los bienes y servicios y de los ingresos primarios distribuidos por las unidades de producción residentes(DANE, 2017), por ser esta variable de carácter general, se decidió utilizar la fuente proporcionada por el Banco de la República de Colombia recuperado y calculada

por el Departamento Administrativo Nacional de Estadística DANE desde el año 2005⁵, disponible en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**

Tabla 5

Producto interno bruto total y por habitante (A precios corrientes) Metodología Año

Base 2005

Fin de:	Total			Por habitante		
	Miles de Millones de pesos	Variación porcentual	Millones de Dólares	Pesos	Variación anual %	Dólares
2000	208,531	-	99899	5,175,036	-	2,479
2001	225,851	8,31	98206	5,533,727	6,93	2,406
2002	245,323	8,62	97818	5,935,881	7,27	2,367
2003	272,345	11,01	94646	6,507,808	9,64	2,262
2004	307,762	13,00	117188	7,263,936	11,62	2,766
2005	340,156	10,53	14657	7,931,153	9,19	3,417
2006	383,898	12,86	162808	8,844,362	11,51	3,751
2007	431,072	12,29	207411	9,813,388	10,96	4,722
2008	480,087	11,37	244163	10,800,329	10,06	5,493
2009	504,647	5,12	234035	11,219,656	3,88	5,203
2010	544,924	7,98	287121	11,973,830	6,72	6,309
2011	619,894	13,76	33541	13,462,903	12,44	7,284
2012	66,424	7,15	369385	14,259,639	5,92	793
2013	710,497	6,96	380169	15,078,111	5,74	8,068
2014	757,065	6,55	378404	15,884,109	5,35	7,939
2015	799,312	5,58	291032	16,582,065	4,39	6,038
2016	862,675	7,93	28749	17,696,729	6,72	5,898

Fuente: DANE. Por: B.CervantesBolívar

las variables sociales representativas para la región Caribe se tomaron de la base de datos de estadística del DANE, incluyendo Numero de habitantes(THabCar), número total de viviendas (TVivCarb) y el número total de hogares de la Región Caribe(THogCarb), como muestra la Tabla 6

⁵Producto Interno Bruto recuperado de <http://www.banrep.gov.co/pib> 1'

Tabla 6

Resumen Variables Sociales

Año	THabCar	TVivCarb	THogCarb
2000	8418747	1705400	1749043
2001	8533075	1747113	1792605
2002	8647236	1788749	1836341
2003	8769952	1830571	1880561
2004	8894440	1872981	1925710
2005	9020469	1916447	1972266
2006	9147630	1959593	2016092
2007	9276497	2006443	2063893
2008	9407859	2056074	2114689
2009	9540456	2107381	2167331
2010	9674611	2160051	2221464
2011	9811070	2212277	2275222
2012	9948531	2265588	2330140
2013	10086980	2319642	2385848
2014	10226181	2374161	2442046
2015	10365692	2429013	2498593
2016	10506651	2486913	2558269
2017	10647346	2544345	2617462

Nota: Resumen variables sociales total habitantes caribe (THabCar), Total viviendas caribe (TVivCarb), Total hogares caribe(THogCarb) Datos: DANE. Por B.CervantesBolívar

Además de las variables económicas y sociales planteadas anteriormente, existe una variable Climatológica de igual importancia y directamente relacionada con el consumo de energía eléctrica en la región Caribe, sin embargo en la presente investigación serán utilizadas dos variables climatológicas, la primera es la temperatura media histórica mensual de la región Caribe Colombiana con una estacionalidad mensual en la Tabla 7 y la segunda es la oscilación del El Fenómeno del Niño, que tiene generalmente una estacionalidad quinquenal, tomado del Servicio Nacional de Clima NOAA⁶, En la Tabla 7, se puede observar las variaciones de los episodios frío y caliente donde los valores negativo por debajo de -0.5 significan fenómeno de la niña, representadas en Colombia por abundantes lluvias y valores por encima de 0.5 representados por estaciones de sequía o conocido como el Fenómeno del niño. (Ver Tabla 8).

⁶Servicio Nacional de de Clima recuperado de:
http://origin.cpc.ncep.noaa.gov/products/analysis_monitoring/ensostuff/ONI_v5.php

Tabla 7

Temperaturas medias históricas mensuales Región Caribe Colombiana Datos

Meses	Temperatura(°C)
Enero	27.7
Febrero	26.0
Marzo	28.5
Abril	27.7
Mayo	27.9
Junio	28.0
Julio	27.4
Agosto	28.3
Septiembre	26.7
Octubre	27.2
Noviembre	27.4
Diciembre	27.0

Fuente: DANE. Por B.CervantesBolivar

Tabla 8

Mediciones del fenómeno del niño y la niña 2000-2017

Año	DJF	JFM	FMA	MAM	AMJ	MJJ	JJA	JAS	ASO	SON	OND	NDJ
2000	-1.7	-1.4	-1.1	-0.8	-0.7	-0.6	-0.6	-0.5	-0.5	-0.6	-0.7	-0.7
2001	-0.7	-0.5	-0.4	-0.3	-0.3	-0.1	-0.1	-0.1	-0.2	-0.3	-0.3	-0.3
2002	-0.1	0.0	0.1	0.2	0.4	0.7	0.8	0.9	1.0	1.2	1.3	1.1
2003	0.9	0.6	0.4	0.0	-0.3	-0.2	0.1	0.2	0.3	0.3	0.4	0.4
2004	0.4	0.3	0.2	0.2	0.2	0.3	0.5	0.6	0.7	0.7	0.7	0.7
2005	0.6	0.6	0.4	0.4	0.3	0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.3	-0.6	-0.8
2006	-0.8	-0.7	-0.5	-0.3	0.0	0.0	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	0.9
2007	0.7	0.3	0.0	-0.2	-0.3	-0.4	-0.5	-0.8	-1.1	-1.4	-1.5	-1.6
2008	-1.6	-1.4	-1.2	-0.9	-0.8	-0.5	-0.4	-0.3	-0.3	-0.4	-0.6	-0.7
2009	-0.8	-0.7	-0.5	-0.2	0.1	0.4	0.5	0.5	0.7	1.0	1.3	1.6
2010	1.5	1.3	0.9	0.4	-0.1	-0.6	-1.0	-1.4	-1.6	-1.7	-1.7	-1.6
2011	-1.4	-1.1	-0.8	-0.6	-0.5	-0.4	-0.5	-0.7	-0.9	-1.1	-1.1	-1.0
2012	-0.8	-0.6	-0.5	-0.4	-0.2	0.1	0.3	0.3	0.3	0.2	0.0	-0.2
2013	-0.4	-0.3	-0.2	-0.2	-0.3	-0.3	-0.4	-0.4	-0.3	-0.2	-0.2	-0.3
2014	-0.4	-0.4	-0.2	0.1	0.3	0.2	0.1	0.0	0.2	0.4	0.6	0.7
2015	0.6	0.6	0.6	0.8	1.0	1.2	1.5	1.8	2.1	2.4	2.5	2.6
2016	2.5	2.2	1.7	1.0	0.5	0.0	-0.3	-0.6	-0.7	-0.7	-0.7	-0.6
2017	-0.3	-0.1	0.1	0.3	0.4	0.4	0.2	-0.1	-0.4	-0.7	-0.9	-1

Fuente: Datos: NOAA. Por B.CervantesBolivar

3.1.2. Selección De Modelo De Proyección Y Software.

Para la ejecución de las proyecciones de demanda de energía mediante el software MatLab, es necesario ingresar los parámetros por medio de un conjunto de librerías y/o funciones conocida como *Toolboxnntool*, donde un grupo de datos serán analizados una redes neuronales especializadas en análisis de series de tiempo.

La *Toolboxnntool* está comprendida por un grupo amplio de redes neuronales con aplicaciones a diferentes ámbitos, sin embargo *Cascade-forward backprop* es el esquemas de redes neuronales seleccionado para analizar y procesar el conjunto de datos para la proyección de demanda de energía eléctrica, en el Anexo 2 del presente documento se muestra las ventanas características, el código necesario en el Anexo 1, y en el Anexo 3, Anexo 4 y Anexo 5 las ventanas para realizar el proceso de entrenamiento, y simulación de una red neuronal por medio de la *Toolboxnntool*.

3.2.Evaluación De Las Redes Neuronales Respecto A Métodos De Proyección

Actuales.

Una vez terminadas las simulaciones por la herramienta *Neural Network/Data Manager nntool* de MatLab, éstas dan como resultado diferentes proyección del crecimiento de la demanda de potencia máxima tantas proyecciones como redes se han creado, estos resultados han sido evaluados previamente por Matlab en el proceso de entrenamiento, validando con el valor del error medio cuadrático del entrenamiento en relación a la salida esperada, la red neuronal con el menor error es aquella que presenta menor variación ante el comportamiento de la variable a proyectar, los resultados de las redes se comparan con datos reales de la demanda que se desea proyectar, esta validación debe realizarse con datos que no han sido utilizados en el entrenamiento o simulaciones validando el error porcentual entre las proyecciones simuladas y los datos reales, luego los resultados de las mejores redes neuronales deben

cotejarse contra las proyecciones anuales del UPME (UPME, 2017), además de validarlas contra las proyecciones mensuales de la tabla UPME Proyección_Regional_Energía_Elétrica_y_Potencia_Máxima_Julio2016(UPME, 2016), finalmente se deben validar los errores encontrados tanto en la proyección de la UPME como en las simulaciones de las redes, para garantizar la coherencia del modelo de proyección y su precisión.

3.3. Modelación Del Sistema De Área Caribe

3.3.1. Aspectos Técnicos Para La Modelación Del Sistema De Transmisión Del Área Caribe.

El uso de redes equivalentes en la modelación de sistemas y circuitos de transporte de energía permiten evaluar las condiciones y escenarios que en condiciones reales pueden registrarse dentro de una red y así adquirir estrategias para afrontar diferentes casos que inciden en la operación de la red y que mediante estudios de caso o prueba puedan ser resueltos a través de la estabilidad de tensión, el flujo óptimo de carga, los cálculos de impedancia, entre otros(Silva, 2017).

El sistema de Transmisión Nacional para el Área Caribe está conformado a su vez por cuatro subáreas Atlántico, Bolívar, GCM(Guajira, Cesar, Magdalena),Córdoba-Sucre y Cerromatoso, además para esta investigación se tomo en cuenta las líneas a un nivel de tensión de 500kV provenientes de las subestaciones Porce, Primavera y Ocaña que se conectan a la área Caribe en Cerromatoso y Copey, proporcionando 1450MW de potencia máxima como límite de intercambio entre el área Caribe y el resto del SIN.

Para la simulación se debe tener en cuenta los niveles de tensión especificados para Colombia en la Resolución CREG 025 de 1995, que son 500kV, 230kV, 110kV, 34.5kV y 13,8kV teniendo en cuenta que en el subárea bolívar que cuenta con 66kV,

distribuidos en 117 nodos (Tabla 13), 35 unidades de generación (Tabla 9) , 38 Transformadores Tridevanados(Tabla 11), 53 Transformadores Bidevanados (Tabla 10), 148 líneas (Tabla 14), 12 Bancos de Capacitores, 19 Banco de Reactores y 94 Cargas(Tabla 12), Detalladas a continuación en las tablas 9-17.

Tabla 9

Unidades de Generación Área Caribe SIN

Generadores	Capacidad nominal de Generación (MW)	Generadores	Capacidad nominal de Generación (MW)
Autog Argos Cartagena	16.0	Guajira 2	162.8
Autog Argos Toluviéjo	12.0	Jepirachi	20.0
Autog Reficar Ecop	12.0	Menor Providencia	8.0
Autog Unibol	5.8	MTequendama Fund	2.1
Brrquilla 3	71.0	Proeléctrica 1	55.0
Brrquilla 4	71.0	Proeléctrica 2	55.0
Candelaria 1	185.3	Tebsa Gas 110 1	120.4
Candelaria 2	185.3	Tebsa Gas 110 2	120.4
Cartagena 1	75.0	Tebsa Gas 220 1	119.0
Cartagena 2	75.0	Tebsa Gas 220 2	119.0
Cartagena 3	71.0	Tebsa Gas 220 3	119.0
Flores 1 Gas	120.0	Tebsa Vapor 1	165.7
Flores 1 Vapor	52.0	Tebsa Vapor 2	165.7
Flores IV1	120.0	Urra 1	85.3
Flores IV2	187.0	Urra 2	85.3
Flores IV3	190.4	Urra 3	85.3
Gecelca III	185.0	Urra 4	85.3
Guajira 1	162.8		

Datos: Porta BI XM 2017. Por B.CervantesBolívar

Tabla 10

Transformadores Bidevanados Área Caribe SIN

Transformador BI	MVA	HV(kV)	LV(kV)	%	Transformador BI	MVA	HV(kV)	LV(kV)	%
Bosque 4 220/66	150	220	66	9.96	Gen Providencia 110/13	10	115	13.8	13.21
Candelaria 4 220/110	100	220	110	12.02	Gen Tebsa Gas 110 110/13.8 1	120	110	13.8	12.04
Cartagena 4 220/66	100	220	66	17.4	Gen Tebsa Gas 110 110/13.8 2	120	110	13.8	11.85
Cerromatoso 110/34	30	110	34.5	12.2	Gen Tebsa Gas 220 220/13.8 1	120	220	13.8	11.91
Cerromatoso 3 500/230	360	500	230	11.06	Gen Tebsa Gas 220 220/13.8 2	120	220	13.8	11.9
El Río 110/34	125	110	34.5	11.33	Gen Tebsa Gas 220 220/13.8 3	120	220	13.8	11.9
Flores 220/110	150	220	110	12.5	Gen Tebsa Vapor 220/18 1	215	220	18	12.45

Transformador BI	MVA	HV(kV)	LV(kV)	%	Transformador BI	MVA	HV(kV)	LV(kV)	%
Fundacion 6 220/110	100	220	110	16.63	Gen Tebsa Vapor 220/18 2	215	220	18	12.41
Gen Brrquilla 110/13.8 3	78	110	13.8	12.1	Gen Tequendama 110/13	2.5	115	13.8	13.21
Gen Brrquilla 110/13.8 4	78	110	13.8	12.2	Gen Urra 241	105	241.5	13.8	12.5
Gen Candelaria 1 220/23	215	220	13.65	15.01	Gen Urra 241	105	241.5	13.8	12.5
Gen Candelaria 2 220/18	215	220	18	15.05	Gen Urra 241	105	241.5	13.8	12.5
Gen Cartagena 220/13.8 1	78	220	13.8	13	Gen Urra 241	105	241.5	13.8	12.5
Gen Cartagena 220/13.8 2	78	220	13.8	13	Las Flores 1 110/34	50	110	34.5	13.9
Gen Cartagena 3 220/13	78	220	13.8	13	Las Flores 2 110/34	50	110	34.5	13.9
Gen Flores 1 Gas 110/13.8 2	65	110	13.8	9.12	Silencio 1 110/34	70	110	34.5	12.5
Gen Flores 1 Gas 110/13.8 1	65	110	13.8	9.17	Silencio 2 110/34	70	110	34.5	12.5
Gen Flores 1 Vapor 110/13.8	67.2	110	13.8	9.8	Trafo 500/11 SVC	250	500	11	13.92
Gen Flores IV1 110/13.8	150	110	13.8	14.1	Trf Autog Cartagena 115/13.8	20	115	13.8	13.21
Gen Flores IV2 230/16.5	220	230	16.5	9.994	Trf Autog Reficar Ecop 115/13.8	15	115	13.8	13.21
Gen Flores IV3 230/18	205	230	18	12.09	Trf Autog Toluviejo 110/6.9	24	110	6.9	7.43
Gen Gecelca III	190	110	18	15	Trf Autog Unibol 115/13.8	5	115	13.8	13.21
Gen Guajira 220/13.8 1	200	220	13.8	12	Unión 110/34	125	110	34.5	11.33
Gen Guajira 220/13.8 2	200	220	13.8	12	Urra 230/110	90	230	110	11.7
Gen Jepirachi 110/13	25	110	13.8	9.78	Valledupar 10 220/110	100	220	110	12.5
Gen Proeléctrica 1 66/13	60	66	13.8	9	Valledupar 2 220/110/34	100	220	110	12.58
Gen Proeléctrica 2 66/13	60	66	13.8	9					

Datos: Porta BI XM 2017. Por B.CervantesBolívar

Tabla 11

Transformadores Tridevanados Área Caribe SIN

Transformador TRI	H(MVA)	M(MVA)	L(MVA)	H(kV)	M(kV)	L(kV)	H(%)	M(%)	L(%)
Flores 10 220/110	450	450	150	500	220	34.5	11.4	9.9	14.2
Nv Barranquilla 2 220/110/13	150	150	50	220	110	13.8	12.2	1.7	6.4
Sabana 1 220/110 kV	100	100	33.3	220	66	13.2	16.0	2.2	8.1
Sabana 1 500/220	150	150	72	500	110	34.5	12.4	3.5	9.5
Sabana 2 500/220	150	150	72	500	110	34.5	12.4	3.5	9.6
Sabana 3 500/220	150	150	72	500	110	34.5	12.5	3.6	9.7
Sabana 9 220/115	150	150	72	500	110	34.5	12.5	3.6	9.5
Tebsa 1 220/110	150	150	72	500	110	34.5	12.3	3.5	9.4
Tebsa 2 220/110	150	150	72	500	110	34.5	12.5	3.5	9.4
Tebsa 3 214	450	450	150	500	220	34.5	11.6	10.1	14.2
Bolívar 500/230	100	70	30	220	110	34.5	10.4	5.8	10.8
Candelaria 5 220/110	450	450	150	500	220	34.5	11.5	9.9	14.2
Cartagena 5 220/66	100	100	33.33	220	110	13.8	12.6	1.1	2.0
El Carmen 110/66	60	60	15	220	110	13.8	11.8	0.3	1.2
Tenera 1 220/110	100	100	33	220	110	13.2	12.0	4.9	9.9
Tenera 1 220/66 (150MVA)	40	40	12	220	110	13.2	11.1	4.1	4.1
Tenera 2 220/66 (150MVA)	60	45	20	110	66	13.8	12.5	2.6	9.3

Transformador TRI	H(MVA)	M(MVA)	L(MVA)	H(kV)	M(kV)	L(kV)	H(%)	M(%)	L(%)
Cerromatoso 1 500/110	150	150	45	220	110	13.8	13.0	5.6	10.1
Cerromatoso 2 500/110	55	55	15	220	110	13.8	16.3	3.0	5.2
Cerromatoso 4 500/110	100	100	30	220	110	13.8	13.0	5.6	10.1
Chinu 1 500/110	90	90	30	220	115	13.8	9.2	5.9	9.6
Chinu 2 500/110	450	450	150	500	220	34.5	11.5	8.8	13.7
Chinu 3 500/110	450	450	150	500	220	34.5	11.9	9.2	13.6
Uraba 220/115	450	450	150	500	220	34.5	12.0	10.3	13.9
Copey 2 500/220	90	90	30	220	115	13.8	9.4	6.0	9.4
Copey 220/110	100	70	30	220	110	34.5	9.8	6.3	11.0
Copey 500/220	100	70	30	220	110	34.5	9.6	5.8	10.7
Cuestecitas 1 220/110	100	70	30	220	110	34.5	9.9	6.0	10.9
Cuestecitas 2 220/110	100	100	20	220	110	13.8	11.3	6.1	8.5
Cuestecitas 6 220/110-100MVA	100	100	20	220	110	13.8	11.0	3.6	6.0
Cuestecitas 7 220/110-40MVA	180	180	60	214.5	110	46	9.0	8.7	12.1
Fundacion 1 220/110	60	60	10	220	110	6.3	10.7	2.3	8.5
Santa Marta 1 220/110	150	150	45	220	66	13.8	15.9	5.2	10.6
Santa Marta 2 220/110	150	150	45	220	66	13.8	15.9	5.2	10.6
Santa Marta 9 220/110	150	150	60	220	115	46	9.1	2.4	4.1
Valledupar 1 220/34	60	30	30	220	34.5	13.8	14.5	3.4	23.2
Valledupar 3 220/34	60	30	30	220	34.5	13.8	15.7	5.0	22.5
Valledupar 9 110/34	42	37	16	110	34.5	13.8	14.0	6.2	13.4

Datos: Porta BI XM 2017. Por B.CervantesBolívar

Tabla 12

Cargas Área Caribe SIN

Cargas	MVA	Cargas	MVA	Cargas	MVA
lod ACESCO_1	8.733	lod CALAMAR6	6.934	lod SANMARC1	7.98
lod CCRECEM1	0	lod CHAMBAC6	46.6	lod SIEFLOR1	23.9
lod CENTRO_1	50.92	lod COSPIQU6	1.745	lod SINCE__1	11.4
lod CORDIAL1	44.13	lod ELCARMN6	7.653	lod TIEALTA1	10.9
lod EL_RIO32	0	lod GAMBOTE6	19.65	lod TOLUVIE1	15.1
lod EL_RIO_1	0	lod MAMONAL6	22.8	lod URABA__1	20.3
lod EL_RIO_3	31.07	lod MEMBRIL6	17.34	lod CIENAGA1	22.7
lod JUANMIN1	0	lod NV_COSP1	36.18	lod CODZZI_1	14.7
lod LFLORES3	39.16	lod SNJACIN6	3.461	lod COPEY__3	19.9
lod MAGDALE3	21.04	lod TERNERA1	43.33	lod CUESTEC1	14.9
lod MALAMBO1	46.75	lod TERNERA6	22.77	lod ELBANCO1	23
lod MALAMBO2	0	lod TUBOCAR1	0	lod ELPASO_1	20.6
lod NBARANO1	12.05	lod VILLAES6	14.89	lod FUNDACI1	24.6
lod NBARRAN7	18.62	lod ZAMBRAN6	12.75	lod GAIRA__1	28.8
lod NVABRRQ1	0	lod ZARAGO26	0	lod GUAJIRA2	3.18

Cargas	MVA	Cargas	MVA	Cargas	MVA
lod OASIS__1	54.84	lod ZARAGOC6	48.43	lod GUATAPU3	26.8
lod PIZANO_3	0.967	lod CAUCASII	35.76	lod LAJAGUA1	21.6
lod RIOMAR_3	39.42	lod CERROMT3	8.714	lod LIBERTA1	37.5
lod SABANA_2	23.62	lod GECSERA1	0	lod MAICAO_1	23.4
lod SABANA_7	12.69	lod M_LIBAN3	9.795	lod MANZANA1	33.4
lod SALAMEC1	14.98	lod PLANETA1	16.61	lod MINA_IN1	39.4
lod SILENCI3	50.22	lod URE1__1	177.8	lod PTODRM21	0
lod TEBSA__1	12.58	lod APRTADO1	30.6	lod PTO_NVO1	2.67
lod UNION__3	54.39	lod BOSTON_1	39.61	lod RIOCORD1	12.6
lod VTEJUL21	45.88	lod CHINUCC1	36	lod RIOHACH1	37.4
lod VTEJULI1	30.92	lod COVENAS1	31.94	lod SALGUER3	19.6
lod ARGOS__1	1.244	lod MAGANG_1	19.73	lod SANJUAN1	21.3
lod BAYUNCA6	12.78	lod MOJANA_1	9.843	lod SANTAMA1	37.3
lod BOCAGRA6	32.92	lod MOMPOX_1	14.53	lod VALLED27	4.76
lod BOSQUE61	0	lod MONTERI1	63.52	lod VALLEDP3	8.29
lod BOSQUE62	52.38	lod RIOSINU1	40.57	lod VALLEDP7	25.2
lod BOSQUE63	0				

Datos: Archivo Pron_Barra XM 2017. Por B.CervantesBolivar

Tabla 13

Nodos seleccionados para la Modelación del Área Caribe SIN

Nodos	KV	Nodos	KV	Nodos	KV	Nodos	KV
Apartado 110	110	Cordialida 110	110	Malambo 110	110	Santa Marta 220	220
Argos 110	110	Cospique 110	110	Mamonal 66	66	SantaMarta 110	110
Barranquilla 110	110	Cospique 66	66	Manzanares 110	110	SantaMarta34.5	34.5
Bayunca 66	66	Coveñas 110	110	Membrillal 66	66	Sierra Flor 110	110
Bgrande 66	66	Cuestecita 220	220	Mina Inter 110	110	Silencio 110	110
Bolivar 220	220	Cuestecitas 110	110	Monpox 110	110	Silencio 34.5	34.5
Bolivar 500	500	El Banco 110	110	Monteria 110	110	Since 110	110
Bosque 220	220	El Carmen 110	110	Nv Baranoa	110	T Drummond 220	220
Bosque 66	66	El Carmen 66	66	Nv Barranquilla 110	110	Tebsa 110	110
Boston 110	110	El Rio 110	110	Nv Barranquilla 220	220	Tebsa 220	220
Busbar Type(1)	18	El paso 110	110	Nv Barranquilla110(1)	110	Termflores 110	110
Candelaria 110	110	Flores 220	200	Oasis 110	110	Termocol 220	220
Candelaria 220	220	Fundacion 110	110	Ocaña 500	500	Ternera 110	110
Cartagena 220	220	Fundacion 220	220	PRO_B1_66(1)	66	Ternera 220	220
Cartagena 66	66	Gaira 110	110	PRO_B2_66(1)	66	Ternera 66	66
Caucasia 110	110	Gambote 66	66	Planeta 110	110	Tierra Alta 110	110
Caucheras 110	110	Gecelca III 110	110	Porce III 500	500	Toluviejo 110	110

