



UNIVERSIDAD DE CUENCA

Facultad de Ingeniería

Carrera de Ingeniería Eléctrica

**Proyección espacial de la demanda en la Empresa Regional Centrosur C.A,
mediante métodos heurísticos.**

**Trabajo de titulación previo a
la obtención del título de
Ingeniero Eléctrico**

Autores:

Joel Alejandro Montalvan Delgado
joelalejo96@hotmail.com

CI: 0104668009

Rommel Eduardo Morales Jadan
eduardo.morales92@gmail.com

CI: 0104782545

Director:

Ing. Modesto Enrique Salgado Rodríguez

CI: 0101109858

Tutor:

Ing. César Andrés Patiño Chitacapa

CI:0104738877

Cuenca-Ecuador

18-diciembre-2019



RESUMEN

El siguiente Trabajo de Titulación presenta el desarrollo y aplicación de modelos enfocados a proyección de demanda eléctrica mediante tendencia y simulación en respuesta a la problemática de planificación a mediano y largo plazo del Sistema de Distribución Eléctrica de la Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A.

El modelo enfocado en tendencia ocupara las herramientas disponibles de Matlab para Lógica Difusa (FL) y Redes Neuronales Artificiales (ANN) relacionando variables tales como el PIB, clientes y población con el consumo de energía. Haciendo uso de sus históricos para consigo proyectar los nuevos consumos. El resultado del modelo tendencial es comparado con la proyección realizada por la empresa distribuidora mediante el método Holt Winter.

El modelo de simulación se enfocará únicamente al área de Cuenca urbana para clientes tipo residencial, haciendo uso del lenguaje de programación Python para crear un mapa de probabilidad mediante el entrenamiento de una red neuronal que analiza la evolución de factores espaciales de proximidad, entorno y locales de una manera temporal a nivel de cuadrícula geográfica. Para después desagregar la proyección global de clientes en cada cuadrícula apta categorizada mediante el modelo matemático conocido como Cellular Automata (CA) que se encarga de asignar nuevos clientes, para luego convertir este aumento de clientes en demanda de potencia para el horizonte de proyección 2033.

Palabras clave: Redes neuronales artificiales. Lógica difusa. Deep learning. Proyección espacial de la demanda eléctrica. Mapa de probabilidades. Curva de crecimiento.



ABSTRACT

The next work presents the development and application of models focused on load forecasting through trend and simulation in order to solve the medium and large issues of the electric distribution system of the “Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A”.

The trend-focused model will use Matlab's tools such as Fuzzy Logic (FL) and Artificial Neuronal Networks (ANN) relating variables such as GNP, customers and population with energy consumption, making use of its records to project new consumption. The result of the trend model is compared with the load forecast made by the distribution company using the Holt Winter method.

The simulation model will focus only on the urban areas of Cuenca for residential customers, using the programming language Python, to create a probability map by training a neural network that analyzes the evolution of spatial factors of proximity, environmental and local in a temporary way at the geographical grid level. To later disaggregate the global load forecasting of customers in each suitable grid categorized by means of the mathematical model known as Cellular Automata (CA), which is responsible for assigning new customers, and then converting this increment of customers into power demand for the load forecasting at 2033.

Keywords: Artificial neuronal networks. Fuzzy logic. Deep learning. Spatial load forecasting. Map of probabilities. curve S.



ÍNDICE

RESUMEN	1
ABSTRACT	2
Lista de Figuras	6
Lista de tablas.....	9
Capítulo 1	17
GENERALIDADES.....	17
1.1 Introducción.	17
1.2 Antecedentes.	18
1.3 Justificación.	19
1.4 Alcance	19
1.5 Objetivos.....	20
1.5.1 Objetivos generales	20
1.5.2 Objetivos específicos	21
1.6 Desarrollo del documento	21
Capítulo 2	23
MÉTODOS DE PROYECCIÓN DE LA DEMANDA: GENERALIDADES Y CONCEPTOS BÁSICOS	23
2.1 Proyección de la demanda.....	23
2.2 Conceptos Básicos.	24
2.3 Factores que intervienen en el pronóstico de demanda	26
2.4 Clasificación de los métodos de proyección de demanda.	28
2.4.1 Uso de Inteligencia Artificial (IA).	29
2.4.1.1 Lógica Difusa	30
2.4.1.1.1 Estructura de un sistema difuso.	30
2.4.1.1.2 Operadores de inferencia “OR” y “AND”.....	32
2.4.1.1.3 Sistemas de inferencia gráfica	32
2.4.1.1.4 Métodos de implicación y agregación.....	35
2.4.1.1.5 Entrenamiento por sistema de inferencia neuronal adaptivo (ANFIS) 37	
2.4.1.2 Redes Neuronales Artificiales.....	39
2.4.1.2.1 Estructura de una red neuronal.	41
2.4.1.2.2 Clasificación de las redes neuronales	42
2.5 Celular Automata	45
2.5.1 Calibración de CA con redes neuronales.....	46
Capítulo 3	49
AÑO BASE Y HERRAMIENTAS DIGITALES.	49
3.1 Catastro año base.....	49
3.1.1 Sistema eléctrico CENTROSUR	49
3.1.2 Información del año base.....	50



- 3.1.2.1 Investigación y caracterización de la carga..... 51
- 3.1.2.2 Metodología y estratificación por grupos de consumo. 52
- 3.1.2.3 Determinación de potencia y energía de las cargas 55
- 3.2 Mapa del año base. 56
- 3.3 Herramientas digitales. 59
 - 3.3.1 ArcGis..... 59
 - 3.3.2 Deep Network Designer Toolbox. 60
 - 3.3.3 Fuzzy Logic Toolbox..... 61
 - 3.3.4 Python/Pytorch 63
- 3.4 Criterios para evaluación de la metodología. 63
 - 3.4.1 Porcentaje de Error Medio Absoluto (MAPE) 64
 - 3.4.2 Error medio cuadrático (MSE - Mean Square Error). 64
 - 3.4.3 Coeficiente Kappa 64
- Capítulo 4 66
- MAPAS HISTÓRICOS Y METODOLOGIAS APLICADAS 66
 - 4.1 Mapas históricos 66
 - 4.2 Datos de ingreso..... 68
 - 4.2.1 Históricos del PIB Ecuatoriano..... 70
 - 4.2.2 Históricos de la población ecuatoriana..... 72
 - 4.2.3 Históricos de clientes CENTROSUR..... 73
 - 4.2.4 Datos de demanda de energía anual 74
 - 4.2.5 Factores espaciales..... 76
 - 4.3 Metodologías aplicadas. 77
 - 4.3.1 Lógica difusa 77
 - 4.3.1.1 Modelos Planteados 84
 - 4.3.2 Metodología para redes neuronales 87
 - 4.3.2 Metodología de simulación. 90
- Capítulo 5 93
- PROYECCIÓN DE LA DEMANDA DE ENERGIA Y MAPAS DE DENSIDAD ... 93
 - 5.1 Cargas Especiales 93
 - 5.2 Resultados de la proyección tendencial. 95
 - 5.2.1 Caso 1 - Proyección a nivel cantonal 96
 - 5.2.2 Caso 2 – Proyección a