Nodos	KV	Nodos	KV	Nodos	KV	Nodos	KV
Centro 110	110	Guajira 220	220	Primavera 500	500	Union 34.5	34.5
Cerromatoso 110	110	Guatapuri 34.5	34.5	Pto Bolivar 110	110	Uraba 110	110
Cerromatoso 220	220	Jepirache 115	110	Rio Cordoba 110	110	Uraba 220	220
Cerromatoso 34.5	34.5	Juan Mina 110	110	Rio Sinu 110	110	Ure 110	110
Cerromatoso 500	500	La Jagua 110	110	Riohacha 110	110	Urra 110	110
Cerromatoso Tr1 34.5	34.5	La Mojana 110	110	Riomar 34.5	34.5	Urra 220	220
Chambacu 66	66	Las Flores 110	110	Sabanalarga 110	110	Valledupar 110	110
Chinu 11 Planta	11	Las Flores 34.5	34.5	Sabanalarga 220	220	Valledupar 220	220
Chinu 110	110	Libertad 110	110	Sabanalarga 500	500	Valledupar 34.5	34.5
Chinu 500	500	Magangue 110	110	Salamina 110	110	Villa Estrella 66	66
Cienaga 110	110	Magdalena 34.5	34.5	San Juan 110	110	Zambrano 66	66
Codazzi GCM 110	110	Maicao 110	110	San Marcos 110	110	Zaragocilla 66	66
Copey 220	220						

Datos:XM 2017. Por B.CervantesBolívar

Tabla 14

Líneas del Área Caribe SIN Datos

Líneas	kV	Líneas	kV
Apartado - Caucheras 1 110	110	El Paso - El Copey 1 110	110
Apartado - Uraba 1 110	110	El Rio - Magdalena 1 34.5	34.5
Argos - Candelaria 1 110	110	El Rio - Oasis 1 110	110
Argos - Nv Cospique 1 110	110	El Rio - Riomar 1 34.5	34.5
Barranquilla - Tebsa 1 110	110	El Rio - Tebsa 1 110	110
Bayunca Villa Estrella 1 66	66	Fundacion - Rio Cordoba 1 110	110
Bocagrande - Bosque 1 66	66	Fundacion - Sabanalarga 1 220	220
Bocagrande - Cartagena 1 66	66	Fundacion - Sabanalarga 2 220	220
Bolívar - Bosque 220	220	Fundacion - Sabanalarga 3 220	220
Bolívar - Cartagena 220 kV	220	Fundacion - Santa Marta 1 220	220
Bolívar - Copey 500 kV	500	Fundacion - Santa Marta 2 220	220
Bolívar - Sabanalarga 1 220 kV	220	Gaira - Santa Marta 1 110	110
Bolívar - Sabanalarga 2 220 kV	220	Gaira - T Puerto Nuevo 1 110	110
Bosque - Chambacu 1 66	66	Gambote - TCalamar 1 66	66
Bosque - Chambacu 2 66	66	Gambote - Ternera 1 66	66
Bosque - Ternera 1 66	66	Guajira - Termocol 1 220	220
Bosque - Ternera 220	220	Guatapuri - Valledupar 34.5 LN 513	34.5
Boston - Chinu 1 110	110	Guatapuri - Valledupar 34.5 LN 599	34.5
Boston - Chinu 2 110	110	Jepirachi - Puerto Bolívar 115	110
Boston - Sierra Flor 1 110	110	Juan Mina - Nv Brrquilla 1 110	110
Calamar - TCalamar 1 66	66	La Unión - El Rio 1 34.5	34.5

Líneas	kV	Líneas	kV
Candelaria - Nv Cospique 1 110	110	Las Flores - Riomar 1 34.5	34.5
Candelaria - Ternera 1 220	220	Las Flores - Riomar 2 34.5	34.5
Candelaria - Ternera 2 220	220	Las Flores - Termoflores I 1 110	110
Cartagena - Candelaria 1 220	220	Libertador - Santa Marta 1 110	110
Cartagena - Candelaria 2 220	220	Magangue - Mompos 1 110	110
Cartagena - Proelectrica 1 66	66	Magangue - Since 1 110	110
Cartagena - Proelectrica 2 66	66	Magdalena - Union 1 34.5	34.5
Cartagena - Zaragocilla 66	66	Malambo - Nv Baranoa 1 110	110
Caucasia - Cerromatoso 1 110	110	Malambo - TVte Julio 1 110	110
Centro - Oasis 1 110	110	Mamonal - Proelectrica 1 66	66
Centro - Silencio 1 110	110	Mamonal - Ternera 1 66	66
Cerro Primavera 500	500	Manzanares - Santa Marta 1 110	110
Cerromatoso - Gecelca 1 110	110	Monteria - Rio Sinu 1 110	110
Cerromatoso - Gecelca 2 110	110	Nv Baranoa - Sabanalarga 1 110	110
Cerromatoso - P. Rica 1 110	110	Nv Barranquilla - Flores 1 220	220
Cerromatoso - Ure 1 110	110	Nv Barranquilla - Flores 2 220	220
Cerromatoso - Ure 2 110	110	Nv Barranquilla - Sabanalarga 1 220	220
Cerromatoso - Urrea 1 230	230	Nv Barranquilla - Sabanalarga 2 220	220
Cerromatoso - Urrea 2 230	230	Nv Barranquilla - Sabanalarga 3 220	220
Chinu - Cerromatoso 1 500	500	Nv Barranquilla - Tebsa 1 220	220
Chinu - Cerromatoso 2 500	500	Oasis - Silencio 1 110	110
Chinu - Coveñas 1 110	110	Oasis - Termoflores I 1 110	110
Chinu - Monteria 1 110	110	Oasis - Termoflores II 1 110	110
Chinu - Sabanalarga 1 500	500	Porce 3 - Cerromatoso 1 500	500
Chinu - Sabanalarga 2 500	500	Proelectrica - Membrillal 66	66
Chinu - San Marcos 1 110	110	Puerto Nuevo - T Puerto Nuevo 1 110	110
Chinu - Since 1 110	110	Rio Cordoba - Cienaga 1 110	110
Codazzi - La Jagua 1 110	110	Rio Cordoba - T Puerto Nuevo 1 110	110
Codazzi - Valledupar 1 110	110	Rio Sinu - Tierra Alta 1 110	110
Conex Chinu 110	110	Riomar - Silencio 1 34.5	34.5
Copey - Fundacion 1 220	220	Riomar - Silencio 2 34.5	34.5
Copey - Ocaña 500 kV	500	Sabanalarga - Salamina 1 110	110
Copey - Valledupar 1 220	220	Sabanalarga - Tebsa 1 220	220
Copey - Valledupar 2 220 kV	220	Sabanalarga - Tebsa 2 220	220
Cordialidad - Silencio 1 110	110	Sabanalarga - Tebsa 3 220	220
Cordialidad - Tebsa 1 110	110	Sabanalarga - Ternera 2 220	220
Cospique - Membrillal 66	66	San Jacinto - T San Jacinto 1 66	66
Cospique - Ternera 1 66	66	San Juan - Valledupar 1 110	110
Coveñas - Toluviejo 1 110	110	San Marcos - Mojana 110	110
Cuestecitas - Jepirachi 110	110	Santa Marta - Guajira 2 220	220
Cuestecitas - Maicao 1 110	110	Santa Marta - Termocol 1 220	220
Cuestecitas - Mina Intercor 1 110	110	Sierra Flor - Toluviejo 1 110	110
Cuestecitas - Mina Intercor 2 110	110	Silencio - Vte Julio 1 110	110
Cuestecitas - Puerto Bolívar 2 110	110	TCalamar - T San Jacinto 1 66	66

Líneas	kV	Líneas	kV
Cuestecitas - Riohacha 1 110	110	Tebesa - TVte Julio 1 110	110
Cuestecitas ISA - Cuestecitas CCA 220 kV	220	Tebesa - Union 1 110	110
Cuestecitas(ISA) - Guajira 1 220	220	Tebesa - Vte Julio 1 110	110
Cuestecitas(TRC) - Guajira 2 220	220	Tenera - Tolviejo 1 110	110
Cuestecitas(TRC) - Valledupar 1 220	220	Tenera - Zaragocilla 1 66	66
El Carmen - Tolviejo 1 110	110	Tenera Villa Estrella 1 66	66
El Carmen - TSan Jacinto 1 66	66	Tierra Alta - Urrea 110 kV	110
El Carmen - Zambrano 1 66	66	Uraba - Urrea 1 230	230
El Paso - El Banco 1 110	110	Vte Julio - TVte Julio 1 110	110

Datos :XM 2017. Por B.CervantesBolivar

Tabla 15

Banco de Capacitores del Área Caribe SIN Datos

Banco de Capacitores	KV	MVAR
Cap Carmen 15MVAR	66.0	15
Cap Cuestecitas 40 MVAR	220.0	40
Cap El Banco 12MVAR	110.0	12
Cap Fundación 1 39 MVAR	220.0	39.5
Cap Fundación 2-3 20 MVAR	220.0	40
Cap Maicao 15 MVAR	110.0	15
Cap Monteria 20 MVAR	110.0	20
Cap Riohacha 15 MVAR	110.0	15
Cap Termocol 35 Mvar	220.0	35
Cap Tenera 43 MVAR	66.0	43
Cap Valledupar 2x25MVAR	220.0	50
Cap Valledupar 2x25MVAR(1)	220.0	50

Datos: XM 2017. Por B.CervantesBolivar

Tabla 16

Banco de Reactores del Área Caribe SIN

Banco de Reactores	KV	MVAR
Rea Bolívar - Copey 60 MVAR	500.0	60
Rea Cerro Primavera 2 84 MVAR	500.0	84
Rea Cerromatoso T1 35 MVAR	34.5	35
Rea Cerromatoso T2 35 MVAR	34.5	35
Rea Cerromatoso-Chinu 1 60 MVAR	500.0	60
Rea Cerromatoso-Chinu 2 60 MVAR	500.0	60
Rea Cerromatoso-Porce 3 1 84 MVAR	500.0	84
Rea Chinu-Cerromatoso 1 60 MVAR	34.5	60

Banco de Reactores	KV	MVAR
Rea Chinu-Cerromatoso 2 60 MVAR	34.5	60
Rea Chinu-Sabana 1 84 MVAR	500.0	84
Rea Chinu-Sabana 2 84 MVAR	500.0	84
Rea Copey - Bolivar 60 MVAR	500.0	60
Rea Copey - Ocaña 120 MVAR	500.0	120
Rea Cuestecitas 20 MVAR	500.0	20
Rea Ocaña - Copey 120 MVAR	500.0	120
Rea Porce 3 - Cerromatoso 1 84 MVAR	220.0	84
Rea Primavera-Cerromatoso 84 MVAR	13.8	84
Rea Sabanalarga-Chinu 1 84 MVAR	500.0	84
Rea Sabanalarga-Chinu 2 84 MVAR	500.0	84

Datos: XM 2017. Por B.CervantesBolivar

3.3.2. Selección Software De Modelación .

Para la modelación y análisis de flujo de potencia DigSilent es el software seleccionado, debido a su facilidad de representar modelos con grandes dimensiones por medio de su diagrama unifilar, para su correcta operación es necesario crear cada uno de las características de los elementos del sistema de transmisión que se desea simular, en este caso el área Caribe del SIN, además de conocer la topología, en el Anexo 6 y el Anexo 7 se describen las ventanas y el proceso para insertar la información en el software y correr el flujo de potencia respectivamente. Se establecieron unas cargas iniciales tomadas del archivo pronostico de barras del SIN (PRON_BARRA) del 12 de noviembre de 2017, seleccionando este como punto de inicio, una vez finalizado el modelado del sistema en DigSILENT, se ejecuta el flujo de potencia y se valida que la información coincida con los datos iniciales, en la figura 11 se puede observar el sistema de transmisión bajo flujo de potencia, las subáreas se encuentran identificadas por el siguiente código de colores: Bolívar- Verde, Atlántico-Azul, GCM-Gris, CordobaSucre-Rojo, Cerromatoso-Azul Claro, Redes Externas -Negro.(Ver Figura 12)

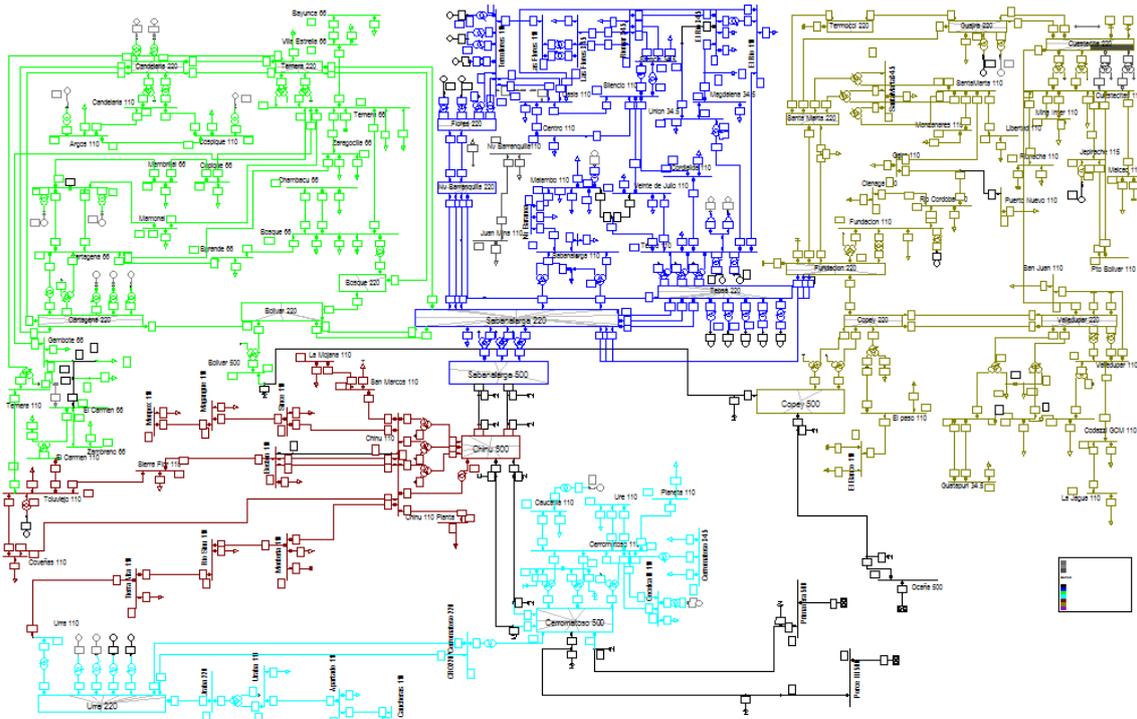


Figura 11 Sistema de Transmisión y subtransmisión del área Caribe. Datos: Portal XM2017 Por: B.CervantesBolívar

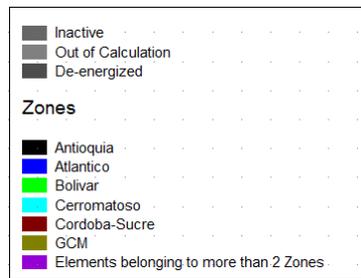


Figura 12 Código de Colores por subáreas del Sistema de Transmisión y subtransmisión del área Caribe Datos: Portal XM Por: B.Cervantes 2018

A partir de ahí se toman los resultado de las simulaciones de la red neuronal seleccionada, planteándose diferentes escenarios a partir de la demanda de potencia máxima proyectadas para los años 2023, 2026, 2029 y 2032, estos resultados deben ser distribuidos proporcionalmente en las cargas planteadas en la condición inicial, ejecutando nuevamente el flujo de potencia para cada escenario, validando para cada una de ellos la generación de seguridad necesaria además del estado óptimo del sistema definido por la Resolución CREG 025 de 1995, (Comisión de Regulación de Energía y Gas, 1995), donde:

- En estado estacionario las tensiones en las barras de 110 kV, 230 kV y 34.5 kV, no deben ser inferiores al 90%, ni superiores al 110% del valor nominal.
- La cargabilidad de las líneas no debe ser superior al 100% de su capacidad nominal.
- La cargabilidad de los transformadores no debe superar el 100% de su capacidad nominal.
- Para la red de 500 kV la tensión mínima permitida es del 90% y la máxima es del 105% del valor nominal.

3.4.Propuestas De Acciones De Mejora

Una vez identificadas las condiciones para cada uno de los escenarios proyectados se realizan propuestas de mejora, teniendo en cuenta las características técnicas de los recursos, las posibles maniobras de apertura o cierre, la generación de seguridad necesaria para el cumplimiento de la demanda proyectada, la posible incorporación de nuevos elementos que alivien las restricciones eléctricas, teniendo en cuenta los límites de intercambio con la red interior del SIN y los planes de la UPME. a continuación en la. se describe el proceso seleccionado para evaluar la generación por seguridad necesaria para el cumplimiento de la demanda proyectada.

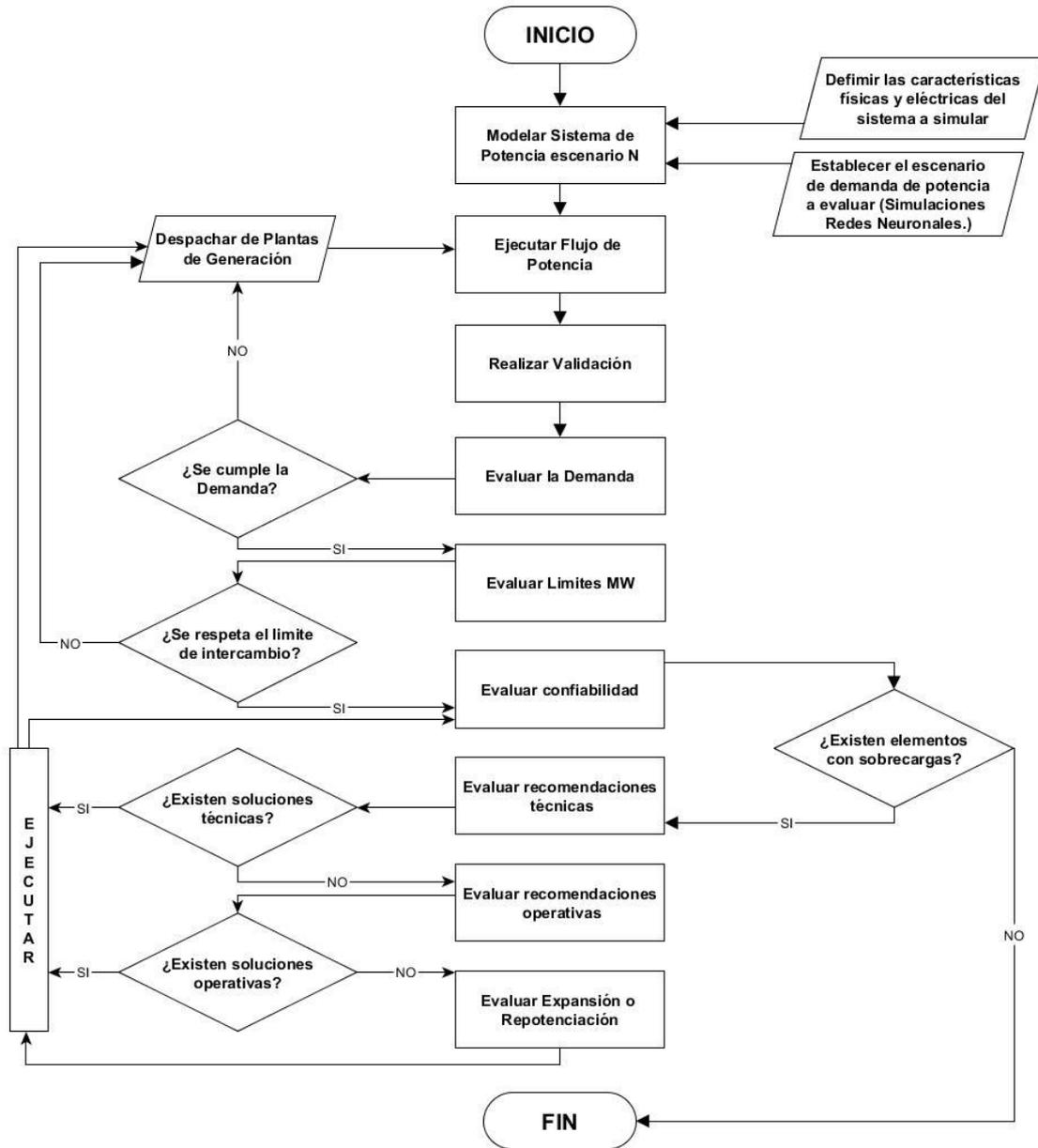


Figura 13. Diagrama de flujo Propuesta de mejora para garantizar la atención de la demanda. Por: B.Cervantes 2018

4. Resultados

4.1. Modelación Del Crecimiento De La Demanda

El proceso de selección de la Red Neuronal diseñada para proyectar el crecimiento de la demanda, se dividió en tres etapas experimentales, en las cuales fueron entrenadas, simuladas y evaluadas, grupos de redes neuronales modificando algunas de sus características para encontrar un desempeño óptimo.

Inicialmente se definieron dos arquitecturas de redes de redes neuronales Feed-forward backpropagation y Cascade- forward backpropagation especialmente por la facilidad que estas presentan al poder contabilizar y comparar los resultados por medio de la función MSE y Regresión

En la primera etapa 96 redes neuronales fueron creadas de las cuales solo convergieron exitosamente 30 redes aproximadamente el 31%, mostrando un mejor desempeño las redes entrenadas con la función TRAINLM con un 97% del total exitoso (Ver Anexo 8), en la Etapa 2 se evaluaron la redes entrenadas con la función TRAINLM contra otro grupo entrenados con la función TRAINGDM, obteniendo resultados similares, de 96 redes neuronales solo convergieron 28, todas entrenadas con la función de entrenamiento TRAINLM, adicionalmente a esto se disminuyeron las inputs de 8 a 6 debido a la similitud entre algunos datos y sus comportamiento promedios mensuales, por otra parte se determino que las redes con mejores simulaciones tenían como función de Transferencia las funciones TANSIG y LOGSIG, además de la función PURELIN como función de salida.(Ver Anexo 9),

Al finalizar las dos primeras etapas y a partir de la información recolectada se planteó la Etapa 3, inicialmente se disminuyo a 4 variables impust de la base de datos, se prepararon 128 redes neuronales nuevas, combinado entre las variables descritas en la Tabla 17.

Tabla 17

Descripción del entrenamiento en la Etapa3de las Redes Neuronales.

Input	Tipo de Redes	Numero de Capas	Neuronas capa1	Neuronas capa2	F.Training	F.Transf	F.output
4	Feed-forward backpropagation	2, 3	2, 4, 6, 8, 10, 12, 24, 32	1, 2, 3, 4	TRAINLM	TANSIG, LOGSIG	PURELIN
	Cascade-forward backpropagation						

Datos: B.CervantesBolivar.

Obteniendo como resultado 115 redes exitosas el 90%, definiendo a Cascade-Forward bakprop como el tipo red efectiva para la proyección, el numero de capas y el número de neuronas por capa, así como las función de entrenamiento y los resultados de la tercera etapa pueden ser visualizados en el Anexo 10 .

Finalmente fueron seleccionadas las 5 las redes neuronales que obtuvieron el mejor desempeño de simulación, demostrando una correlación cercana a 1 y un error medio cuadrático bajo en comparación con las demás redes, a continuación en la Tabla 18 y Tabla 19podemos observar los resultados de las validaciones así como la configuración neuronal , métodos de entrenamiento en cada capa y el numero de iteraciones.

Tabla 18

Características de las Redes Neuronales con mejores resultados.

Nombre de la Red	Numero de capas ocultas	Numero de Neurona por capa			Función de Entrenamiento	Función de Transferencia Capas Ocultas	Función de Transferencia Output	Iteraciones
		Capa 1	Capa 2	Output				
network124	3	8	4	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	20
network113	3	2	4	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	30
network98	3	4	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	17
network90	3	4	2	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	25
network99	3	6	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	19

Datos: B.CervantesBolivar.

Tabla 19

Resultados de Regresión y Error Medio Cuadrático en Redes Neuronales

Nombre de la Red	Regresión				MSE
	Training	Validación	Test	R	
network124	0.995050	0.977450	0.979920	0.990480	1.16357E+14
network113	0.991100	0.988540	0.987860	0.989950	1.22374E+14
network98	0.990570	0.986820	0.979820	0.988960	1.3418E+14
network90	0.990370	0.980100	0.986990	0.988570	1.38648E+14
network99	0.990030	0.984750	0.987210	0.988530	1.454E+14

Datos B.CervantesBolivar.

La Figura 14 representa las simulaciones realizadas de las redes neuronales, proyectando el crecimiento de la demanda máxima de potencia eléctrica para el área Caribe a partir del año 2017 hasta el año 2032, en promedio las 5 redes reportaron un crecimiento anual 3,53% y para el año 2032 se habría incrementado la demanda total de potencia en 43,2% con respecto a diciembre de 2017, pasando de 2100MW a 3700MW.

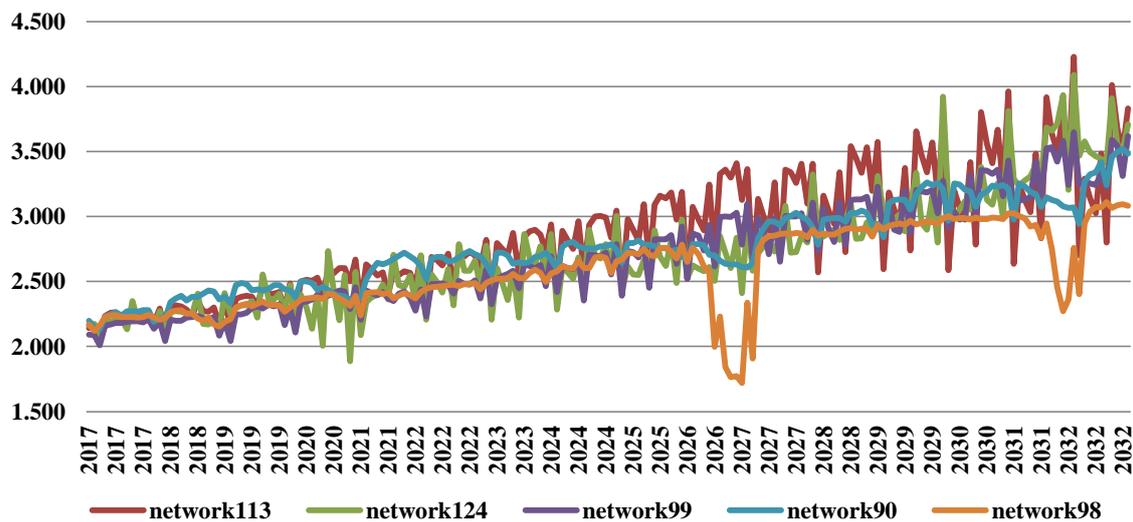


Figura 14. Proyección de la Demanda de Potencia Máxima por Redes Neuronales 2017 a 2032 Fuente: B.CervantesBolivar 2018

Con la intención de probar la eficiencia de los modelos de redes neuronales fueron contrastaron los resultados para el año 2017 con respecto a la demanda real del sistema (Ver Figura 15 y Figura 16), cabe resaltar que la base de datos utilizada en el

proceso de entrenamiento de las redes comprendía información entre los años 2000 y 2016.

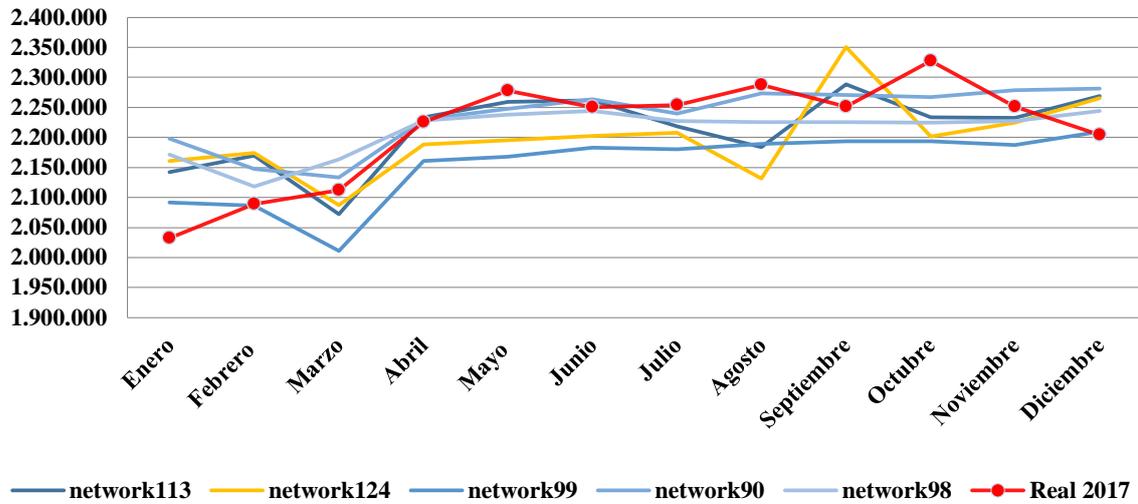


Figura 15. Proyección de la Demanda de Potencia Máxima Real año 2017 vs Proyección Redes Neuronales Fuente: B.CervantesBolivar 2018

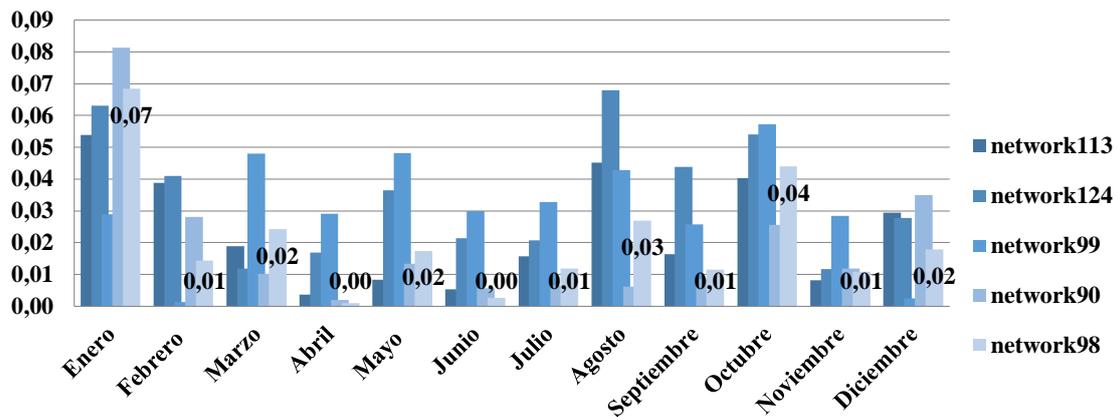


Figura 16. Error porcentual en las proyecciones de las redes neuronales en comparación a la demanda real para el año 2017 Fuente: B.CervantesBolivar 2018

Al proyectar la demanda real del área Caribe en el año 2017 evidenciamos la cercanía en la información de los modelos de redes neuronales, la precisión en la predicción inferior al 0.08% para todas las network. A partir de ahora los modelos de redes neuronales serán contrastados con los modelos actuales de proyección de demanda máxima de potencia implementados por la UPME.

4.2.Evaluación De Los Resultados Con Métodos De Proyección Actuales

En su modelo de proyección de demanda regional de energía eléctrica y potencia máxima con revisión a julio del 2016, la UPME establece 3 escenarios bajo los cuales se evalúa y se lleva seguimiento de la demanda real con respecto a las proyecciones que esta realiza, por esta razón y con motivo de esta investigación será seleccionada la red neuronal network¹²⁴ debido a que presentó el menor error cuadrático y bajo los mismos criterios de escenarios se evaluara la demanda real del año 2017 para ambos métodos de proyección en la Figura 17 y la Figura 18 se graficaron la demanda real del año 2017 comparándola con los 3 escenarios para los 2 modelos.

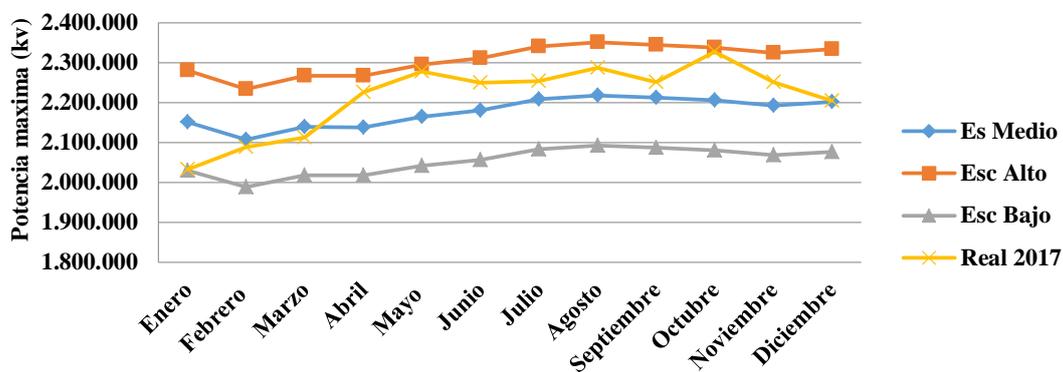


Figura 17. Proyección de escenarios Alto, Medio y Bajo UPME vs consumo real Región Caribe 2017 kW
 Datos: UPME tabla proyección regional energía eléctrica y potencia máxima julio2016.Por:B.CervantesBolivar 2018

Para los escenarios alto y bajo de la red neuronal network¹²⁴ se aumento y disminuyo respectivamente en 1.06% por ciento la proyección de la red, asemejando los escenarios establecidos por la UPME en los cuales se establecen de igual forma.

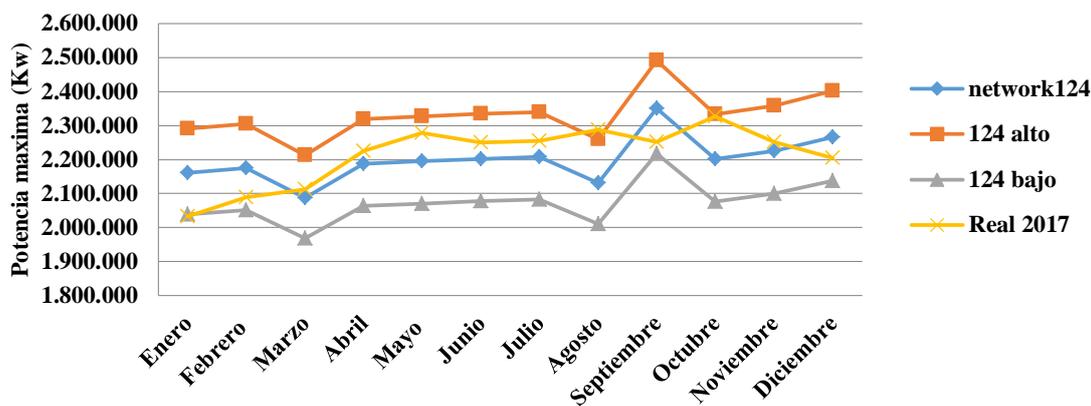


Figura 18. Proyección de escenarios Alto, Medio y Bajo Network 124 vs consumo real Región Caribe 2017 Kw Fuente: B.CervantesBolivar 2018

Para un correcto entendimiento de los análisis de errores de los modelos de proyección, se debe tener en cuenta el comportamiento de la demanda mensual de potencia máxima histórica, en la Figura 19 se graficaron los registros de los años 2013 a 2017, en los cuales se puede apreciar que la demanda en los meses de enero, febrero y marzo son los de menor potencia requerida, de forma opuesta los en los meses incluidos entre abril y octubre se presenta el mayor pico de demanda.

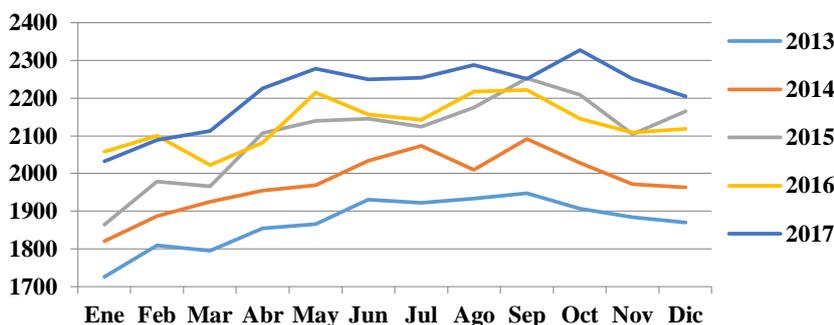


Figura 19. Comportamiento de la demanda real mensual del Área Caribe (MW) periodo 2013- 2017 Datos: Portal BI XM. Por: B.CervantesBolivar

Una vez dicho esto pasamos directamente a analizar el escenario bajo para el año 2017, concluyendo que para ambos modelos que en la mayor parte del año la demanda estuvo por encima de las proyecciones, exceptuando el mes de enero donde la demanda fue menor a las proyecciones esperadas, sin embargo en promedio la network124 se

reflejo 6.2% a diferencia de la proyección de la UPME con 7.1% lo que indica que las proyecciones de escenario bajo para la UPME se encuentran 0.9% por debajo de la proyección de la network 124, esta diferencia se debe principalmente al mes de septiembre donde la red neuronal se anticipo al crecimiento de la demanda característico de este periodo de tiempo, sin embargo para el año 2017 el pico de crecimiento se reflejo en el mes de octubre, este tipo de estacionalidad es posible de anticipar por medio de las redes neuronales, proyectando un crecimiento armónico a la demanda real esperada.

Tabla 20

Resultados error porcentual escenario bajo UPME vs Redes Neuronales respecto a la demanda real.

Proyección 2017	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic	Prom
Esc Bajo UPME	0.2%	4.8%	4.5%	9.3%	10.3%	8.6%	7.6%	8.5%	7.3%	10.6%	8.1%	5.8%	7.1%
Esc Bajo RN124	-0.3%	1.8%	6.8%	7.3%	9.1%	7.7%	7.6%	12.1%	1.5%	10.8%	6.8%	3.0%	6.2%

Por: B.CervantesBolívar.

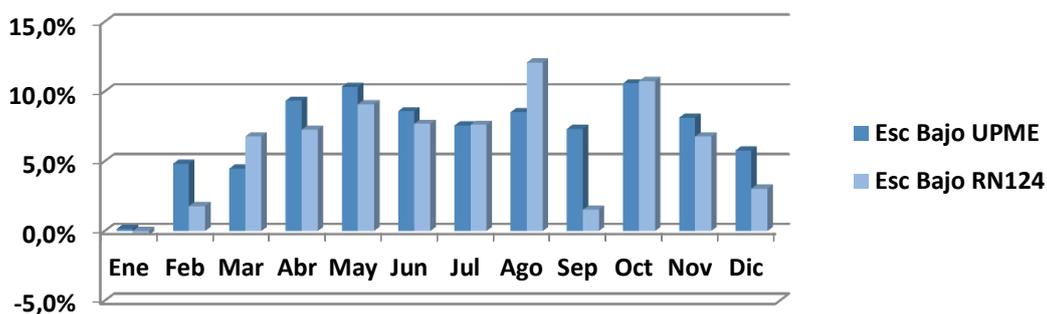


Figura 20. Resultados error porcentual escenario bajo UPME vs Redes Neuronales respecto a la demanda real año 2017Fuente: B.CervantesBolívar.

La Proyección del escenarios medios o esperados es la que mayor variación tiene debido a el comportamiento atípico del la demanda real del año 2017, para el primer trimestre de año esta se encontró por debajo de la demanda proyectada tanto para la proyección de la UPME y el de la network124, aun así con estas diferencia la red

neuronal mantuvo un error igual al 0.5% , 1.1% de diferencia con las Proyecciones de la UPME.

Tabla 21

Resultados error porcentual escenario medio UPME vs Redes Neuronales respecto a la demanda real

Proyección 2017	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic	Prom
Esc Medio UPME	-5.8%	-0.9%	-1.3%	3.9%	5.0%	3.1%	2.0%	3.0%	1.8%	5.2%	2.6%	0.1%	1.6%
Esc Medio RN124	-6.3%	-4.1%	1.2%	1.7%	3.6%	2.1%	2.1%	6.8%	-4.4%	5.4%	1.2%	-2.8%	0.5%

Datos: B.CervantesBolívar.

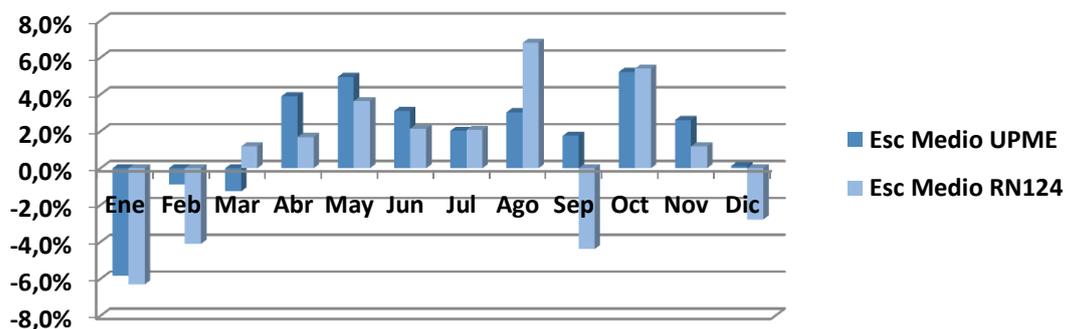


Figura 21. Resultados error porcentual escenario medio UPME vs Redes Neuronales respecto a la demanda real año 2017Fuente: B.Cervantes

De igual manera se realizó el análisis del error de los escenarios altos, en gran medida los más importantes, pues estos son en definitiva los que marcan la planeación y el crecimiento en la expansión del sistema interconectado nacional, en promedio el error de la network124 está por encima 5.4% de la demanda real y la proyección UPME un 4.3% lo que evidencia un margen más pequeño para posibles crecimientos atípicos de la demanda, resaltando que para los meses de mayo, agosto y octubre del 2018 la demanda alcanzó niveles iguales o superiores al escenario alto de la UPME situación que ocurrió durante los años 2015 y 2016 durante el fenómeno del niño según la misma UPME

Tabla 22

Resultados error porcentual escenario alto UPME vs Redes Neuronales respecto a la demanda real.

Proyección 2017	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic	Prom
Esc Alto UPME	-12.2%	-6.9%	-7.3%	-1.9%	-0.7%	-2.7%	-3.8%	-2.8%	-4.1%	-0.5%	-3.2%	-5.9%	-4.3%
Esc Alto RN124	-12.7%	-10.4%	-4.7%	-4.2%	-2.1%	-3.7%	-3.8%	1.2%	-10.6%	-0.3%	-4.7%	-8.9%	-5.4%

Datos: B.CervantesBolivar.

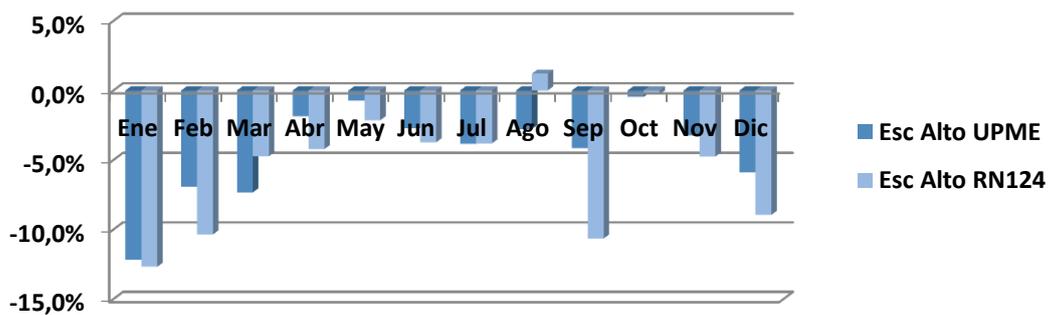


Figura 22. Resultados error porcentual escenario alto UPME vs Redes Neuronales respecto a la demanda real año 2017Fuente: B.CervantesBolivar.

A nivel general el error porcentual de la network124 fue 0.4% totalizando los escenarios bajo, medio y alto para el año 2017 y el error porcentual de la proyección regional de demanda máxima de potencia de la UPME fue de 1.5% evidenciando claramente el comportamiento de las dos metodologías de proyección, por un la proyección de la UPME es de carácter lineal manteniendo un crecimiento proporcional a lo largo de todo el año, y por la otra parte la proyección por redes neuronales permite anticiparse a eventos típicos y atípicos como crecimiento y decrecimientos estacionarios de la demanda de potencia máxima. Finalmente en la Tabla 23 puede visualizarse la proyección de demanda de la red neuronal network124.

Tabla 23

Proyección de demanda máxima de potencia MW network124 2017-2032

	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
2017	2,161	2,174	2,087	2,188	2,195	2,202	2,208	2,132	2,350	2,201	2,225	2,266
2018	2,153	2,271	2,073	2,270	2,271	2,270	2,257	2,243	2,407	2,174	2,171	2,221
2019	2,121	2,412	2,247	2,298	2,319	2,318	2,349	2,222	2,554	2,368	2,361	2,408
2020	2,268	2,474	2,173	2,401	2,296	2,137	2,403	2,005	2,733	2,443	2,200	2,550
2021	1,887	2,576	2,089	2,340	2,376	2,399	2,478	2,363	2,707	2,472	2,456	2,546
2022	2,341	2,702	2,208	2,556	2,496	2,416	2,595	2,318	2,789	2,582	2,584	2,661
2023	2,465	2,774	2,208	2,601	2,491	2,358	2,579	2,224	2,867	2,676	2,631	2,773
2024	2,518	2,867	2,285	2,612	2,569	2,522	2,685	2,443	2,898	2,699	2,678	2,787
2025	2,574	3,006	2,431	2,615	2,555	2,551	2,664	2,536	2,892	2,694	2,620	2,821
2026	2,490	2,976	2,525	2,622	2,600	2,579	2,610	2,507	2,847	2,723	2,602	2,835
2027	2,412	2,982	2,583	2,717	2,767	2,813	2,731	2,853	3,083	2,722	2,728	2,847
2028	2,799	3,325	2,895	2,847	2,879	2,904	2,819	2,972	3,094	2,829	2,834	2,956
2029	2,858	3,312	3,045	2,934	2,979	3,015	2,885	3,067	3,336	2,950	2,900	3,155
2030	2,801	3,921	3,105	2,998	3,052	3,117	3,052	3,192	3,380	3,127	3,089	3,256
2031	2,994	3,811	3,287	3,238	3,279	3,309	3,401	3,338	3,685	3,658	3,712	3,935
2032	3,204	4,091	3,469	3,579	3,496	3,462	3,442	3,409	3,910	3,554	3,505	3,709

Datos: B.CervantesBolívar.

4.3. Modelación Del Sistema De Área Caribe

Una vez modelado en DigSilent el diagrama unifilar del área Caribe se define como punto de inicio el año 2017, se realiza el estudio de flujo de potencia, con la finalidad de conocer las condiciones actuales del sistema, seguidamente se establecen los escenarios a evaluar, para fines de esta investigación se seleccionaron cuatro escenarios a partir de las proyecciones de demanda máxima de potencia, la tabla 14 muestra demanda a suplir para los diferentes escenarios de crecimiento. Anexo 11 contiene las cargas en cada nodo del sistema para los diferentes años.

Tabla 24

Escenarios de demanda máxima de potencia MW network124 2017-2032

Año	2017	2023	2026	2029	2032
MW	2165	2773	2835	3155	3709

Datos :B.CervantesBolívar

La Tabla 25 muestra el resultado del flujo de potencia por medio del software DigSilent para el año 2017, a partir de ahora se modelaran los escenarios sucesivamente comparando estos con la condición anterior y planteando propuestas de mejora técnicas, operativas de maniobra, de Expansión o Repotenciación.

Tabla 25

Resumen Flujo de potencia área Caribe 2017

Load Flow Calculation		DIGSILENT		Project:	
		PowerFactory 15.1.7		Date: 2/17/2018	
		Total System Summary			
AC Load Flow, balanced, positive sequence		Automatic Model Adaptation for Convergence No			
Automatic Tap Adjust of Transformers: No		Max. Acceptable Load Flow Error for			
Consider Reactive Power Limits: Yes		Nodes 1.00 kVA ModelEquations0.10%			
No.ofSubstations27	No.ofLines177	No.ofsyn.Machines	No.ofShunts32		
No.ofBusbars128	No.of2-wTrfs.	No.ofasyn.Machines0	No.ofSVS0		
No.ofTerminals776	No.of3-wTrfs.	No.ofLoads94			
Generation	=	903.76 MW	-112.77 Mvar	910.77 MVA	
ExternalInfeed	=	1338.09 MW	-391.03 Mvar	1394.05 MVA	
Load	P(U) =	2164.8 MW	869.5 Mvar	2332.89 MVA	
Load	P(Un) =	2164.8 MW	869.5 Mvar	2332.89 MVA	
Load	P(Un-U) =	0 MW	0 Mvar		
Motor Load	=	0 MW	0 Mvar	0 MVA	
GridLosses	=	77.05 MW	-1375.61 Mvar		
LineCharging	=	-2119.37 Mvar			
Compensation	ind. =	220.29 Mvar			
Compensation	cap. =	-217.98 Mvar			
Installed Capacity	=	1795.76 MW			
Spinning Reserve	=	580.27 MW			
Total Power Factor Generation	=	0.99 [-]			
Load/Motor	=	0.93 /0[-]			

Por: B.CervantesBolívar

Para la modelación del escenario del año 2023 se tuvieron en cuenta el plan de expansión de generación y transmisión, en el cual resalta la adición de la línea a 500kV entre la subestación Chinu 500kV a Copey 500kV, además de la tercera línea

entre Chinu 500kV y Cerromatoso 500kv, de igual manera las dos líneas a 220 kV la primera entre las subestaciones Copey220kv y Fundacion220kV y la segunda entre Cuestecitas220kV y Riocha220kV, y para finalizar la creación del anillo del norte, uniendo las subestaciones de Rioacha110kv y Maicao110kV, en cuanto a Generación destaca la entrada en operación de la planta GecelcaIII con 166MW de capacidad neta. en la figura 23 y 24 es posible visualizar la expansión identificados con líneas y elementos de color azul.

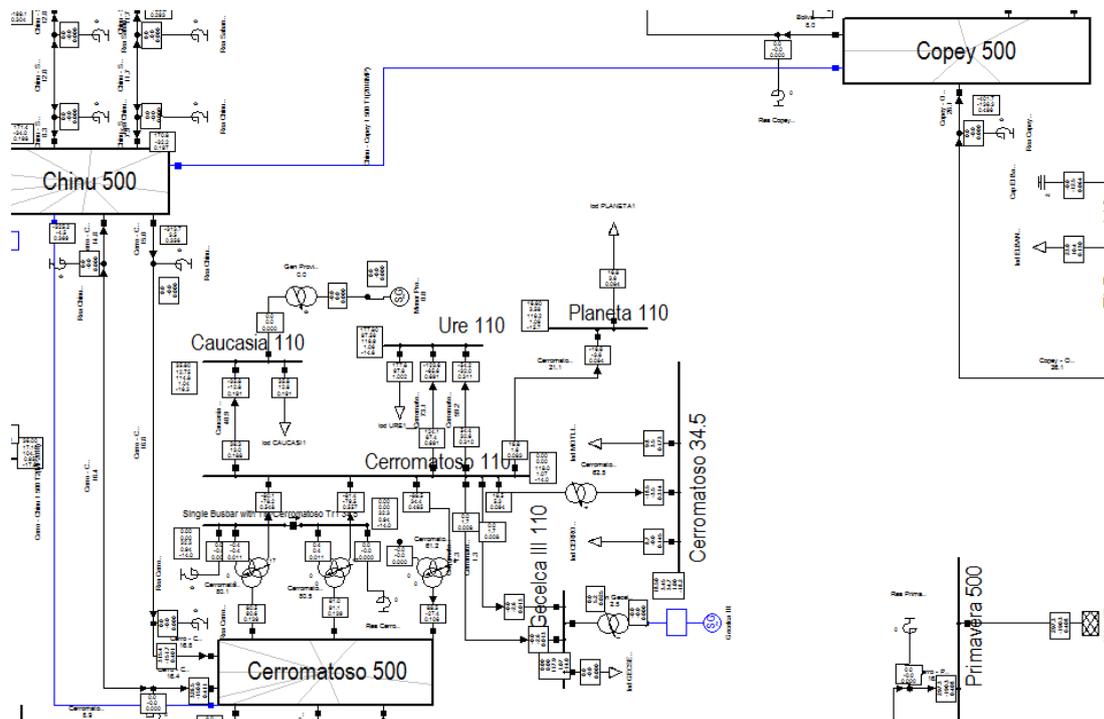


Figura 23. Plan de expansión corto plazo UPME 2019. Fuente: UPME. Por B. Cervantes Bolivar

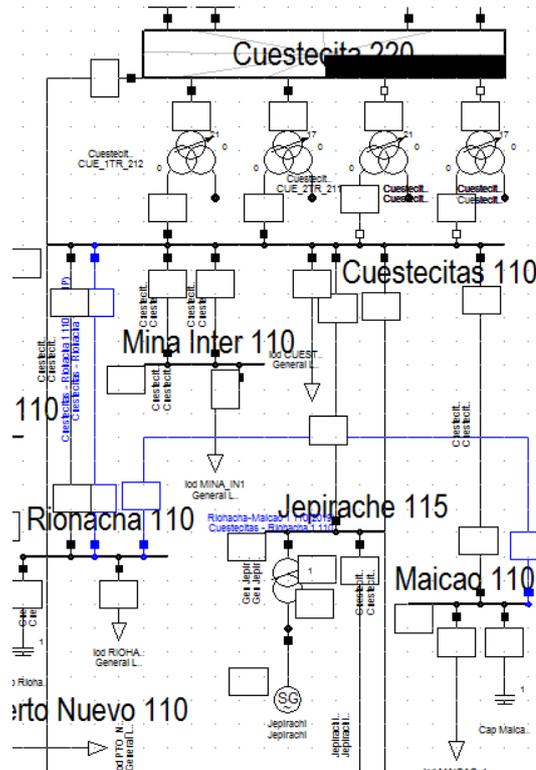


Figura 24. Plan de expansión corto plazo UPME 2019 Anillo Cuestecitas Rioacha y Maicao a 110kV. Fuente:UPME. Por B.CervantesBolivar.

4.4.Planteamiento De Escenarios Y Alternativas De Solución.

Teniendo como punto de partida el escenario actual 2017 se realizó el flujo de potencia, la Tabla 26 muestra la generación de seguridad inicial para las cargas actuales del sistema.

Tabla 26

Generación por unidad escenario 2017DigSilent

Grid: Grid1 System		Stage: Grid1		Study Case: Flujo Pot 2017		Current		
Name	Type	Loading %	Busbar	Active Power MW	Reactive Power Mvar	Power factor	kA	p.u.
Autog Unibol	Sym	0	Terminal(62)	0	0	1	0	0
Flores IV1	Sym	29.54	Terminal(25)	44	5.239	0.99	1.817	0.29
Flores IV2	Sym	54.66	Terminal(56)	92.38	-77	0.77	4.214	0.547
Flores IV3	Sym	69.63	Terminal(55)	127.38	-90	0.82	5.126	0.713
Guajira 2	Sym	75.04	Terminal(69)	143	-14.227	1	5.726	0.715
Jepirachi	Sym	28	Terminal(75)	7	0	1	0.294	0.281
MTequendama	Sym	0	Terminal(77)	0	0	1	0	0

Grid: Grid1 System		Stage:	Grid1	Study Case:	Flujo Pot 2017				
Name	Type	Loading %	Busbar	Active Power MW	Reactive Power Mvar	Power factor	kA	Current p.u.	
Menor Providencia	Sym	0	Terminal(68)	0	0	1	0	0	
Tebsa Gas110 1	Sym	52.38	Terminal(48)	50	89	0.49	4.08	0.653	
Tebsa Gas110 2	Sym	52.38	Terminal(49)	50	89	0.49	4.084	0.653	
Tebsa Gas220 1	Sym	35.84	Terminal(11)	50	-4.149	1	2.058	0.351	
Tebsa Gas220 2	Sym	35.84	Terminal(12)	50	-4.149	1	2.058	0.351	
Tebsa Gas220 3	Sym	35.84	Terminal(44)	50	-4.143	1	2.058	0.351	
Tebsa Vapor 1	Sym	64.03	Terminal(47)	70	-56	0.78	2.9	0.495	
Tebsa Vapor 2	Sym	64.03	Terminal(45)	70	-56	0.78	2.899	0.495	
Urra 3	Sym	54.19	Terminal(41)	50	4.83	1	2.123	0.547	
Urra 4	Sym	54.19	Terminal(42)	50	4.83	1	2.123	0.547	
OCAÑA	Xnet		Ocaña 500	404.23	23.443	1	0.468	0.222	
PORCE	Xnet		Porce III 500	636.587	-221.97	0.94	0.778	0.369	
PRIMAVERA	Xnet		Primavera 500	297.27	-192.498	0.84	0.409	0.194	

Por: B.CervantesBolivar

4.4.1. Escenario 2023

Al ejecutar el flujo de potencia modificando las cargas proyectadas para el año 2023 se presentan condiciones críticas en las diferentes subáreas del Área Caribe, debido a un incremento en la demanda del 20% en este periodo de tiempo, adicionalmente existen caídas de tensión en los extremos más alejados del Sistema Interconectado por ejemplo en la Subestación Bayunca 66kV en Bolívar y Monpóx 110kV en Córdoba-Sucre, Siendo Atlántico el subárea con mayor demanda se presentan caídas de tensión en casi todas las subestaciones, además de algunos sobrecargas en los transformadores de Chinu 500/110 ,Urra 230/110, Bosque 4 220/66 y Valledupar 1 220/34, con el incremento de demanda a su vez aumenta la importación de energía de las redes externas superando el límite de intercambio de 1450MW. La figura 25 muestra una vista total del planodel área caribe, asumiendo la ejecución del plan de expansión, identificando en color amarillo elementos no conectados, en color naranja elementos cercanos a su límite de operación entre el 90% y 110%, en color rojo elementos que

Grid: Grid1		Stage: Grid1		Study Case:		Flujo Pot 2023		
System		Grid1		Study Case:		Flujo Pot 2023		
Name	Type	Loading %	Busbar	Active Power MW	Reactive Power Mvar	Power factor	Current	
							kA	p.u.
Autog Unibol	Sym	0	Terminal(62)	0	0	1	0	0
Cartagena 1	Sym	69.61	Terminal(118)	61	7.142	0.99	2.5	0.68
Flores 1 Gas	Sym	62.01	Terminal(27)	44	70	0.53	3.5	0.63
Flores 1 Vapor	Sym	77.53	Terminal(28)	21	39.568	0.47	1.9	0.78
Flores IV1	Sym	29.8	Terminal(25)	44	-7.884	0.98	1.8	0.29
Flores IV2	Sym	54.66	Terminal(56)	92.38	-77	0.77	4.2	0.55
Flores IV3	Sym	69.63	Terminal(55)	127.38	-90	0.82	5.2	0.72
Gecelca III	Sym	85.72	Terminal(67)	166	85.257	0.89	6	0.86
Guajira 2	Sym	75.78	Terminal(69)	143	24.75	0.99	5.8	0.72
Jepirachi	Sym	28	Terminal(75)	7	0	1	0.3	0.29
MTequendama Menor	Sym	0	Terminal(77)	0	0	1	0	0
Providencia	Sym	0	Terminal(68)	0	0	1	0	0
Proelectrica 1	Sym	77.8	Terminal(120)	42	33.117	0.79	2.2	0.76
Tebasa Gas110 1	Sym	56.1	Terminal(48)	70	84	0.64	4.4	0.7
Tebasa Gas110 2	Sym	56.1	Terminal(49)	70	84	0.64	4.4	0.7
Tebasa Gas220 1	Sym	35.73	Terminal(11)	50	1.265	1	2.1	0.35
Tebasa Gas220 2	Sym	35.73	Terminal(12)	50	1.265	1	2.1	0.35
Tebasa Gas220 3	Sym	35.73	Terminal(44)	50	1.266	1	2.1	0.35
Tebasa Vapor 1	Sym	92.68	Terminal(47)	120	-49.333	0.92	4.2	0.72
Tebasa Vapor 2	Sym	92.68	Terminal(45)	120	-49.333	0.92	4.2	0.72
Urra 1	Sym	58.33	Terminal(38)	53	10.696	0.98	2.3	0.59
Urra 3	Sym	58.33	Terminal(41)	53	10.696	0.98	2.3	0.59
Urra 4	Sym	55.12	Terminal(42)	50	10.506	0.98	2.2	0.56
OCAÑA	Xnet		Ocaña 500	404.23	-66	0.99	0.5	0.22
PORCE	Xnet		Porce III 500	743.45	-82.66	0.99	0.9	0.41
PRIMAVERA	Xnet		Primavera 500	297.27	-147.196	0.9	0.4	0.18

Por: B.CervantesBolivar

Con el aumento de generación en Atlántico, Bolívar y Cerro desaparecieron las caídas de tensión en Atlántico y Bolívar además de las sobretensiones en esta última, cumpliendo con la generación de seguridad y respetando el límite de intercambio, sin embargo en dos situaciones puntuales no mostraron el mismo resultado positivo, Monpóx 110 mantuvo reflejando caída de tensión debido a la distancia de la carga a el punto más cercano de generación, una posible solución a este inconveniente fue modificar los tap de los transformadores 1,2 y 3 de Chinu 500/110 pasando de 105kV a

116kV en el lado de baja, aumentando así el voltaje en la Subestación de Chinu 110kV de 0.84 p.u. a 1.02 balanceando la carga de los transformadores 1,2 y 3 de Chinu 500/110 kV y mejorando las tensiones del subárea Córdoba-Sucre adicionalmente se instalo un banco de capacitores de 15Mvar en la Subestación Monpox 110kV; El transformador Valledupar 1 220/34 conservó la condición de sobrecarga, no fue posible una solución ajustando las características del transformador o realizando maniobras en los barrajes de la subestaciones, es necesario la Repotenciación de los transformadores, por este motivo se planteó la adición de un transformador con iguales características a él ya existente en Valledupar 1 220/34. la figura 26 muestra de color naranja el transformador Valledupar 1 220/34 con sobrecarga y de color amarillo la posible solución adicionando un transformador Valledupar 3 220/34 además de la baja tensión en el barraje de la subestación Guatapuri 34,5 inferior a 0.9 p.u. .

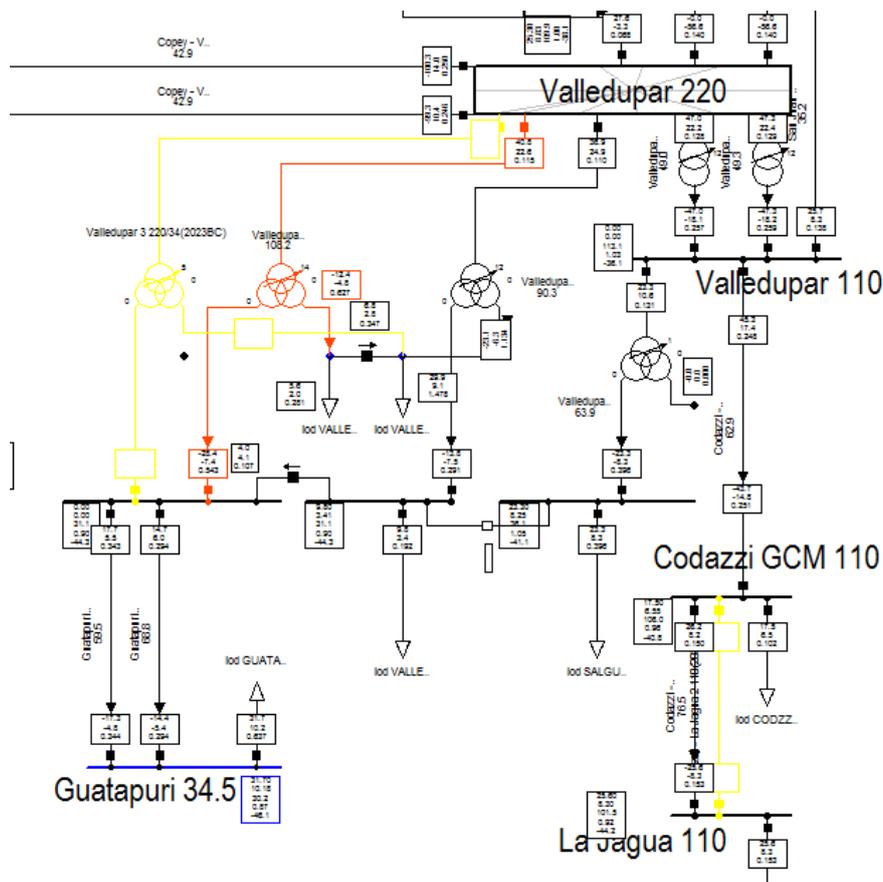


Figura 26. Propuesta a Sobrecarga Transformador Valledupar 1 2023. Por B.Cervantes

4.4.2. Escenario 2026

Al ejecutar el flujo de carga para el escenario 2026, se presentaron algunas condiciones de sobre tensión en la línea Centro-Oasis 110kV de Atlántico, en las líneas Ternera-Gambote 66kv y en Ternera-Villa Estrada 66kV de Bolívar, además del no cumplimiento del límite de intercambio, nuevamente se procedió a ajustar la generación principalmente en Tebsa incrementando en 20MW y en Urra en 30MW, de esta manera se soluciona las sobretensiones en Atlántico y se cumple con el límite de importación, en cuanto a las sobrecargas en las líneas de Bolívar para ambos casos se propone tender una segunda línea con iguales características a las actuales Ternera - Villa Estrella 66 con 5.6Km y atiende una demanda superior a los 38MW y Gambote - Ternera 1 66 con una longitud de 31KM y atiende 35MW, cabe anotar que esta última propuesta no sería necesaria si se ejecuta la construcción de la subestación Tolvijio220kV incluida en el plan de expansión a mediano plazo, sin embargo no es tenida en cuenta en el presente trabajo debido a la falta de información en las características técnicas de la subestación, de esta manera se concluye el escenario 2026

Tabla 28

Generación por unidad escenario 2026 DigSilent

Grid: Grid1									
System	Stage:	Grid1	Study Case:	Flujo Pot 2026					
Name	Type	Loading %	Busbar	Active Power MW	Reactive Power Mvar	Power factor	Current		
							kA	p.u.	
Argos Tolviejo	Sym	24.67	Terminal(36)	3.7	0	1	0.3	0.24	
Autog Unibol	Sym	0	Terminal(62)	0	0	1	0	0	
Cartagena 1	Sym	69.13	Terminal(118)	61	0	1	2.5	0.67	
Flores 1 Gas	Sym	59.17	Terminal(27)	44	65.483	0.56	3.3	0.6	
Flores 1 Vapor	Sym	65.25	Terminal(28)	21	31.311	0.56	1.6	0.66	
Flores IV1	Sym	32.94	Terminal(25)	44	-22.482	0.89	2	0.32	
Flores IV2	Sym	54.66	Terminal(56)	92.38	-77	0.77	4.1	0.54	
Flores IV3	Sym	69.63	Terminal(55)	127.38	-90	0.82	5	0.7	

Grid: Grid1 System		Stage:	Grid1	Study Case:	Flujo Pot 2026			
Name	Type	Loading %	Busbar	Active Power MW	Reactive Power Mvar	Power factor	Current	
							kA	p.u.
Gecelca III	Sym	81.88	Terminal(67)	166	64.975	0.93	5.7	0.82
Guajira 2	Sym	74.67	Terminal(69)	143	0.403	1	5.7	0.71
Jepirachi	Sym	28	Terminal(75)	7	0	1	0.3	0.28
MTequendama	Sym	0	Terminal(77)	0	0	1	0	0
Menor Providencia	Sym	0	Terminal(68)	0	0	1	0	0
Proelectrica 1	Sym	70.98	Terminal(120)	45	18.879	0.92	2	0.69
Tebasa Gas110 1	Sym	56.1	Terminal(48)	70	84	0.64	4.3	0.69
Tebasa Gas110 2	Sym	56.1	Terminal(49)	70	84	0.64	4.3	0.69
Tebasa Gas220 1	Sym	37.8	Terminal(11)	50	-17.333	0.94	2.2	0.37
Tebasa Gas220 2	Sym	37.8	Terminal(12)	50	-17.333	0.94	2.2	0.37
Tebasa Gas220 3	Sym	51.32	Terminal(44)	70	-16.189	0.97	2.9	0.5
Tebasa Vapor 1	Sym	92.68	Terminal(47)	120	-49.333	0.92	4.1	0.71
Tebasa Vapor 2	Sym	92.68	Terminal(45)	120	-49.333	0.92	4.1	0.71
Urura 1	Sym	86.44	Terminal(38)	80	4.589	1	3.4	0.87
Urura 3	Sym	53.99	Terminal(41)	50	2.21	1	2.1	0.55
Urura 4	Sym	53.99	Terminal(42)	50	2.21	1	2.1	0.55
OCAÑA	Xnet		Ocaña	404.23	-169.115	0.92	0.5	0.24
PORCE	Xnet		Porce	758.218	-176.39	0.97	0.9	0.43
PRIMAVERA	Xnet		Primavera	297.27	-224.7	0.8	0.4	0.2

Por: B.Cervantes-Bolivar

4.4.3. Escenario 2029

Se continuó ejecutando el flujo de potencia para el escenario 2029 incrementando la demanda máxima en 260MW respecto al 2026, para el cumplimiento de la demanda teniendo en cuenta las restricciones por importación de energía fueron despachada adicionalmente las plantas Gecelca3.2 en 200MW y la Unidad2 de Urura en 50MW, adicionalmente entraron en servicio los transformadores Cuestecitas 6 y 7 a 220/110 y una capacidad de 100MVA, teniendo en cuenta lo anterior se presentaron algunas situaciones puntuales de sobretensión en la línea de transmisión Centro-Oasis 110kV en el Atlántico debido a la demanda de la subestación Centro 110kV se recomendó el tendido de una segunda línea de iguales características, una situación similar a esta sucede en la línea El Banco- El Paso110 110kV donde la alternativa que se ajusta más a

las condiciones actuales es la duplicidad de la línea actual, igualmente se reflejó una sobrecarga a la capacidad del transformador Cerromatoso 110/34 y debido a la configuración de la subestación, fue propuesto la repotenciación de la misma instalando un transformador de iguales características al existente en la subestación Cerromatoso 110kV. La figura 25 muestra de color rojo el transformador actualmente instalado con sobrecarga y de color amarillo la posible solución con un transformador Cerromatoso 2 110/34.

Tabla 29

Generación por unidad escenario 2029 DigSilent

Grid: Grid1		Stage: Grid1		Study Case:		Flujo Pot 2029		
System							Current	
Name	Type	Loading %	Busbar	Active Power MW	Reactive Power Mvar	Power factor	kA	p.u.
Argos Toluvejo	Sym	24.67	Terminal(36)	3.7	0	1	0.32	0.254
Autog Unibol	Sym	0	Terminal(62)	0	0	1	0	0
Cartagena 1	Sym	69.13	Terminal(118)	61	0	1	2.48	0.673
Flores 1 Gas	Sym	62.01	Terminal(27)	44	70	0.53	3.5	0.628
Flores 1 Vapor	Sym	70.87	Terminal(28)	21	35.157	0.51	1.73	0.716
Flores IV1	Sym	31.14	Terminal(25)	44	-15.683	0.94	1.92	0.305
Flores IV2	Sym	54.66	Terminal(56)	92.38	-77	0.77	4.18	0.543
Flores IV3	Sym	69.63	Terminal(55)	127.38	-90	0.82	5.08	0.707
Gecelca III	Sym	81.79	Terminal(67)	166	64.421	0.93	5.71	0.818
Gecelca3.2	Sym	66.67	Terminal(30)	200	0	1	8.28	0.66
Guajira 2	Sym	75.09	Terminal(69)	143	15.114	0.99	5.73	0.715
Jepirachi	Sym	28	Terminal(75)	7	0	1	0.3	0.287
MTequendama	Sym	0	Terminal(77)	0	0	1	0	0
Menor Providencia	Sym	0	Terminal(68)	0	0	1	0	0
Proelectrica 1	Sym	71.87	Terminal(120)	45	20.405	0.91	2.01	0.698
Tebasa Gas110 1	Sym	56.1	Terminal(48)	70	84	0.64	4.36	0.697
Tebasa Gas110 2	Sym	56.1	Terminal(49)	70	84	0.64	4.36	0.698
Tebasa Gas220 1	Sym	64.59	Terminal(11)	90	-8.695	1	3.71	0.633
Tebasa Gas220 2	Sym	64.59	Terminal(12)	90	-8.695	1	3.71	0.633
Tebasa Gas220 3	Sym	64.58	Terminal(44)	90	-8.681	1	3.71	0.633
Tebasa Vapor 1	Sym	92.68	Terminal(47)	120	-49.333	0.92	4.16	0.71
Tebasa Vapor 2	Sym	92.68	Terminal(45)	120	-49.333	0.92	4.16	0.71
Urra 1	Sym	89.9	Terminal(38)	83	7.521	1	3.52	0.908

Grid: Grid1 System		Stage:	Grid1	Study Case:	Flujo Pot 2029			
Name	Type	Loading %	Busbar	Active Power MW	Reactive Power Mvar	Power factor	Current	
							kA	p.u.
Urra 2	Sym	54.19	Terminal(39)	50	4.835	1	2.12	0.547
Urra 3	Sym	54.19	Terminal(41)	50	4.835	1	2.12	0.547
Urra 4	Sym	54.19	Terminal(42)	50	4.835	1	2.12	0.547
OCAÑA	Xnet		Ocaña	404.23	-163.718	0.93	0.5	0.239
PORCE	Xnet		Porce	739.801	-273.556	0.94	0.91	0.432
PRIMAVERA	Xnet		Primavera	297.27	-227.547	0.79	0.43	0.205

Por: B.Cervantes-Bolivar

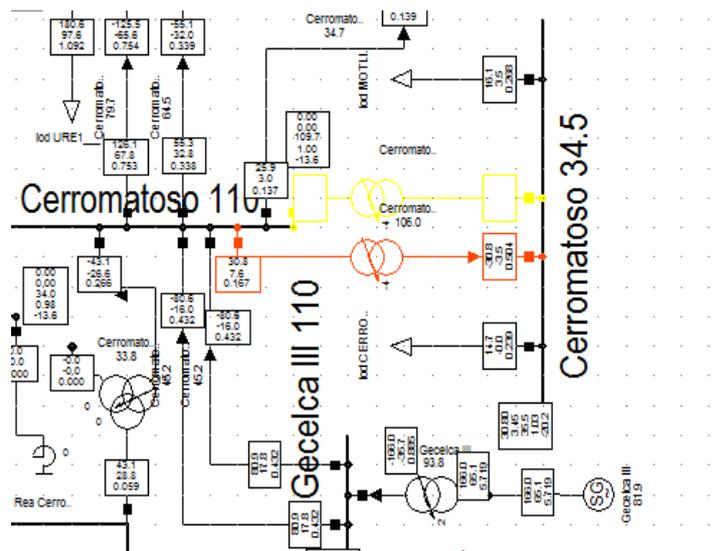


Figura 27. Propuesta a Sobrecarga Transformador Cerrmatoso 110/34.5kV 2029. Por B.Cervantes-Bolivar

4.4.4. Escenario 2032

Se realizó el flujo de potencia para el escenario 2032 evaluando la capacidad de generación del sistema actual para el área Caribe con respecto la demanda proyectada del sistema, dando como resultado situaciones críticas de baja y sobre tensión en los diferentes nodos del sistema interconectado, debido al incremento de 310 MW de la demanda se incremento en igual magnitud la generación, en el subárea GCM se despacho la unidad Guajira1 en 72MW, además de la implementación de la segunda línea en Cuestecitas-Maicao 110kV, al igual que en Codazzi - La Jagua 110kV, cabe resaltar el aumento de la demanda en la subestación SantaMarta34.5 a pesar de no

superar los límites de cargabilidad de los transformadores es necesario planear una contingencia en caso de falla para los años próximos con la posible ampliación de la capacidad de transformación instalando el 4 transformador Santa Marta 220/110, de la misma forma se propone instalar un banco de capacitores de 15Mvar en la subestación Guatapuri 34.5kV, la carga del transformador Copey 220/110 es 19% mayor a la nominal por esto se propone aumentar la capacidad de transformación de la subestación instalando un equipo con características similares, adicionalmente es necesario la segunda línea El Copey - El Paso 110kV . la figura 28 identifica la condición de diferentes activos del sistema para la subárea CGM luego del flujo de potencia de 2032detalla de color rojo elementos con sobrecarga superior al 110%, de color azul elementos con baja tensión de operación inferior a 0.9 p.u. y de color amarillo elementos desconectados de la red

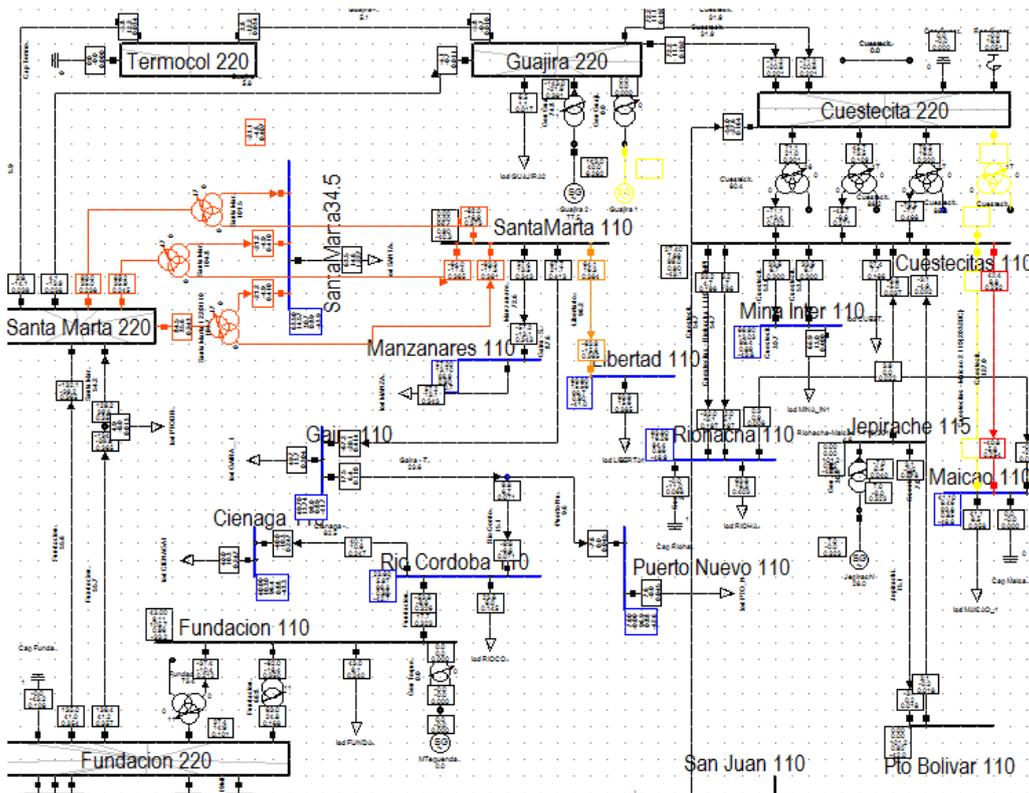


Figura 28. Flujo de Potencia subárea GCM norte 2032. Por B.Cervantes

Grid: Grid1 System		Stage:	Grid1	Study Case:			Flujo Pot 2032		
Name	Type	Loading %	Busbar	Active Power MW	Reactive Power Mvar	Power factor	Current		
							kA	p.u.	
Argos Cartagena	Sym	0	Terminal	0	0	1	0	0	
Argos Toluviejo	Sym	24.67	Terminal(36)	3.7	0	1	0.314	0.25	
Reficar	Sym	0	Terminal(59)	0	0	1	0	0	
Autog Unibol	Sym	0	Terminal(62)	0	0	1	0	0	
Brrquilla 3	Sym	16.85	Terminal(54)	0	14.066	0	0.571	0.164	
Brrquilla 4	Sym	16.72	Terminal(52)	0	13.96	0	0.567	0.162	
Candelaria 1	Sym	55.24	Terminal(9)	120	-10.088	1	5.038	0.552	
Candelaria2	Sym	55.3	Terminal(10)	120	-11.437	1	3.828	0.547	
Cartagena 1	Sym	68.01	Terminal(118)	60	0.895	1	2.461	0.667	
Cartagena 2	Sym	68.01	Terminal(117)	60	0.895	1	2.461	0.667	
Cartagena 3	Sym	0	Terminal(116)	0	0	0	0	0	
Flores 1 Gas	Sym	44.18	Terminal(27)	44	39.172	0.75	2.49	0.446	
Flores 1 Vapor	Sym	48.57	Terminal(28)	21	18.616	0.75	1.186	0.491	
Flores IV1	Sym	49.69	Terminal(25)	60	-44.209	0.81	3.057	0.487	
Flores IV2	Sym	67.66	Terminal(56)	127.38	-77	0.86	5.194	0.675	
Flores IV3	Sym	69.63	Terminal(55)	127.38	-90	0.82	5.101	0.71	
Gecelca III	Sym	81.73	Terminal(67)	166	64.026	0.93	5.707	0.817	
Gecelca3.2	Sym	83.33	Terminal(30)	250	0	1	10.348	0.824	
Guajira 1	Sym	38.57	Terminal(70)	72	-16.505	0.97	2.943	0.367	
Guajira 2	Sym	76.97	Terminal(69)	143	35.746	0.97	5.873	0.733	
Jepirachi	Sym	28	Terminal(75)	7	0	1	0.296	0.283	
MTequendama	Sym	0	Terminal(77)	0	0	1	0	0	
Menor Providencia	Sym	0	Terminal(68)	0	0	1	0	0	
Proelectrica 1	Sym	66.08	Terminal(120)	42	17.322	0.92	1.845	0.642	
Proelectrica 2	Sym	23.34	Terminal(119)	0	16.046	0	0.652	0.227	
Tebasa Gas110 1	Sym	61.89	Terminal(48)	92	78	0.76	4.578	0.732	
Tebasa Gas110 2	Sym	61.89	Terminal(49)	92	78	0.76	4.582	0.733	
Tebasa Gas220 1	Sym	66.05	Terminal(11)	92	9.295	0.99	3.793	0.648	
Tebasa Gas220 2	Sym	66.05	Terminal(12)	92	9.295	0.99	3.793	0.648	
Tebasa Gas220 3	Sym	66.05	Terminal(44)	92	9.295	0.99	3.793	0.648	
Tebasa Vapor 1	Sym	98.5	Terminal(47)	130	-46	0.94	4.491	0.767	
Tebasa Vapor 2	Sym	98.5	Terminal(45)	130	-46	0.94	4.49	0.767	
Urra 1	Sym	95.97	Terminal(38)	83	32.023	0.93	3.76	0.969	
Urra 2	Sym	92.83	Terminal(39)	80	31.714	0.93	3.637	0.938	
Urra 3	Sym	62.49	Terminal(41)	50	29.255	0.86	2.448	0.631	
Urra 4	Sym	62.49	Terminal(42)	50	29.255	0.86	2.448	0.631	
OCAÑA	Xnet		Ocaña	404.23	-159.054	0.93	0.502	0.238	
PORCE	Xnet		Porce	733.676	-278.909	0.93	0.906	0.43	
PRIMAVERA	Xnet		Primavera	297.27	-232.42	0.79	0.436	0.207	

Por: B.CervantesBolivar

5. Conclusiones

Mediante el presente trabajo se ha planteado un método para estimar la proyección de demanda máxima de potencia por medio de redes neuronales utilizando el software Matlab R2015b, alcanzando una precisión superior a los métodos utilizados en la actualidad, se logró la generación por seguridad del SIN específicamente en el área Caribe, dando como resultado alta confiabilidad, debido a la robustez del sistema y la capacidad de generación instalada, no obstante se generó un plan de acción para el despacho de generación, funcionando como guía de reacción al crecimiento de la demanda, para cada uno de los escenarios planteados, en la Tabla 31 presenta la generación mínima requerida por unidad de generación para cumplir con los MW esperados por año, indicando la planta de generación que debe suplir la demanda requerida y resaltando la cantidad de MW aportados por las plantas, adicionalmente se incluyen los equivalentes de Redes externas interconectadas al área caribe descritos en la tabla como Ocaña, Porce y Primavera

Tabla 31

Generación por seguridad recomendada.

Unidades de Generación	Escenarios				
	2017	2023	2026	2029	2032
Argos Cartagena	0	0	0	0	0
Argos Toluviejo	0	0	3.7	3.7	3.7
Reficar	0	0	0	0	0
Autog Unibol	0	0	0	0	0
Brrquilla 3	0	0	0	0	0
Brrquilla 4	0	0	0	0	0
Candelaria 1	0	0	0	0	120
Candelaria2	0	0	0	0	120
Cartagena 1	0	61	61	61	60
Cartagena 2	0	0	0	0	60
Cartagena 3	0	0	0	0	0
Flores 1 Gas	0	44	44	44	44
Flores 1 Vapor	0	21	21	21	21
Flores IV1	44	44	44	44	60

Unidades de Generación	Escenarios				
	2017	2023	2026	2029	2032
Flores IV2	92.4	92.4	92.4	92.4	127.4
Flores IV3	127.4	127.4	127.4	127.4	127.4
Gecelca III	0	166	166	166	166.0
Gecelca3.2	0	0	0	200	250
Guajira 1	0	0	0	0	72
Guajira 2	143	143	143	143	143
Jepirachi	7	7	7	7	7
MTequendama	0	0	0	0	0
Menor Providencia	0	0	0	0	0
Proeléctrica 1	0	42	45	45	42
Proeléctrica 2	0	0	0	0	0
Tebsa Gas110 1	50	70	70	70	92
Tebsa Gas110 2	50	70	70	70	92
Tebsa Gas220 1	50	50	50	90	92
Tebsa Gas220 2	50	50	50	90	92
Tebsa Gas220 3	50	50	70	90	92
Tebsa Vapor 1	70	120	120	120	130
Tebsa Vapor 2	70	120	120	120	130
Urra 1	0	53	80	83	83
Urra 2	0	0	0	50	80
Urra 3	50	53	50	50	50
Urra 4	50	50	50	50	50
OCAÑA	404.2	404.2	404.2	404.2	404.2
PORCE	636.6	743.5	758.2	739.8	733.7
PRIMAVERA	297.3	297.3	297.3	297.3	297.3
Total MW	2242	2879	2944	3279	3842

Finalmente se proponen algunas mejoras técnicas como alternativas de solución a restricciones esperadas en los próximos años con el crecimiento de la demanda, considerando entre ellas ampliaciones de líneas en paralelo y aumento en la capacidad de transformación, con la finalidad de robustecer el sistema y aliviar la cargabilidad de los elementos.

Plan de expansión para el año 2023

- Transformador Tridevanado Valledupar 3 de 60MW 220kV/ 60MW 34kV /60MW 13.8 kV
- Banco de Capacitores Monpox 15Mvar 110kV

Plan expansión 2026

- Línea Ternera-Villa Estrella2 66kV.
- Línea Gambote-Ternera 2 66kV.
- Línea Montería-Rio Sinu2 110kV

Plan expansión 2029

- Línea El Banco-el Paso2 110kV.
- Línea Centro-Oasis 110kV.
- Transformador Bidevanados Cerromatoso 30MW 110/43kV.
- Transformador Bidevanados Bosque 150MW 220/66kV.

Plan expansión 2032

- Línea Cuestecitas-Maicao2 110kV.
- Línea Codazzi-La jagua2 110kV.
- Línea El Copey-El Paso2 110kV.
- Línea Chinu -Moteria2 110kV
- Línea Tebsa-Vte Julio2 110kV
- Línea Chinu -Since2 110kV
- Línea Magangue-Mompos2 110kV
- Transformador Tridevanado Chinu 4 150MW 500kv/ 150MW 110kV/ 72MW 34.5kV .
- Transformador Tridevanado Copey2 100MW 220kv/ 70MW 110kV/ 30MW 34.5kV.
- Transformador Tridevanado Tebsa4 100MW 220kv/ 100MW 110kV/ 20MW 34.5kV.
- Banco de Capacitores Guatapuri 15Mvar 34.5kV.

El éxito de la planificación consiste en el poder de anticipación, la iniciativa y la reacción oportuna del cambio, sustentando sus actos con un método específico, con una correcta planeación del plan de expansión se disminuyen las futuras restricciones eléctricas, además de aprovechar al máximo el potencial actual instalado minimizando la desatención de la demanda y previendo futuros sobre cargas en los equipos del sistema.

Referencias

- Alberto, W., & Moreno, M. (n.d.). Modelo para la proyección de demanda de energía eléctrica en Colombia.
- Almashaie, E., & Soltan, H. (2011). A methodology for Electric Power Load Forecasting. *Alexandria Engineering Journal*, 50(2), 137–144.
<https://doi.org/10.1016/j.aej.2011.01.015>
- Arce, R. (2010). Modelos arima. *U.D.I. Econometría E Informática*, 31. Retrieved from http://www.uam.es/personal_pdi/economicas/eva/ecoi.html
- Arias-Hernández, A. D., Hincapié-Isaza, R. A., & Gallego-Rendón, R. A. (2014). Comparación de flujos de carga probabilísticos empleados en sistemas de distribución levemente enmallados Comparison of probabilistic load flow used for weakly meshed distribution systems. *Scientia et Technica Año XIX*, 19(2).
- Autores, L. O. S., Charris, M., Silva-ortega, J., & Noriega-angarita, E. (2017). Estudio comparativo de modelos de mercados eléctricos en países de América Latina. *Espacios, Home Revista*, 38(58), 22.
- Bowerman, B. L., K., B. B. L., B., O. A., & Richard, T. (2007). . Pronósticos, series de tiempo y regresión: un enfoque aplicado/. *Forecasting, Time Series, and Regression: An Applied Approach*.
- Colombia, C. de la R. de. Ley 143 de 1994 (1994).
- CREG. Resolución O38, Por la cual se someten a consideración de los agentes y terceros interesados, los criterios para la definición de las Generaciones de Seguridad, la asignación de las mismas entre los agentes del SIN y las bases sobre las cuales se modifica (1999). Colombia.
- DANE. (2017a). Estimaciones de Población 1985 - 2005 y Proyecciones de Población 2005- 2020 Total. Retrieved from <https://sitios.dane.gov.co/visor-anda/>
- DANE. (2017b). Producto Interno Bruto. Retrieved from

http://www.dane.gov.co/files/faqs/faq_pib.pdf

DANE, (Departamento Administrativo Nacional de Estadística). (2017c). Estimaciones 1985-2005 y Proyecciones 2005-2020 de Hogares Nacionales y Departamental por Área.

Energía, M. de M. y. Ministerio De Minas Y Energía Decreto Número 1258 De 2013, Pub. L. No. 1258, 1 (2013).

Friedrich, G. R., & Ardenghi, J. R. (2009). Un modelo para el análisis de la confiabilidad de Ethernet Industrial en topología de anillo. *Revista Iberoamericana de Automática E Informática Industrial RIAI*, 6(3), 101–109.

[https://doi.org/10.1016/S1697-7912\(09\)70269-9](https://doi.org/10.1016/S1697-7912(09)70269-9)

Graineger, John j, Stevenson Jr, W. D. (n.d.). *Analisis de Sistemas de Potencia*. Mc Graw Hill.

Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2010). *Econometria*. McGraw-Hill.

Izaurieta, F., & Saavedra, C. (1999). Redes Neuronales Artificiales. *Charlas de Física*, 1–15. [https://doi.org/10.1016/S0210-5691\(05\)74198-X](https://doi.org/10.1016/S0210-5691(05)74198-X)

Mani, N., & Srinivasan, B. (1997). Application of artificial neural network model for optical character recognition. In *1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation* (Vol. 3, pp. 2517–2520 vol.3). <https://doi.org/10.1109/ICSMC.1997.635312>

Martinez, Leonel, Hernandez Hernanm Castellanos, Marcos, Silva, J. (2017). Effects Of Splitter Blade Length On Disc Pump Perfomance. *Journal of Engineering and Applied Sciences*, 12, 6.

Mathworks.com. (2018). Redes neuronales artificiales con MATLAB. Retrieved from <https://es.mathworks.com/discovery/redes-neuronales.html>

Matich, D. J. (2001). Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones. *Historia*,

55. Retrieved from <ftp://decsai.ugr.es/pub/usuarios/castro/Material-Redes-Neuronales/Libros/matich-redesneuronales.pdf>
- MatLab. (2016). Matlab toolbox. *Notas Matlab*.
- Montana, J., & Silva, J. (2013). Estimation of the lightning parameters in the North Region of Colombia: Results of a study based on linet information system and using statistics models. *2013 International Symposium on Lightning Protection, SIPDA 2013*, 11–16. <https://doi.org/10.1109/SIPDA.2013.6729221>
- Murillos, J., Trejos, Á., & Carvajal, P. (2003). Estudio del pronóstico de la demanda de energía eléctrica, utilizando modelos de series de tiempo. *Scientia et Technica*, 23(23), 37–40.
- Newbold, P., Carson, W. L., & Thorne, B. (2008). *Estadística para la administración y economía. Journal of Chemical Information and Modeling*. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Ojeda, C. E., Candelo, J. E., & Silva-Ortega, J. I. (2017). Perspectives of Native Community in La Guajira Facing Sustainable Development and Energy Supply | Perspectivas de Comunidades Indígenas de La Guajira Frente al Desarrollo Sostenible y el Abastecimiento Energético. *Espacios*, 38(11), 25.
- Ojeda, E., Candelo, J. E., & Silva, J. I. (2017). Caracterización de los potenciales de Energía Solar y Eólica para la integración de Proyectos sostenibles en Comunidades Indígenas en La Guajira Colombia. *Espacios*, 38(37). Retrieved from <http://www.revistaespacios.com/a17v38n37/17383711.html>
- Sarmiento, H., & Villa, M. (2008). Inteligencia Artificial En Pronostico De Demanda De Energía Eléctrica: Una Aplicación En Optimización De Recursos Energetico. *Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada*, 2, 94–100. Retrieved from http://www.unipamplona.edu.co/unipamplona/portaIIG/home_40/recursos/02_v07

_12/revista_12/16112011/v12_15.pdf

Silva-Ortega, J. (2012). Caracterización y estudio del modelo IEEE9 orientado hacia el análisis de estabilidad transitoria. *Inge Cuc*, 8(1), 173–190.

Silva, J. I. (2017). estado estable de una red de sub-transmisión de Modelo de 75 nodos para evaluar la operación en estado estable de una red de sub - transmisión de energía eléctrica, (June).

Sousa, V., Hernández, H., Quispe, E. C., Gómez, J. R., & Viego, P. R. (2017). Analysis of harmonic distortion generated by PWM motor drives. *2017 3rd IEEE Workshop on Power Electronics and Power Quality Applications, PEPQA 2017 - Proceedings*, (May). <https://doi.org/10.1109/PEPQA.2017.7981644>

Suganthi, L., & Samuel, A. A. (2012). Energy models for demand forecasting - A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*.
<https://doi.org/10.1016/j.rser.2011.08.014>

UPME. (2006). *Proyecciones por unidad de control de pronóstico (UCP) Energía y Potencia*. Retrieved from http://www.upme.gov.co/Docs/Proyecciones_UCPs.pdf

UPME. (2016). Proyección Regional de Demanda de Energía Eléctrica y Potencia Máxima en Colombia: Revisión Julio de 2016, 62. Retrieved from http://www.siel.gov.co/siel/documentos/documentacion/Demanda/UPME_Proyeccion_demanda_regional_energia_electrica_Julio_2016.pdf

UPME. (2017). Proyección de la Demanda de Energia Electrica y Potencia Máxima en Colombia. Bogotá.

Valencia Reyes, M. A., Yáñez Márquez, C., & Sánchez Fernández, L. P. (2006). Algoritmo Backpropagation para Redes Neuronales : conceptos y aplicaciones. *Instituto Politécnico Nacional Centro De Investigación En Computación*, (125), 1–12.

- Villada, F., Muñoz, N., & García, E. (2012). Aplicación de las Redes Neuronales al Pronóstico de Precios en el Mercado de Valores. *Informacion Tecnologica*, 23(4), 11–20. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642012000400003>
- Zapata, C., Garcés, L., & Gómez, O. (2004). Modelamiento de componentes de sistemas compuestos generación – transmisión para estudios de confiabilidad. *UTP, Scientia et Technica*, (25), 53–58.

Anexos

```

%% Import the data
[~, ~, raw] = xlsread('D:\CUC\Tesis de Grado\Thesis 2\BD
finalv4.xlsx', 'Hoja1', 'A3:Q398');
raw(cellfun(@x ~isempty(x) && isnumeric(x) && isnan(x), raw)) = {' '};
cellVectors = raw(:, 17);
raw = raw(:, [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17]);

%% Create output variable
data = reshape([raw{:}], size(raw));

%% Allocate imported array to column variable names
Ao = data(:, 1);
Mes = data(:, 2);
DemandaMax = data(:, 3);
DemandaRegulada = data(:, 4);
PIBSEC = data(:, 5);
PIB = data(:, 6);
THogCarb = data(:, 7);
THogCol = data(:, 8);
TVivOcuCarb = data(:, 9);
TVivOcuCol = data(:, 10);
TVivCarb = data(:, 11);
TVivCol = data(:, 12);
THabCar = data(:, 13);
THabCol = data(:, 14);
Temp = data(:, 15);
Precipt = data(:, 16);
NinoNina = data(:, 17);

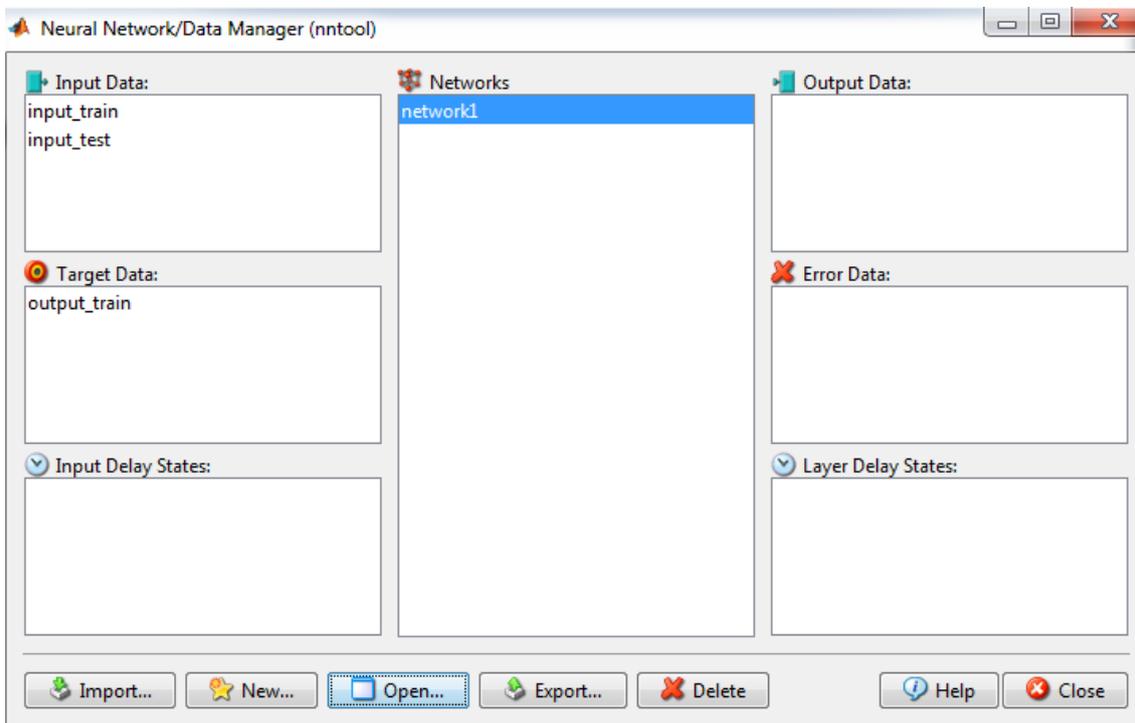
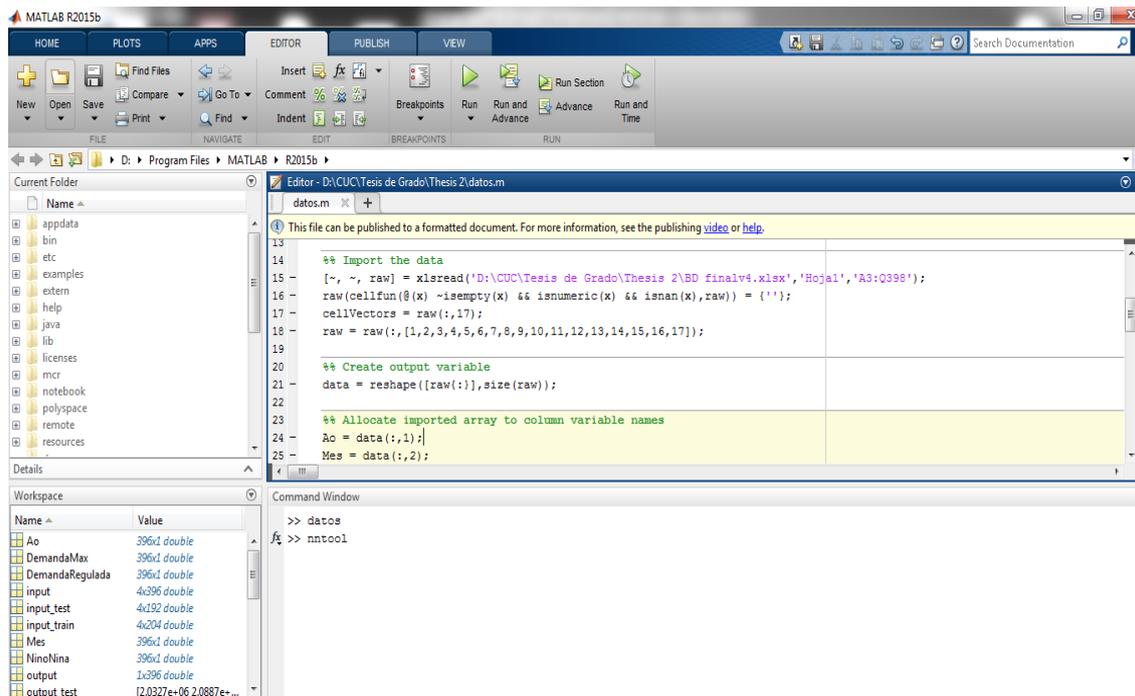
%% Clear temporary variables
clearvars datarawcellVectors;

%%

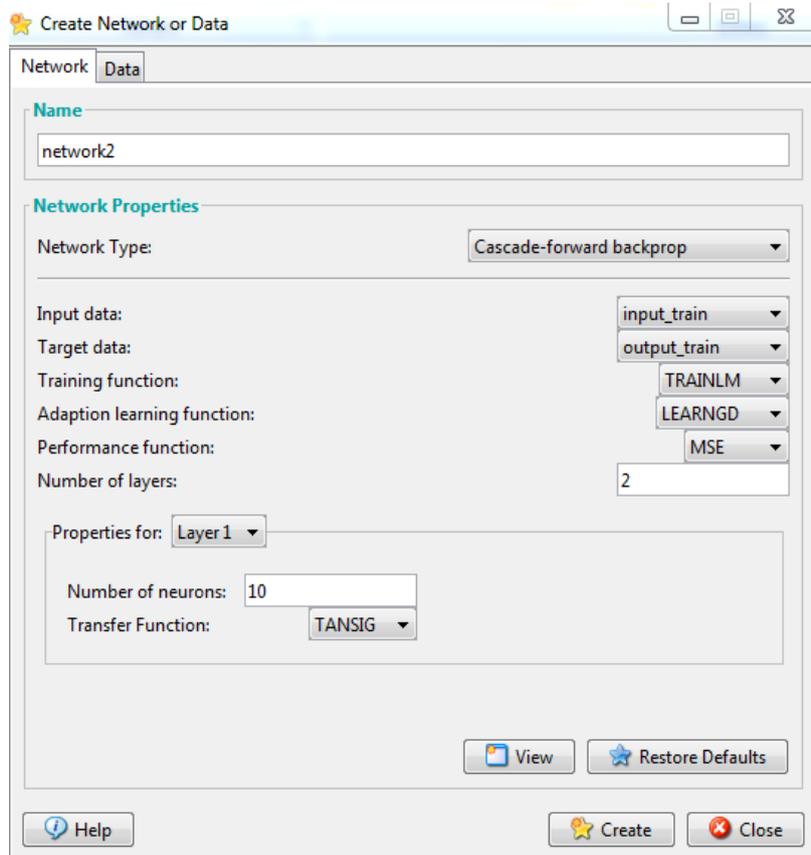
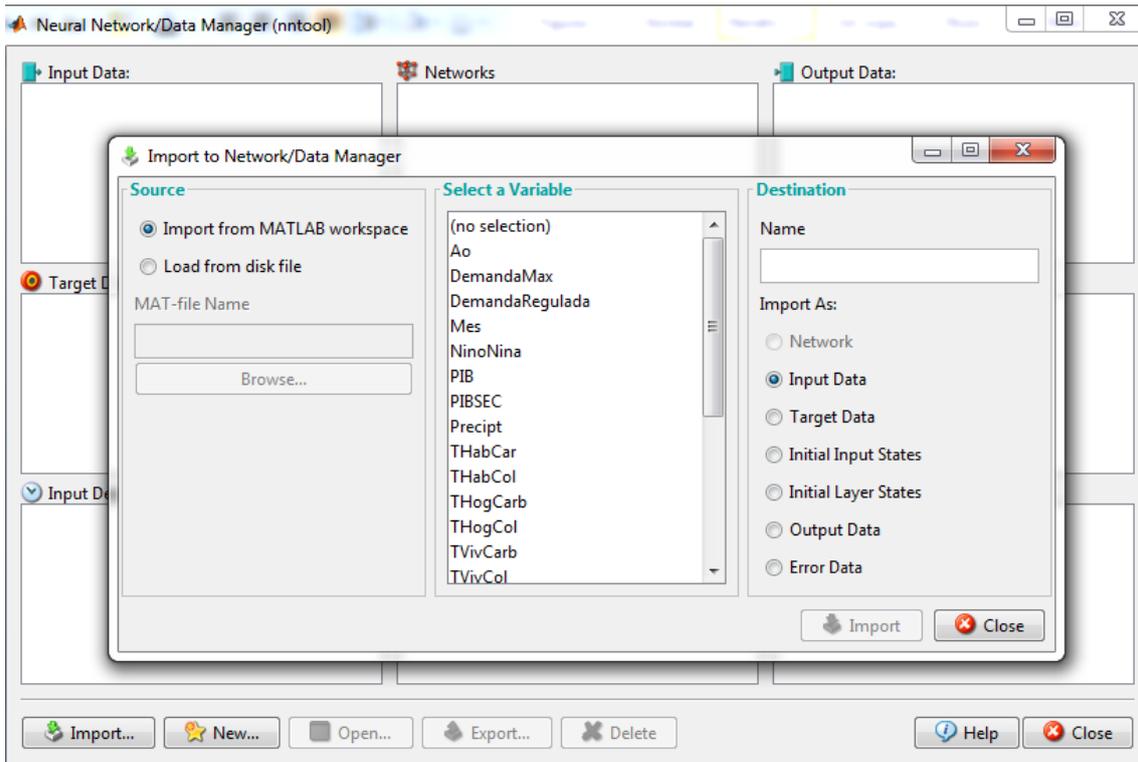
input=[PIB, THabCar, Temp, NinoNina]';
output=[DemandaMax]';
input_train=input(:, 1:204);
input_test=input(:, 205:396);
output_train=output(:, 1:204);
output_test=output(:, 205:210);
time=[Ao]';
time1=time(:, 205:396);
%%

nntool

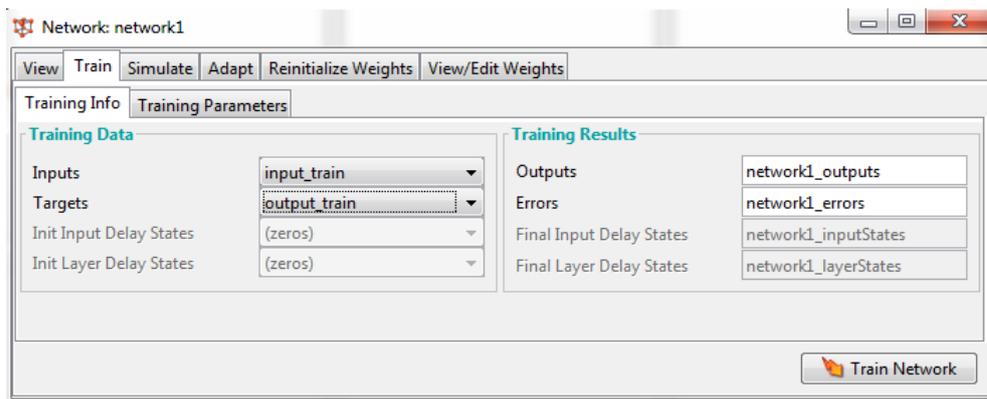
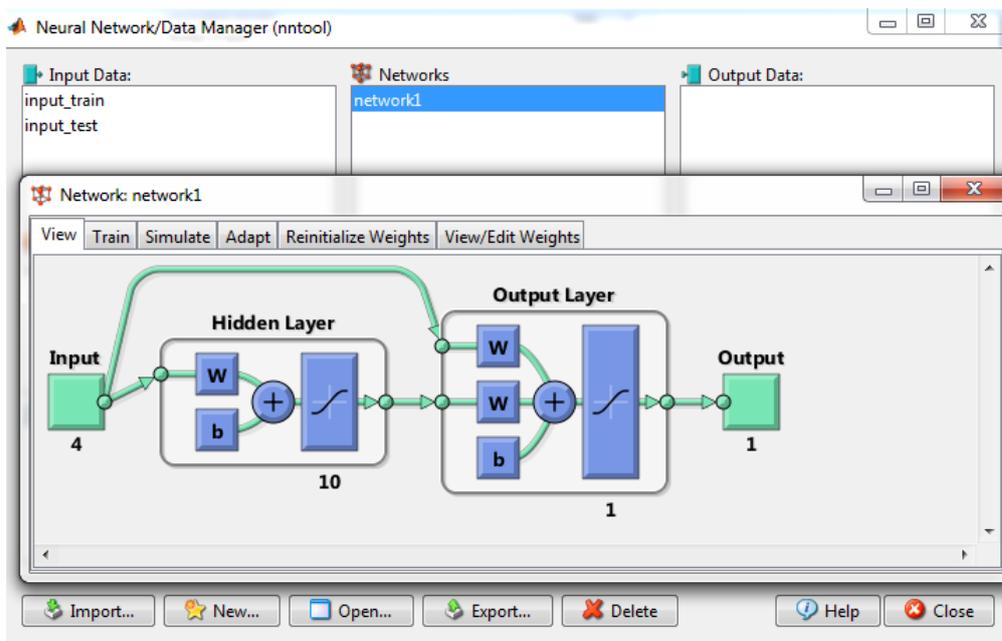
```



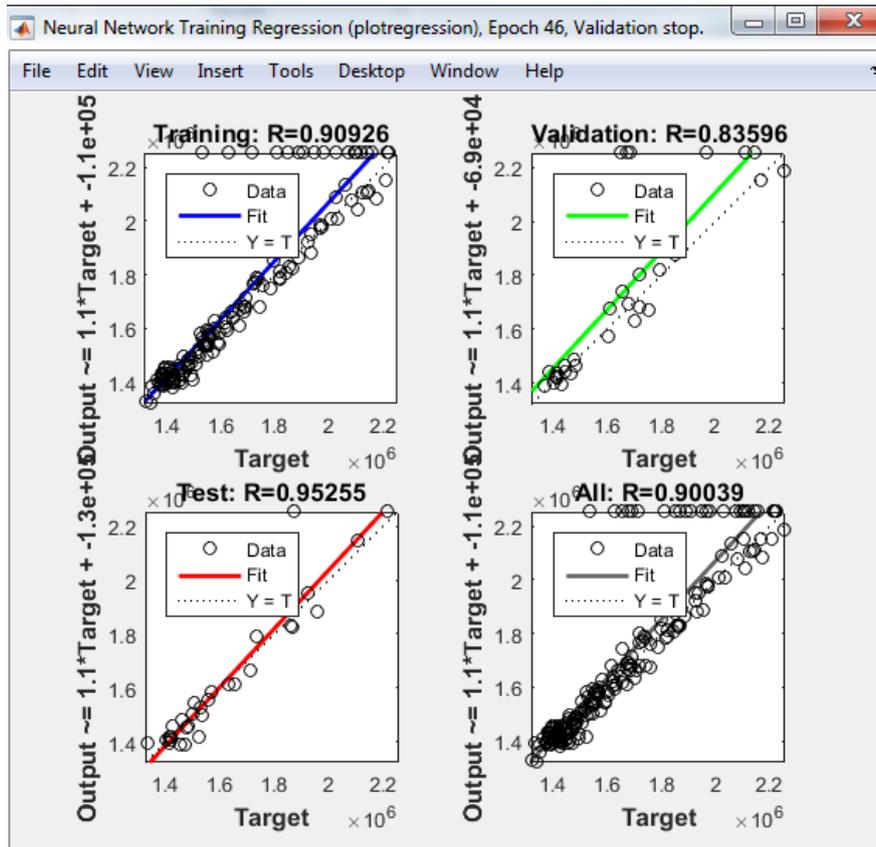
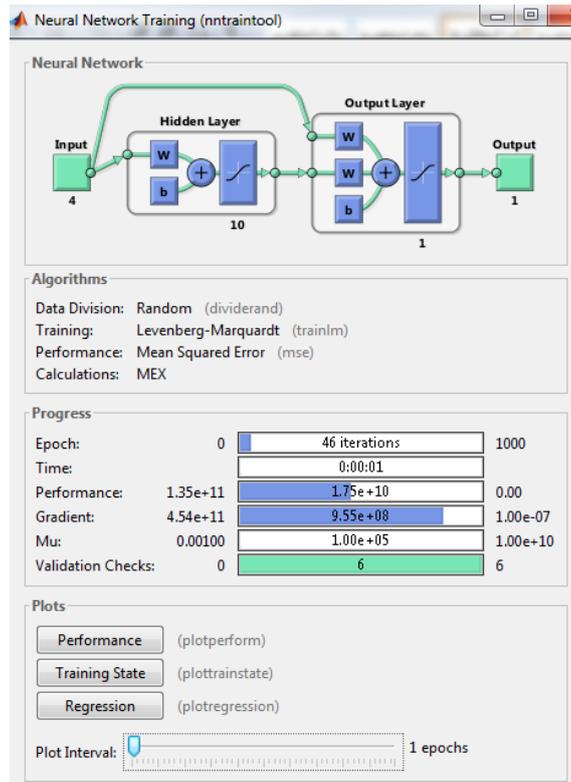
Anexo 2. Ventanas principales de Matlab y de la toolbox Neural Network/Data Manager (nntool).



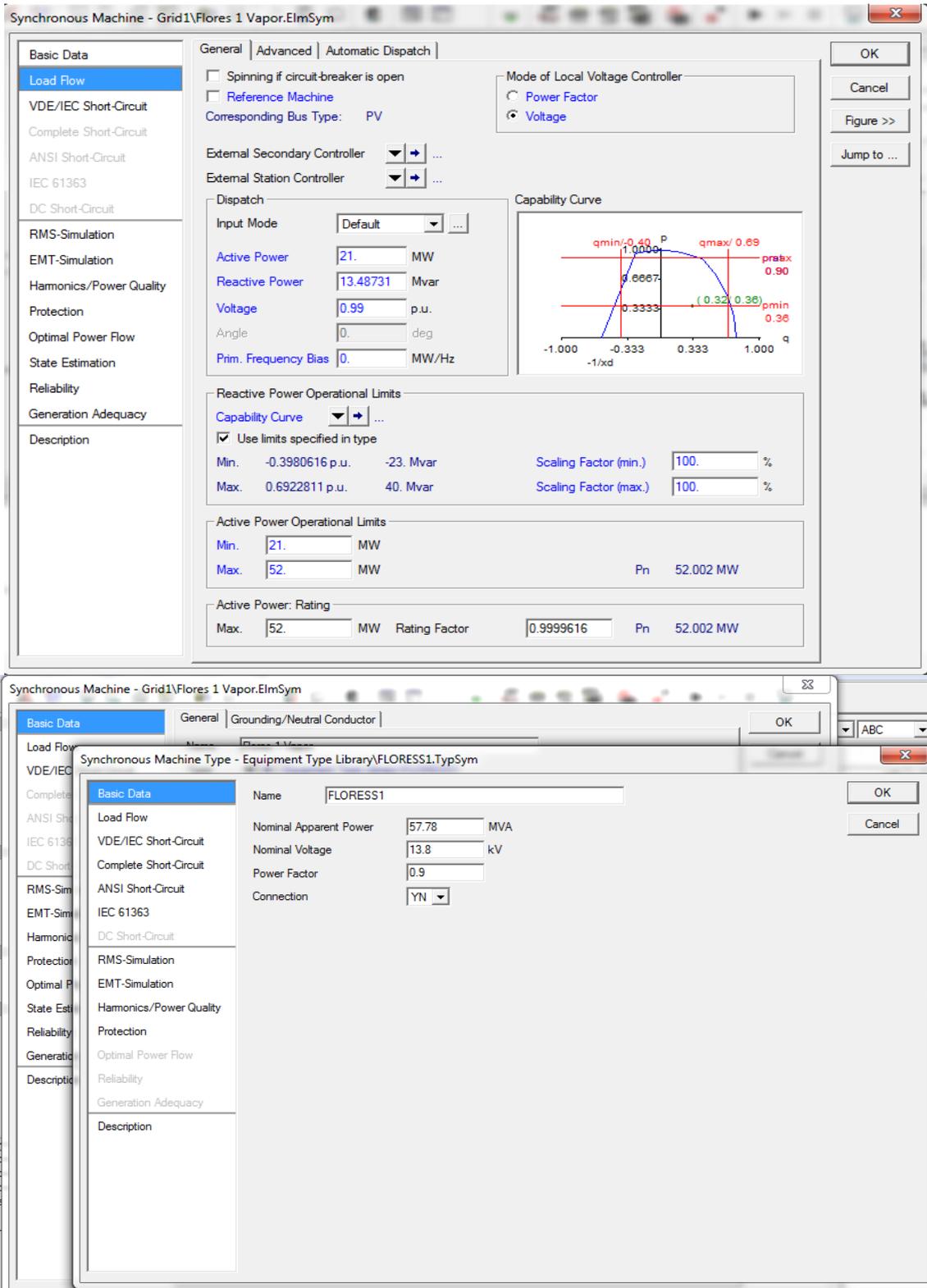
Anexo 3 Ingreso de datos *toolbox* Neural Network/Data Manager (nntool), Ventanas características para ingresar los parámetros input y outputs requeridos por la herramienta computacional.



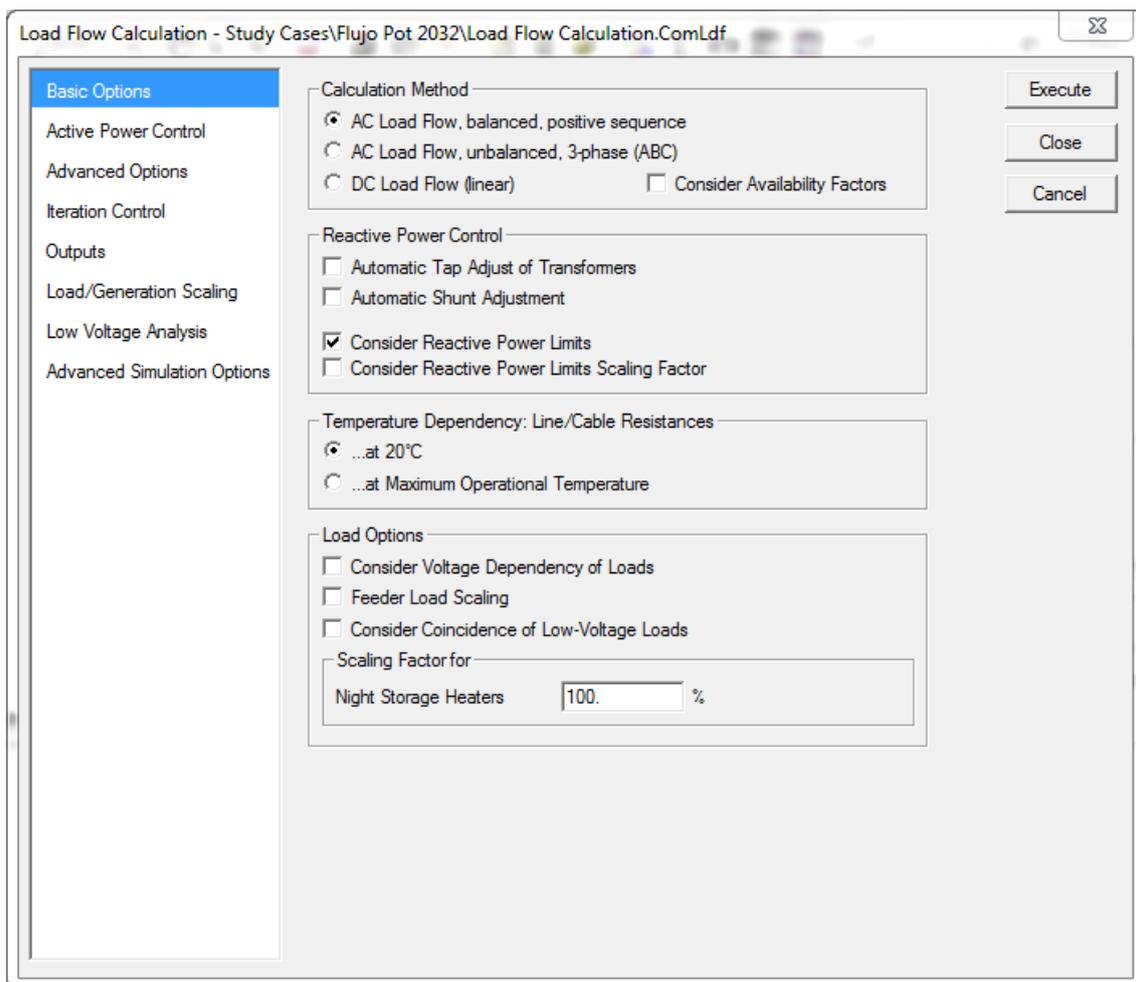
Anexo 4 Ventanas características de entrenamiento de las redes neuronales.



Anexo 5 Ventanas de resultados mean squared error MSE y Regresión.



Anexo 6 Ventanas características para el ingreso de datos en DigSilent Power Factory



Anexo 7 Ventanay configuración para correr flujo de potencia en DigSilent.

Nº	Nombre de la Red	Tipo	Numero de capas ocultas	Numero de Neurona por capa			Función de Entrenamiento	Función de Transferencia Capas Ocultas	Función de Transferencia Output	Iteraciones	Tiempo de Iteración		Regresión				
				Capa 1	Capa 2	Output					Cant	Unid	Training	Validación	Test	Todos	
1	PDE1	Feed Forward back prop	2	2	0	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	17	1	seg	0.989	0.988	0.990	0.989	1
2	PDE2	Feed Forward back prop	2	4	0	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	4	1	seg	0.301	0.194	0.115	0.229	0
3	PDE3	Feed Forward back prop	2	8	0	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	20	1	seg	0.999	0.990	0.987	0.990	1
4	PDE4	Feed Forward back prop	2	16	0	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	4	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0
5	PDE5	Feed Forward back prop	2	2	0	1	TRAINGDM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	-0.574	-0.532	-0.626	-0.572	0
6	PDE6	Feed Forward back prop	2	4	0	1	TRAINGDM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.386	0.517	0.303	0.319	0
7	PDE7	Feed Forward back prop	2	8	0	1	TRAINGDM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.818	0.816	0.541	0.786	0
8	PDE8	Feed Forward back prop	2	16	0	1	TRAINGDM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.657	0.595	0.756	0.663	0
9	PDE9	Feed Forward back prop	2	2	0	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	24	1	seg	0.991	0.988	0.982	0.989	1
10	PDE10	Feed Forward back prop	2	4	0	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	27	1	seg	0.989	0.986	0.980	0.986	1
11	PDE11	Feed Forward back prop	2	8	0	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	18	1	seg	0.995	0.991	0.983	0.992	1
12	PDE12	Feed Forward back prop	2	16	0	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	21	1	seg	0.992	0.937	0.971	0.982	1
13	PDE13	Feed Forward back prop	2	2	0	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	10	1	seg	0.985	0.980	0.987	0.985	1
14	PDE14	Feed Forward back prop	2	4	0	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	11	1	seg	0.985	0.987	0.981	0.985	1
15	PDE15	Feed Forward back prop	2	8	0	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	2	1	seg	0.672	0.582	0.545	0.639	0
16	PDE16	Feed Forward back prop	2	16	0	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	12	1	seg	0.985	0.989	0.981	0.985	1
17	PDE17	Feed Forward back prop	2	2	0	1	TRAINGDM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.189	-0.413	0.155	-0.172	0
18	PDE18	Feed Forward back prop	2	4	0	1	TRAINGDM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.670	-0.641	-0.717	-0.674	0
19	PDE19	Feed Forward back prop	2	8	0	1	TRAINGDM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.905	0.899	0.859	0.897	0
20	PDE20	Feed Forward back prop	2	16	0	1	TRAINGDM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.432	0.407	0.407	0.427	0
21	PDE21	Feed Forward back prop	2	2	0	1	TRAINGDM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.558	0.488	0.685	0.575	0
22	PDE22	Feed Forward back prop	2	4	0	1	TRAINGDM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.766	0.912	0.916	0.796	0

Nº	Nombre de la Red	Tipo	Numero de capas ocultas	Numero de Neurona por capa			Función de Entrenamiento	Función de Transferencia Capas Ocultas	Función de Transferencia Output	Iteraciones	Tiempo de Iteración		Regresión				
				Capa 1	Capa 2	Output					Cant	Unid	Training	Validación	Test	Todos	
23	PDE23	Feed Forward bak prop	2	8	0	1	TRAINGDM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	-0.237	0.094	-0.590	-0.255	0
24	PDE24	Feed Forward bak prop	2	16	0	1	TRAINGDM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.889	0.868	0.931	0.892	0
25	PDE25	Cascade-Forward bak prop	2	2	0	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	58	1	seg	0.990	0.986	0.988	0.989	1
26	PDE26	Cascade-Forward bak prop	2	4	0	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	0	1	seg	0.597	0.568	0.592	0.574	0
27	PDE27	Cascade-Forward bak prop	2	8	0	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	13	1	seg	0.990	0.991	0.986	0.989	1
28	PDE28	Cascade-Forward bak prop	2	16	0	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	12	1	seg	0.992	0.991	0.989	0.991	1
29	PDE29	Cascade-Forward bak prop	2	2	0	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	12	1	seg	0.986	0.986	0.982	0.985	1
30	PDE30	Cascade-Forward bak prop	2	4	0	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	6	1	seg	0.600	0.703	0.594	0.614	0
31	PDE31	Cascade-Forward bak prop	2	8	0	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.000	0.343	0.000	0.162	0
32	PDE32	Cascade-Forward bak prop	2	16	0	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	2	1	seg	0.510	0.662	0.470	0.527	0
33	PDE33	Cascade-Forward bak prop	2	2	0	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	26	1	seg	0.983	0.990	0.990	0.985	1
34	PDE34	Cascade-Forward bak prop	2	4	0	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	9	1	seg	0.984	0.991	0.971	0.984	1
35	PDE35	Cascade-Forward bak prop	2	8	0	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	3	1	seg	-0.031	0.102	-0.120	-0.027	0
36	PDE36	Cascade-Forward bak prop	2	16	0	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	18	1	seg	0.985	0.993	0.984	0.985	1
37	PDE37	Cascade-Forward bak prop	2	2	0	1	TRAINGDM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.178	0.056	-0.152	-0.152	0
38	PDE38	Cascade-Forward bak prop	2	4	0	1	TRAINGDM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.035	-0.380	0.158	0.022	0
39	PDE39	Cascade-Forward bak prop	2	8	0	1	TRAINGDM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.836	0.882	0.802	0.834	0
40	PDE40	Cascade-Forward bak prop	2	16	0	1	TRAINGDM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.795	0.799	0.720	0.783	0
41	PDE41	Cascade-Forward bak prop	2	2	0	1	TRAINGDM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.771	0.605	0.780	0.756	0
42	PDE42	Cascade-Forward bak prop	2	4	0	1	TRAINGDM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.848	0.897	0.823	0.851	0
43	PDE43	Cascade-Forward bak prop	2	8	0	1	TRAINGDM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.639	0.692	0.634	0.650	0
44	PDE44	Cascade-Forward bak prop	2	16	0	1	TRAINGDM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0

Nº	Nombre de la Red	Tipo	Numero de capas ocultas	Numero de Neurona por capa			Función de Entrenamiento	Función de Transferencia Capas Ocultas	Función de Transferencia Output	Iteraciones	Tiempo de Iteración		Regresión				
				Capa 1	Capa 2	Output					Cant	Unid	Training	Validación	Test	Todos	
45	PDE45	Cascade-Forward bak prop	2	2	0	1	TRAINGDM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.843	0.830	0.889	0.848	0
46	PDE46	Cascade-Forward bak prop	2	4	0	1	TRAINGDM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.922	0.920	0.956	0.930	1
47	PDE47	Cascade-Forward bak prop	2	8	0	1	TRAINGDM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	-0.929	-0.917	-0.887	-0.920	0
48	PDE48	Cascade-Forward bak prop	2	16	0	1	TRAINGDM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.625	0.579	0.517	0.583	0
49	PDE49	Feed Forward back prop	3	2	1	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	106	1	seg	0.989	0.972	0.994	0.988	1
50	PDE50	Feed Forward back prop	3	4	1	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	18	1	seg	0.991	0.988	0.987	0.990	1
51	PDE51	Feed Forward back prop	3	8	1	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	9	1	seg	0.676	0.691	0.864	0.696	0
52	PDE52	Feed Forward back prop	3	16	1	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	18	1	seg	0.995	0.987	0.987	0.991	1
53	PDE53	Feed Forward back prop	3	2	1	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.589	0.578	0.215	0.559	0
54	PDE54	Feed Forward back prop	3	4	1	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	33	1	seg	0.989	0.993	0.985	0.989	1
55	PDE55	Feed Forward back prop	3	8	1	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	-0.427	-0.551	-0.611	-0.410	0
56	PDE56	Feed Forward back prop	3	16	1	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	14	1	seg	0.991	0.986	0.993	0.991	1
57	PDE57	Feed Forward back prop	3	2	1	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	2	1	seg	0.459	0.571	0.488	0.474	0
58	PDE58	Feed Forward back prop	3	4	1	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	26	1	seg	0.985	0.979	0.979	0.983	1
59	PDE59	Feed Forward back prop	3	8	1	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	6	1	seg	0.763	0.835	0.762	0.770	0
60	PDE60	Feed Forward back prop	3	16	1	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	102	1	seg	0.989	0.979	0.991	0.988	1
61	PDE61	Feed Forward back prop	3	2	1	1	TRAINGDM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.850	0.867	0.882	0.859	0
62	PDE62	Feed Forward back prop	3	4	1	1	TRAINGDM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0
63	PDE63	Feed Forward back prop	3	8	1	1	TRAINGDM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0
64	PDE64	Feed Forward back prop	3	16	1	1	TRAINGDM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.272	0.190	0.067	0.231	0
65	PDE65	Feed Forward back prop	3	2	1	1	TRAINGDM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.627	0.477	0.770	0.629	0
66	PDE66	Feed Forward back prop	3	4	1	1	TRAINGDM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0

Nº	Nombre de la Red	Tipo	Numero de capas ocultas	Numero de Neurona por capa			Función de Entrenamiento	Función de Transferencia Capas Ocultas	Función de Transferencia Output	Iteraciones	Tiempo de Iteración		Regresión				
				Capa 1	Capa 2	Output					Cant	Unid	Training	Validación	Test	Todos	
67	PDE67	Feed Forward back prop	3	8	1	1	TRAINGDM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0
68	PDE68	Feed Forward back prop	3	16	1	1	TRAINGDM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.625	0.677	0.728	0.655	0
69	PDE69	Feed Forward back prop	3	2	1	1	TRAINGDM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.878	0.871	0.854	0.876	0
70	PDE70	Feed Forward back prop	3	4	1	1	TRAINGDM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0
71	PDE71	Feed Forward back prop	3	8	1	1	TRAINGDM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0
72	PDE72	Feed Forward back prop	3	16	1	1	TRAINGDM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.623	0.659	0.634	0.630	0
73	PDE73	Cascade-Forward bak prop	3	2	1	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	2	1	seg	-0.147	0.139	-0.071	-0.123	0
74	PDE74	Cascade-Forward bak prop	3	4	1	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	11	1	seg	0.985	0.992	0.973	0.985	1
75	PDE75	Cascade-Forward bak prop	3	8	1	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.732	0.612	0.802	0.728	0
76	PDE76	Cascade-Forward bak prop	3	16	1	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	11	1	seg	0.993	0.993	0.983	0.992	1
77	PDE77	Cascade-Forward bak prop	3	2	1	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	21	1	seg	0.992	0.989	0.985	0.990	1
78	PDE78	Cascade-Forward bak prop	3	4	1	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	12	1	seg	0.989	0.991	0.988	0.989	1
79	PDE79	Cascade-Forward bak prop	3	8	1	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	6	1	seg	0.583	0.691	0.765	0.637	0
80	PDE80	Cascade-Forward bak prop	3	16	1	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	2	1	seg	0.665	0.576	0.605	0.642	0
81	PDE81	Cascade-Forward bak prop	3	2	1	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	89	1	seg	0.990	0.993	0.982	0.989	1
82	PDE82	Cascade-Forward bak prop	3	4	1	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.708	0.655	0.662	0.694	0
83	PDE83	Cascade-Forward bak prop	3	8	1	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	6	1	seg	0.649	0.419	0.722	0.615	0
84	PDE84	Cascade-Forward bak prop	3	16	1	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	11	1	seg	0.988	0.991	0.977	0.988	1
85	PDE85	Cascade-Forward bak prop	3	2	1	1	TRAINGDM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.126	0.268	0.180	0.148	0
86	PDE86	Cascade-Forward bak prop	3	4	1	1	TRAINGDM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.671	0.831	0.763	0.713	0
87	PDE87	Cascade-Forward bak prop	3	8	1	1	TRAINGDM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	-0.405	-0.270	-0.226	-0.362	0
88	PDE88	Cascade-Forward bak prop	3	16	1	1	TRAINGDM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.667	0.550	0.743	0.659	0

Nº	Nombre de la Red	Tipo	Numero de capas ocultas	Numero de Neurona por capa			Función de Entrenamiento	Función de Transferencia Capas Ocultas	Función de Transferencia Output	Iteraciones	Tiempo de Iteración		Regresión				
				Capa 1	Capa 2	Output					Cant	Unid	Training	Validación	Test	Todos	
89	PDE89	Cascade-Forward bak prop	3	2	1	1	TRAINGDM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.093	0.186	-0.307	0.050	0
90	PDE90	Cascade-Forward bak prop	3	4	1	1	TRAINGDM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.796	0.620	0.871	0.787	0
91	PDE91	Cascade-Forward bak prop	3	8	1	1	TRAINGDM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.783	0.823	0.670	0.779	0
92	PDE92	Cascade-Forward bak prop	3	16	1	1	TRAINGDM	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.782	0.707	0.804	0.772	0
93	PDE93	Cascade-Forward bak prop	3	2	1	1	TRAINGDM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.833	0.892	0.892	0.851	0
94	PDE94	Cascade-Forward bak prop	3	4	1	1	TRAINGDM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	-0.884	-0.872	-0.872	-0.880	0
95	PDE95	Cascade-Forward bak prop	3	8	1	1	TRAINGDM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	-0.593	-0.506	-0.632	-0.585	0
96	PDE96	Cascade-Forward bak prop	3	16	1	1	TRAINGDM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	-0.587	-0.586	-0.520	-0.578	0

Anexo 8: Resultados de la Etapa 1 del entrenamiento de Redes Neuronales

Nº	Nombre de la Red	Tipo	Numero de capas ocultas	Numero de Neurona por capa			Función de Entrenamiento	Función de Transferencia Capas Ocultas	Función de Transferencia Output	Iteraciones	Tiempo de Iteración		Regresión				Cód.
				Capa 1	Capa 2	Output					Cant	Unid	Training	Validación	Test	Todos	
1	network1	Feed Forward backprop	2	2	0	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	42	1	seg	0.986	0.984	0.979	0.984	1
2	network2	Feed Forward backprop	2	4	0	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	3	1	seg	-0.106	-0.112	-0.228	-0.125	0
3	network3	Feed Forward backprop	2	8	0	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	30	1	seg	0.625	0.835	0.401	0.623	0
4	network4	Feed Forward backprop	2	16	0	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	10	1	seg	0.983	0.990	0.987	0.985	1
5	network5	Feed Forward backprop	2	2	0	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	36	1	seg	0.985	0.986	0.984	0.984	1
6	network6	Feed Forward backprop	2	4	0	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	10	1	seg	0.981	0.988	0.970	0.980	1
7	network7	Feed Forward backprop	2	8	0	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	15	1	seg	0.988	0.982	0.989	0.987	1
8	network8	Feed Forward backprop	2	16	0	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	6	1	seg	-0.079	0.005	0.251	-0.026	0
9	network9	Feed Forward backprop	2	2	0	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	77	1	seg	0.979	0.985	0.988	0.981	1
10	network10	Feed Forward backprop	2	4	0	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	5	1	seg	0.894	0.799	0.855	0.876	0
11	network11	Feed Forward backprop	2	8	0	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	48	1	seg	0.982	0.974	0.979	0.981	1
12	network12	Feed Forward backprop	2	16	0	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	10	1	seg	0.983	0.975	0.981	0.981	1
13	network13	Feed Forward backprop	2	2	0	1	TRAINGD	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0
14	network14	Feed Forward backprop	2	4	0	1	TRAINGD	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	-5.482	0.602	0.329	0.526	0
15	network15	Feed Forward backprop	2	8	0	1	TRAINGD	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.350	0.470	0.343	0.360	0
16	network16	Feed Forward backprop	2	16	0	1	TRAINGD	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	-0.930	-0.919	-0.923	-0.926	0
17	network17	Feed Forward backprop	2	2	0	1	TRAINGD	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0
18	network18	Feed Forward backprop	2	4	0	1	TRAINGD	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.249	-0.068	0.225	0.215	0
19	network19	Feed Forward backprop	2	8	0	1	TRAINGD	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0
20	network20	Feed Forward backprop	2	16	0	1	TRAINGD	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.886	0.887	0.864	0.881	0
21	network21	Feed Forward backprop	2	2	0	1	TRAINGD	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.519	0.332	0.060	0.049	0
22	network22	Feed Forward backprop	2	4	0	1	TRAINGD	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	-0.298	-0.037	-0.152	-0.281	0
23	network23	Feed Forward backprop	2	8	0	1	TRAINGD	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	-0.952	0.956	0.944	0.950	0
24	network24	Feed Forward backprop	2	16	0	1	TRAINGD	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.468	0.617	0.696	0.529	0
25	network25	Feed Forward backprop	3	2	1	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	14	1	seg	0.986	0.981	0.972	0.984	1
26	network26	Feed Forward backprop	3	4	1	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	11	1	seg	0.987	0.973	0.992	0.985	1
27	network27	Feed Forward backprop	3	8	1	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	20	1	seg	0.989	0.970	0.983	0.985	1
28	network28	Feed Forward backprop	3	16	1	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	-0.575	-0.502	-0.694	-0.552	0
29	network29	Feed Forward backprop	3	2	1	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	9	1	seg	0.734	0.806	0.716	0.745	0
30	network30	Feed Forward backprop	3	4	1	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	14	1	seg	0.985	0.981	0.976	0.983	1
31	network31	Feed Forward backprop	3	8	1	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	13	1	seg	-0.467	-0.187	-0.294	-0.387	0
32	network32	Feed Forward backprop	3	16	1	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	11	1	seg	0.985	0.987	0.983	0.985	1
33	network33	Feed Forward backprop	3	2	1	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	4	1	seg	0.712	0.771	0.622	0.706	0
34	network34	Feed Forward backprop	3	4	1	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	5	1	seg	0.360	0.211	0.237	0.317	0

Nº	Nombre de la Red	Tipo	Numero de capas ocultas	Numero de Neurona por capa			Función de Entrenamiento	Función de Transferencia Capas Ocultas	Función de Transferencia Output	Iteraciones	Tiempo de Iteración		Regresión				Cód.
				Capa 1	Capa 2	Output					Cant	Unid	Training	Validación	Test	Todos	
35	network35	Feed Forward backprop	3	8	1	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	129	1	seg	0.984	0.979	0.982	0.983	1
36	network36	Feed Forward backprop	3	16	1	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	74	1	seg	0.983	0.981	0.988	0.983	1
37	network37	Feed Forward backprop	3	2	1	1	TRAINGD	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0
38	network38	Feed Forward backprop	3	4	1	1	TRAINGD	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0
39	network39	Feed Forward backprop	3	8	1	1	TRAINGD	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	-0.636	-0.765	-0.724	-0.666	0
40	network40	Feed Forward backprop	3	16	1	1	TRAINGD	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.408	0.265	0.436	0.383	0
41	network41	Feed Forward backprop	3	2	1	1	TRAINGD	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.032	0.155	0.297	0.112	0
42	network42	Feed Forward backprop	3	4	1	1	TRAINGD	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.875	0.851	0.872	0.872	0
43	network43	Feed Forward backprop	3	8	1	1	TRAINGD	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0
44	network44	Feed Forward backprop	3	16	1	1	TRAINGD	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0
45	network45	Feed Forward backprop	3	2	1	1	TRAINGD	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.851	0.886	0.892	0.864	0
46	network46	Feed Forward backprop	3	4	1	1	TRAINGD	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0
47	network47	Feed Forward backprop	3	8	1	1	TRAINGD	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.894	0.923	0.919	0.899	0
48	network48	Feed Forward backprop	3	16	1	1	TRAINGD	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0
49	network49	Cascade-Forward backprop	2	2	0	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	7	1	seg	0.702	0.741	0.717	0.713	0
50	network50	Cascade-Forward backprop	2	4	0	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	18	1	seg	0.986	0.986	0.986	0.986	1
51	network51	Cascade-Forward backprop	2	8	0	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	167	1	seg	0.736	0.901	0.655	0.749	0
52	network52	Cascade-Forward backprop	2	16	0	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	12	1	seg	0.988	0.984	0.985	0.987	1
53	network53	Cascade-Forward backprop	2	2	0	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	16	1	seg	0.985	0.988	0.986	0.984	1
54	network54	Cascade-Forward backprop	2	4	0	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	2	1	seg	0.723	0.787	0.862	0.762	0
55	network55	Cascade-Forward backprop	2	8	0	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	2	1	seg	0.655	0.559	0.781	0.668	0
56	network56	Cascade-Forward backprop	2	16	0	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	13	1	seg	0.533	0.367	0.531	0.511	0
57	network57	Cascade-Forward backprop	2	2	0	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	78	1	seg	0.981	0.985	0.978	0.981	1
58	network58	Cascade-Forward backprop	2	4	0	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	24	1	seg	0.982	0.978	0.981	0.981	1
59	network59	Cascade-Forward backprop	2	8	0	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	14	1	seg	0.980	0.984	0.987	0.981	1
60	network60	Cascade-Forward backprop	2	16	0	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	2	1	seg	-0.760	-0.756	-0.804	-0.767	0
61	network61	Cascade-Forward backprop	2	2	0	1	TRAINGD	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.843	0.862	0.824	0.842	0
62	network62	Cascade-Forward backprop	2	4	0	1	TRAINGD	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.628	0.731	0.618	0.643	0
63	network63	Cascade-Forward backprop	2	8	0	1	TRAINGD	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.653	0.673	0.605	0.643	0
64	network64	Cascade-Forward backprop	2	16	0	1	TRAINGD	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.513	0.000	0.694	0.510	0
65	network65	Cascade-Forward backprop	2	2	0	1	TRAINGD	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.743	0.747	0.543	0.725	0
66	network66	Cascade-Forward backprop	2	4	0	1	TRAINGD	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.854	0.845	0.894	0.857	0
67	network67	Cascade-Forward backprop	2	8	0	1	TRAINGD	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.815	0.766	0.887	0.816	0
68	network68	Cascade-Forward backprop	2	16	0	1	TRAINGD	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.186	0.256	-0.194	0.123	0

Nº	Nombre de la Red	Tipo	Numero de capas ocultas	Numero de Neuronas por capa			Función de Entrenamiento	Función de Transferencia Capas Ocultas	Función de Transferencia Output	Iteraciones	Tiempo de Iteración		Regresión				Cód.
				Capa 1	Capa 2	Output					Cant	Unid	Training	Validación	Test	Todos	
69	network69	Cascade-Forward backprop	2	2	0	1	TRAINGD	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.856	0.881	0.836	0.855	0
70	network70	Cascade-Forward backprop	2	4	0	1	TRAINGD	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	-0.926	-0.927	-0.951	-0.928	0
71	network71	Cascade-Forward backprop	2	8	0	1	TRAINGD	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.856	0.854	0.868	0.857	0
72	network72	Cascade-Forward backprop	2	16	0	1	TRAINGD	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.693	0.688	0.776	0.718	0
73	network73	Cascade-Forward backprop	3	2	1	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	13	1	seg	0.986	0.986	0.964	0.985	1
74	network74	Cascade-Forward backprop	3	4	1	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	7	1	seg	-0.304	-0.155	-0.146	-0.255	0
75	network75	Cascade-Forward backprop	3	8	1	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	6	1	seg	0.457	0.739	0.549	0.499	0
76	network76	Cascade-Forward backprop	3	16	1	1	TRAINLM	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.197	0.114	-0.065	0.139	0
77	network77	Cascade-Forward backprop	3	2	1	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	10	1	seg	0.981	0.986	0.981	0.981	1
78	network78	Cascade-Forward backprop	3	4	1	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	15	1	seg	0.912	0.861	0.921	0.907	1
79	network79	Cascade-Forward backprop	3	8	1	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	41	1	seg	0.988	0.977	0.986	0.986	1
80	network80	Cascade-Forward backprop	3	16	1	1	TRAINLM	LOGSIG	LOGSIG	8	1	seg	0.559	0.798	0.790	0.619	0
81	network81	Cascade-Forward backprop	3	2	1	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	16	1	seg	0.982	0.977	0.981	0.981	1
82	network82	Cascade-Forward backprop	3	4	1	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.312	0.187	0.235	0.283	0
83	network83	Cascade-Forward backprop	3	8	1	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	8	1	seg	0.983	0.963	0.975	0.980	1
84	network84	Cascade-Forward backprop	3	16	1	1	TRAINLM	PURELIN	PURELIN	11	1	seg	0.984	0.983	0.984	0.983	1
85	network85	Cascade-Forward backprop	3	2	1	1	TRAINGD	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	-0.551	-0.419	-0.558	-0.517	0
86	network86	Cascade-Forward backprop	3	4	1	1	TRAINGD	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.797	0.791	0.836	0.798	0
87	network87	Cascade-Forward backprop	3	8	1	1	TRAINGD	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	0.847	0.826	0.871	0.843	0
88	network88	Cascade-Forward backprop	3	16	1	1	TRAINGD	TANSIG	TANSIG	1	1	seg	-0.583	-0.669	-0.665	-0.604	0
89	network89	Cascade-Forward backprop	3	2	1	1	TRAINGD	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.824	0.852	0.838	0.832	0
90	network90	Cascade-Forward backprop	3	4	1	1	TRAINGD	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.764	0.619	0.723	0.731	0
91	network91	Cascade-Forward backprop	3	8	1	1	TRAINGD	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.861	0.887	0.841	0.857	0
92	network92	Cascade-Forward backprop	3	16	1	1	TRAINGD	LOGSIG	LOGSIG	1	1	seg	0.000	0.000	0.000	0.000	0
93	network93	Cascade-Forward backprop	3	2	1	1	TRAINGD	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.865	0.781	0.786	0.845	0
94	network94	Cascade-Forward backprop	3	4	1	1	TRAINGD	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.393	0.640	0.323	0.414	0
95	network95	Cascade-Forward backprop	3	8	1	1	TRAINGD	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	-0.910	-0.892	-0.898	-0.905	0
96	network96	Cascade-Forward backprop	3	16	1	1	TRAINGD	PURELIN	PURELIN	1	1	seg	0.670	0.628	0.710	0.670	0

Anexo 9 Resultados de la Etapa 2 del entrenamiento de Redes Neuronales

N°	Nombre de la Red	Tipo	Numero de capas ocultas	Numero de Neurona por capa			Función de Entrenamiento	Función de Transferencia Capas Ocultas	Función de Transferencia Output	Iteraciones	Tiempo de Iteración		Regresión				MSE
				Capa 1	Capa 2	Output					Cant	Unid	Training	Validación	Test	Todos	
1	network1	Feed Forward backprop	2	2	1	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	20	1	seg	0.9843	0.9778	0.9849	0.9831	2.06968E+14
2	network2	Feed Forward backprop	2	4	1	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	13	1	seg	0.9882	0.9732	0.9851	0.9846	1.91241E+14
3	network3	Feed Forward backprop	2	6	1	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9863	0.9850	0.9789	0.9849	1.84419E+14
4	network4	Feed Forward backprop	2	8	1	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	12	1	seg	0.9867	0.9825	0.9744	0.9839	1.94592E+14
5	network5	Feed Forward backprop	2	10	1	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	6	1	seg	0.9887	0.9950	0.9819	0.9886	1.38854E+14
6	network6	Feed Forward backprop	2	12	1	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	9	1	seg	0.9828	0.9882	0.9830	0.9837	2.03403E+14
7	network7	Feed Forward backprop	2	24	1	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9947	0.9728	0.9726	0.9876	1.50565E+14
8	network8	Feed Forward backprop	2	32	1	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9934	0.9704	0.9761	0.9856	1.84687E+14
9	network9	Feed Forward backprop	2	2	1	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	17	1	seg	0.9825	0.9896	0.9905	0.9840	1.94356E+14
10	network10	Feed Forward backprop	2	4	1	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	17	1	seg	0.9812	0.9879	0.9844	0.9824	2.12878E+14
11	network11	Feed Forward backprop	2	6	1	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9844	0.9905	0.9815	0.9848	2.1966E+14
12	network12	Feed Forward backprop	2	8	1	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	17	1	seg	0.9866	0.9846	0.9766	0.9843	1.9295E+14
13	network13	Feed Forward backprop	2	10	1	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	16	1	seg	0.9899	0.9731	0.9769	0.9866	1.62684E+14
14	network14	Feed Forward backprop	2	12	1	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	16	1	seg	0.9879	0.9849	0.9831	0.9858	1.76037E+14
15	network15	Feed Forward backprop	2	24	1	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	9	1	seg	0.9890	0.9875	0.9802	0.9872	1.60026E+14
16	network16	Feed Forward backprop	2	32	1	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	14	1	seg	0.9930	0.9711	0.9735	0.9852	1.91118E+14
17	network17	Feed Forward backprop	3	2	2	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	30	1	seg	0.9848	0.9832	0.9883	0.9849	1.82495E+14
18	network18	Feed Forward backprop	3	4	2	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	9	1	seg	0.5341	0.5860	0.2693	0.5021	5.60583E+14
19	network19	Feed Forward backprop	3	6	2	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	16	1	seg	0.9882	0.9845	0.9622	0.9851	1.82087E+14
20	network20	Feed Forward backprop	3	8	2	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	17	1	seg	0.9878	0.9880	0.9761	0.9861	1.81024E+14
21	network21	Feed Forward backprop	3	10	2	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	15	1	seg	0.9875	0.9891	0.9756	0.9852	1.79849E+14
22	network22	Feed Forward backprop	3	12	2	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	6	1	seg	0.3506	0.4504	0.2944	0.3567	5.33256E+14

N°	Nombre de la Red	Tipo	Numero de capas ocultas	Numero de Neurona por capa			Función de Entrenamiento	Función de Transferencia Capas Ocultas	Función de Transferencia Output	Iteraciones	Tiempo de Iteración		Regresión				MSE
				Capa 1	Capa 2	Output					Cant	Unid	Training	Validación	Test	Todos	
23	network23	Feed Forward backprop	3	24	2	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	12	1	seg	0.8660	0.8034	0.0813	0.8482	1.72099E+14
24	network24	Feed Forward backprop	3	32	2	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	22	1	seg	0.9931	0.9726	0.9589	0.9859	1.71123E+14
25	network25	Feed Forward backprop	3	2	2	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	36	1	seg	0.9836	0.9878	0.9796	0.9832	2.04545E+14
26	network26	Feed Forward backprop	3	4	2	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	9	1	seg	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	6.91182E+14
27	network27	Feed Forward backprop	3	6	2	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	14	1	seg	0.8194	0.8517	0.8182	0.8218	1.98789E+14
28	network28	Feed Forward backprop	3	8	2	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	3	1	seg	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	6.09912E+14
29	network29	Feed Forward backprop	3	10	2	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	4	1	seg	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	6.09912E+14
30	network30	Feed Forward backprop	3	12	2	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	22	1	seg	0.9890	0.9907	0.9826	0.9870	1.57948E+14
31	network31	Feed Forward backprop	3	24	2	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	6	1	seg	-0.6934	-0.4151	-0.6711	-0.6473	1.68505E+14
32	network32	Feed Forward backprop	3	32	2	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	7	1	seg	0.7224	0.6679	0.6311	0.6995	3.12121E+14
33	network33	Feed Forward backprop	3	2	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	14	1	seg	0.9826	0.9876	0.9857	0.9836	2.08229E+14
34	network34	Feed Forward backprop	3	4	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	17	1	seg	0.9837	0.9853	0.9838	0.9840	1.93877E+14
35	network35	Feed Forward backprop	3	6	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	14	1	seg	0.8814	0.8087	0.8366	0.8637	1.55301E+14
36	network36	Feed Forward backprop	3	8	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	13	1	seg	0.8954	0.8976	0.9267	0.9002	1.15786E+14
37	network37	Feed Forward backprop	3	10	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	29	1	seg	0.9902	0.9866	0.9776	0.9876	1.55626E+14
38	network38	Feed Forward backprop	3	12	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9916	0.9867	0.9759	0.9882	1.44347E+14
39	network39	Feed Forward backprop	3	24	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	27	1	seg	0.9949	0.9615	0.9708	0.9856	1.79129E+14
40	network40	Feed Forward backprop	3	32	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	12	1	seg	0.8940	0.9397	0.8794	0.8994	1.16963E+14
41	network41	Feed Forward backprop	3	2	3	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	4	1	seg	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	6.11773E+14
42	network42	Feed Forward backprop	3	4	3	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	21	1	seg	0.9839	0.9789	0.9810	0.9824	2.12515E+14
43	network43	Feed Forward backprop	3	6	3	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	21	1	seg	0.9327	0.9271	0.9148	0.9269	8.61215E+14
44	network44	Feed Forward backprop	3	8	3	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	23	1	seg	0.9896	0.9892	0.9548	0.9861	1.68685E+14

N°	Nombre de la Red	Tipo	Numero de capas ocultas	Numero de Neurona por capa			Función de Entrenamiento	Función de Transferencia Capas Ocultas	Función de Transferencia Output	Iteraciones	Tiempo de Iteración		Regresión				MSE
				Capa 1	Capa 2	Output					Cant	Unid	Training	Validación	Test	Todos	
45	network45	Feed Forward backprop	3	10	3	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	14	1	seg	0.9866	0.9855	0.9834	0.9849	2.10965E+14
46	network46	Feed Forward backprop	3	12	3	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	18	1	seg	0.9923	0.9845	0.9680	0.9866	1.63028E+14
47	network47	Feed Forward backprop	3	24	3	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	22	1	seg	0.9941	0.9701	0.9754	0.9865	1.72081E+14
48	network48	Feed Forward backprop	3	32	3	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	16	1	seg	0.9882	0.9844	0.9605	0.9823	2.19314E+14
49	network49	Feed Forward backprop	3	2	4	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	15	1	seg	0.9839	0.9896	0.9787	0.9844	1.88787E+14
50	network50	Feed Forward backprop	3	4	4	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	21	1	seg	0.9908	0.9821	0.9715	0.9868	1.60474E+14
51	network51	Feed Forward backprop	3	6	4	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9834	0.9868	0.9806	0.9832	2.8285E+14
52	network52	Feed Forward backprop	3	8	4	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	12	1	seg	0.9869	0.9707	0.9738	0.9827	2.11419E+14
53	network53	Feed Forward backprop	3	10	4	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	18	1	seg	0.9873	0.9841	0.9647	0.9830	2.05481E+14
54	network54	Feed Forward backprop	3	12	4	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	14	1	seg	0.9854	0.9793	0.9843	0.9842	1.91864E+14
55	network55	Feed Forward backprop	3	24	4	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	10	1	seg	0.9922	0.9747	0.9747	0.9870	1.59509E+14
56	network56	Feed Forward backprop	3	32	4	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	13	1	seg	0.9966	0.9321	0.9553	0.9780	2.94149E+14
57	network57	Feed Forward backprop	3	2	4	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	31	1	seg	0.9837	0.9880	0.9821	0.9843	1.90499E+14
58	network58	Feed Forward backprop	3	4	4	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	13	1	seg	0.9847	0.9896	0.9696	0.9839	1.97905E+14
59	network59	Feed Forward backprop	3	6	4	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	17	1	seg	0.9893	0.9834	0.9555	0.9825	2.11883E+14
60	network60	Feed Forward backprop	3	8	4	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	47	1	seg	0.9901	0.9906	0.9913	0.9895	1.2903E+14
61	network61	Feed Forward backprop	3	10	4	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	19	1	seg	0.9935	0.9777	0.9755	0.9884	1.40302E+14
62	network62	Feed Forward backprop	3	12	4	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	14	1	seg	0.9831	0.9690	0.9759	0.9808	2.68563E+14
63	network63	Feed Forward backprop	3	24	4	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	17	1	seg	0.9947	0.9801	0.9679	0.9870	1.62038E+14
64	network64	Feed Forward backprop	3	32	4	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	10	1	seg	0.9863	0.9724	0.9541	0.9795	2.513E+14
65	network65	Cascade-Forward bakprop	2	2	1	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	9	1	seg	0.9839	0.9788	0.9857	0.9830	2.33252E+14
66	network66	Cascade-Forward bakprop	2	4	1	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9500	0.9312	0.9273	0.9429	9.0269E+14

N°	Nombre de la Red	Tipo	Numero de capas ocultas	Numero de Neurona por capa			Función de Entrenamiento	Función de Transferencia Capas Ocultas	Función de Transferencia Output	Iteraciones	Tiempo de Iteración		Regresión				MSE
				Capa 1	Capa 2	Output					Cant	Unid	Training	Validación	Test	Todos	
67	network67	Cascade-Forward bakprop	2	6	1	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9855	0.9816	0.9815	0.9843	1.91232E+14
68	network68	Cascade-Forward bakprop	2	8	1	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	13	1	seg	0.9868	0.9755	0.9854	0.9846	1.88878E+14
69	network69	Cascade-Forward bakprop	2	10	1	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	12	1	seg	0.9861	0.9758	0.9855	0.9836	2.00694E+14
70	network70	Cascade-Forward bakprop	2	12	1	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9853	0.9873	0.9791	0.9841	2.02818E+14
71	network71	Cascade-Forward bakprop	2	24	1	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	12	1	seg	0.9884	0.9060	0.9855	0.9652	4.34335E+14
72	network72	Cascade-Forward bakprop	2	32	1	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9885	0.9664	0.9672	0.9806	2.6195E+14
73	network73	Cascade-Forward bakprop	2	2	1	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	12	1	seg	0.9836	0.9898	0.9882	0.9851	1.94431E+14
74	network74	Cascade-Forward bakprop	2	4	1	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	13	1	seg	0.9845	0.9881	0.9731	0.9829	2.1249E+14
75	network75	Cascade-Forward bakprop	2	6	1	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	12	1	seg	0.9873	0.9884	0.9819	0.9865	1.66206E+14
76	network76	Cascade-Forward bakprop	2	8	1	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	14	1	seg	0.9850	0.9833	0.9823	0.9837	1.98858E+14
77	network77	Cascade-Forward bakprop	2	10	1	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	12	1	seg	0.9878	0.9838	0.9868	0.9867	1.61954E+14
78	network78	Cascade-Forward bakprop	2	12	1	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	14	1	seg	0.9798	0.9784	0.9788	0.9791	2.70583E+14
79	network79	Cascade-Forward bakprop	2	24	1	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	17	1	seg	0.9897	0.9775	0.9829	0.9867	1.65718E+14
80	network80	Cascade-Forward bakprop	2	32	1	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	12	1	seg	0.9818	0.9723	0.9646	0.9769	2.86196E+14
81	network81	Cascade-Forward bakprop	3	2	2	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	13	1	seg	0.9872	0.9807	0.9723	0.9839	1.94801E+14
82	network82	Cascade-Forward bakprop	3	4	2	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	10	1	seg	0.9863	0.9890	0.9718	0.9841	1.9362E+14
83	network83	Cascade-Forward bakprop	3	6	2	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	16	1	seg	0.9898	0.9760	0.9866	0.9878	1.47995E+14
84	network84	Cascade-Forward bakprop	3	8	2	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	10	1	seg	0.9852	0.9775	0.9850	0.9838	2.00379E+14
85	network85	Cascade-Forward bakprop	3	10	2	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	15	1	seg	0.9922	0.9802	0.9643	0.9864	1.64599E+14
86	network86	Cascade-Forward bakprop	3	12	2	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	15	1	seg	0.9880	0.9860	0.9853	0.9867	1.65798E+14
87	network87	Cascade-Forward bakprop	3	24	2	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	12	1	seg	0.9945	0.9862	0.9620	0.9871	1.57058E+14
88	network88	Cascade-Forward bakprop	3	32	2	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	12	1	seg	0.9940	0.9654	0.9804	0.9864	1.64779E+14

N°	Nombre de la Red	Tipo	Numero de capas ocultas	Numero de Neurona por capa			Función de Entrenamiento	Función de Transferencia Capas Ocultas	Función de Transferencia Output	Iteraciones	Tiempo de Iteración		Regresión				MSE
				Capa 1	Capa 2	Output					Cant	Unid	Training	Validación	Test	Todos	
89	network89	Cascade-Forward bakprop	3	2	2	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	16	1	seg	0.9896	0.9855	0.9865	0.9885	1.39121E+14
90	network90	Cascade-Forward bakprop	3	4	2	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	25	1	seg	0.9904	0.9801	0.9870	0.9886	1.38648E+14
91	network91	Cascade-Forward bakprop	3	6	2	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	18	1	seg	0.9892	0.9848	0.9787	0.9869	1.62566E+14
92	network92	Cascade-Forward bakprop	3	8	2	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	13	1	seg	0.9891	0.9763	0.9863	0.9861	1.71033E+14
93	network93	Cascade-Forward bakprop	3	10	2	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9839	0.9871	0.9844	0.9834	2.08537E+14
94	network94	Cascade-Forward bakprop	3	12	2	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	14	1	seg	0.9851	0.9864	0.9752	0.9837	2.02999E+14
95	network95	Cascade-Forward bakprop	3	24	2	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	12	1	seg	0.9918	0.9867	0.9462	0.9856	1.74373E+14
96	network96	Cascade-Forward bakprop	3	32	2	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	9	1	seg	0.9892	0.9855	0.9719	0.9851	2.44039E+14
97	network97	Cascade-Forward bakprop	3	2	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9874	0.9791	0.9796	0.9847	1.9049E+14
98	network98	Cascade-Forward bakprop	3	4	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	17	1	seg	0.9906	0.9868	0.9798	0.9890	1.3418E+14
99	network99	Cascade-Forward bakprop	3	6	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	19	1	seg	0.9900	0.9848	0.9872	0.9885	1.454E+14
100	network100	Cascade-Forward bakprop	3	8	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9875	0.9768	0.9822	0.9830	2.14729E+14
101	network101	Cascade-Forward bakprop	3	10	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	13	1	seg	0.9854	0.9878	0.9872	0.9842	1.99481E+14
102	network102	Cascade-Forward bakprop	3	12	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	14	1	seg	0.9919	0.9874	0.9783	0.9887	1.37097E+14
103	network103	Cascade-Forward bakprop	3	24	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	13	1	seg	0.9843	0.9391	0.9463	0.9693	3.89959E+14
104	network104	Cascade-Forward bakprop	3	32	3	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9927	0.9786	0.9420	0.9852	1.94406E+14
105	network105	Cascade-Forward bakprop	3	2	3	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	8	1	seg	0.9823	0.9829	0.9822	0.9821	2.27754E+14
106	network106	Cascade-Forward bakprop	3	4	3	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	22	1	seg	0.9898	0.9823	0.9781	0.9857	1.77669E+14
107	network107	Cascade-Forward bakprop	3	6	3	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9872	0.9828	0.9895	0.9867	1.64853E+14
108	network108	Cascade-Forward bakprop	3	8	3	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	15	1	seg	0.9879	0.9851	0.9788	0.9862	1.67646E+14
109	network109	Cascade-Forward bakprop	3	10	3	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	19	1	seg	0.9904	0.9830	0.9810	0.9875	1.5211E+14
110	network110	Cascade-Forward bakprop	3	12	3	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	14	1	seg	0.9864	0.9811	0.9868	0.9854	1.88131E+14

N°	Nombre de la Red	Tipo	Numero de capas ocultas	Numero de Neuronas por capa			Función de Entrenamiento	Función de Transferencia Capas Ocultas	Función de Transferencia Output	Iteraciones	Tiempo de Iteración		Regresión				MSE
				Capa 1	Capa 2	Output					Tipo	Cant	Unid	Training	Validación	Test	
111	network111	Cascade-Forward bakprop	3	24	3	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9938	0.9876	0.9868	0.9897	1.26409E+14
112	network112	Cascade-Forward bakprop	3	32	3	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	10	1	seg	0.9167	0.9106	0.9868	0.9075	1.24246E+14
113	network113	Cascade-Forward bakprop	3	2	4	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	30	1	seg	0.9911	0.9885	0.9868	0.9900	1.22374E+14
114	network114	Cascade-Forward bakprop	3	4	4	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9885	0.9881	0.9868	0.9865	1.74383E+14
115	network115	Cascade-Forward bakprop	3	6	4	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	13	1	seg	0.9921	0.9795	0.9868	0.9886	1.39613E+14
116	network116	Cascade-Forward bakprop	3	8	4	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	15	1	seg	0.9925	0.9787	0.9868	0.9841	1.94367E+14
117	network117	Cascade-Forward bakprop	3	10	4	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	13	1	seg	0.9876	0.9602	0.9868	0.9835	2.02688E+14
118	network118	Cascade-Forward bakprop	3	12	4	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	13	1	seg	0.9939	0.9859	0.9868	0.9900	1.23074E+14
119	network119	Cascade-Forward bakprop	3	24	4	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	11	1	seg	0.9949	0.9617	0.9868	0.9797	2.58966E+14
120	network120	Cascade-Forward bakprop	3	32	4	1	TRAINLM	TANSIG	PURELIN	10	1	seg	0.8969	0.9231	0.9868	0.8848	2.06556E+14
121	network121	Cascade-Forward bakprop	3	2	4	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	20	1	seg	0.9898	0.9855	0.9868	0.9871	1.57456E+14
122	network122	Cascade-Forward bakprop	3	4	4	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	12	1	seg	0.9877	0.9837	0.9868	0.9853	1.83003E+14
123	network123	Cascade-Forward bakprop	3	6	4	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	16	1	seg	0.9928	0.9825	0.9868	0.9875	1.5165E+14
124	network124	Cascade-Forward bakprop	3	8	4	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	20	1	seg	0.9951	0.9775	0.9868	0.9905	1.16357E+14
125	network125	Cascade-Forward bakprop	3	10	4	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	17	1	seg	0.9927	0.9725	0.9868	0.9875	1.54561E+14
126	network126	Cascade-Forward bakprop	3	12	4	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	9	1	seg	0.9881	0.9816	0.9868	0.9867	1.88286E+14
127	network127	Cascade-Forward bakprop	3	24	4	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	15	1	seg	0.9924	0.9862	0.9868	0.9879	1.61669E+14
128	network128	Cascade-Forward bakprop	3	32	4	1	TRAINLM	LOGSIG	PURELIN	12	1	seg	0.9948	0.8465	0.9868	0.9616	5.03355E+14

Anexo 10 Resultados de la Etapa 3 del entrenamiento de Redes Neuronales

CARGAS	Subárea	2017	2023	2026	2029	2032	CARGAS	Subárea	2017	2023	2026	2029	2032
1 lod. ACESCO_1	Atlántico	8.7	12.8	13.1	14.7	17.4	48 lod. ZARAGOC6	Bolívar	48.4	59.8	61.3	68.7	81.5
2 lod. CCRECEM1	Atlántico	0.0	3.6	3.7	4.2	4.9	55 lod. APRTADO1	Cerromatoso	30.6	38.7	39.6	44.4	52.7
3 lod. CENTRO_1	Atlántico	50.9	62.8	64.3	72.1	85.5	49 lod. CAUCASI1	Cerromatoso	35.8	44.8	45.9	51.4	61.0
4 lod. CORDIAL1	Atlántico	44.1	54.7	56.0	62.8	74.5	50 lod. CERROMT3	Cerromatoso	8.7	12.8	13.1	14.7	17.4
6 lod. EL_RIO_1	Atlántico	0.0	3.6	3.7	4.2	4.9	51 lod. GECSERA1	Cerromatoso	0.0	3.6	3.7	4.2	4.9
7 lod. EL_RIO_3	Atlántico	31.1	3.6	3.7	4.2	4.9	lod. 52 MOTLIBAN3	Cerromatoso	9.8	14.0	14.4	16.1	19.1
5 lod. EL_RIO_332	Atlántico	0.0	39.3	40.2	45.1	53.5	53 lod. PLANETA1	Cerromatoso	16.6	22.1	22.6	25.4	30.1
8 lod. JUANMIN1	Atlántico	0.0	3.6	3.7	4.2	4.9	69 lod. URABA__1	Cerromatoso	20.3	26.4	27.1	30.4	36.0
9 lod. LFLORES3	Atlántico	39.2	48.8	50.0	56.1	66.5	54 lod. URE1__1	Cerromatoso	177.8	180.2	180.3	180.6	181.1
10 lod. MAGDALE3	Atlántico	21.0	27.4	28.0	31.4	37.3	56 lod. BOSTON_1	Cordo-sucre	39.6	49.4	50.6	56.7	67.3
11 lod. MALAMBO1	Atlántico	46.8	57.8	59.2	66.4	78.8	57 lod. CHINUCC1	Cordo-sucre	36.0	45.1	46.2	51.8	61.4
12 lod. MALAMBO2	Atlántico	0.0	3.6	3.7	4.2	4.9	58 lod. COVENAS1	Cordo-sucre	31.9	40.3	41.2	46.2	54.9
13 lod. NBARANO1	Atlántico	12.0	16.7	17.1	19.2	22.8	59 lod. MAGANG_1	Cordo-sucre	19.7	25.8	26.4	29.6	35.2
14 lod. NBARRAN7	Atlántico	18.6	24.5	25.1	28.1	33.4	60 lod. MOJANA_1	Cordo-sucre	9.8	14.1	14.4	16.2	19.2
15 lod. NVABRRQ1	Atlántico	0.0	3.6	3.7	4.2	4.9	61 lod. MOMPOX_1	Cordo-sucre	14.5	19.7	20.1	22.6	26.8
16 lod. OASIS__1	Atlántico	54.8	67.4	69.0	77.4	91.8	62 lod. MONTERI1	Cordo-sucre	63.5	77.7	79.6	89.2	105.9
17 lod. PIZANO_3	Atlántico	1.0	3.6	3.7	4.1	4.9	63 lod. RIOSINU1	Cordo-sucre	40.6	50.5	51.7	58.0	68.8
18 lod. RIOMAR_3	Atlántico	39.4	49.1	50.3	56.4	66.9	64 lod. SANMARC1	Cordo-sucre	8.0	11.9	12.2	13.6	16.2
19 lod. SABANA_2	Atlántico	23.6	30.4	31.2	34.9	41.4	65 lod. SIEFLOR1	Cordo-sucre	23.9	30.8	31.5	35.3	41.9
20 lod. SABANA_7	Atlántico	12.7	17.5	17.9	20.1	23.8	66 lod. SINCE__1	Cordo-sucre	11.4	16.0	16.4	18.4	21.8
21 lod. SALAMEC1	Atlántico	15.0	20.2	20.7	23.2	27.5	67 lod. TIEALTA1	Cordo-sucre	10.9	15.4	15.7	17.6	20.9
22 lod. SILENCI3	Atlántico	50.2	61.9	63.4	71.1	84.4	68 lod. TOLUVIE1	Cordo-sucre	15.1	20.3	20.8	23.3	27.6
23 lod. TEBSA__1	Atlántico	12.6	15.0	15.1	15.4	15.9	70 lod. CIENAGA1	GCM	22.7	29.4	30.1	33.7	40.0
24 lod. UNION__3	Atlántico	54.4	66.9	68.5	76.8	91.1	71 lod. CODZZI_1	GCM	14.7	19.9	20.4	22.9	27.1
25 lod. VTEJUL21	Atlántico	45.9	56.8	58.2	65.2	77.4	72 lod. COPEY__3	GCM	19.9	26.0	26.7	29.9	35.5

CARGAS	Subárea	2017	2023	2026	2029	2032	CARGAS	Subárea	2017	2023	2026	2029	2032		
26	lod. VTEJULI1	Atlántico	30.9	39.1	40.0	44.8	53.2	73	lod. CUESTEC1	GCM	14.9	20.1	20.6	23.1	27.4
27	lod. ARGOS__1	Bolívar	1.2	3.9	4.0	4.5	5.3	74	lod. EL_BANCO1	GCM	23.0	29.7	30.4	34.1	40.5
28	lod. BAYUNCA6	Bolívar	12.8	17.6	18.0	20.2	23.9	75	lod. EL_PASO_1	GCM	20.6	26.8	27.5	30.8	36.5
29	lod. BOCAGRA6	Bolívar	32.9	41.4	42.4	47.6	56.5	76	lod. FUNDACI1	GCM	24.6	31.5	32.3	36.2	43.0
30	lod. BOSQUE61	Bolívar	0.0	3.6	3.7	4.2	4.9	77	lod. GAIRA__1	GCM	28.8	36.5	37.4	41.9	49.7
31	lod. BOSQUE62	Bolívar	52.4	64.5	66.0	74.0	87.9	78	lod. GUAJIRA2	GCM	3.2	5.6	5.7	6.0	6.5
32	lod. BOSQUE63	Bolívar	0.0	3.6	3.7	4.2	4.9	79	lod. GUATAPU3	GCM	26.8	34.2	35.0	39.2	46.6
33	lod. CALAMAR6	Bolívar	6.9	10.7	10.9	12.2	14.5	80	lod. LAJAGUA1	GCM	21.6	28.0	28.7	32.2	38.2
34	lod. CHAMBAC6	Bolívar	46.6	57.7	59.0	66.2	78.5	81	lod. LIBERTA1	GCM	37.5	46.9	48.0	53.8	63.9
35	lod. COSPIQU6	Bolívar	1.7	4.5	4.6	5.2	6.1	82	lod. MAICAO_1	GCM	23.4	30.2	30.9	34.6	41.1
36	lod. EL_CARMN6	Bolívar	7.7	11.5	11.8	13.2	15.7	83	lod. MANZANA1	GCM	33.4	42.0	43.0	48.2	57.2
37	lod. GAMBOTE6	Bolívar	19.6	25.7	26.3	29.5	35.0	84	lod. MINA_IN1	GCM	39.4	49.1	50.3	56.4	66.9
38	lod. MAMONAL6	Bolívar	22.8	29.4	30.2	33.8	40.1	85	lod. PTODRM21	GCM	0.0	3.6	3.7	4.2	4.9
39	lod. MEMBRIL6	Bolívar	17.3	23.0	23.5	26.4	31.3	86	lod. PTONVO1	GCM	2.7	5.6	5.7	6.4	7.6
40	lod. NVCOSPI1	Bolívar	36.2	45.3	46.4	52.0	61.7	87	lod. RIOCORD1	GCM	12.6	17.3	17.8	19.9	23.6
41	lod. SNJACIN6	Bolívar	3.5	6.5	6.7	7.5	8.9	88	lod. RIOHACH1	GCM	37.4	46.8	47.9	53.7	63.8
42	lod. TERNERA1	Bolívar	43.3	53.8	55.1	61.7	73.3	89	lod. SALGUER3	GCM	19.6	25.7	26.3	29.5	35.0
43	lod. TERNERA6	Bolívar	22.8	29.4	30.1	33.8	40.1	90	lod. SANJUAN1	GCM	21.3	27.7	28.4	31.8	37.8
44	lod. TUBOCAR1	Bolívar	0.0	3.6	3.7	4.2	4.9	91	lod. SANTAMA1	GCM	37.3	46.6	47.7	53.5	63.5
45	lod. VILLAES6	Bolívar	14.9	20.1	20.6	23.1	27.3	92	lod. VALLED27	GCM	4.8	8.1	8.3	9.3	11.0
46	lod. ZAMBRAN6	Bolívar	12.7	17.5	18.0	20.1	23.9	93	lod. VALLEDP3	GCM	8.3	12.3	12.6	14.1	16.7
47	lod. ZARAGO26	Bolívar	0.0	3.6	3.7	4.2	4.9	94	lod. VALLEDP7	GCM	25.2	32.4	33.1	37.1	44.1

Anexo 11 Cargas supuestas para los escenarios de estudio.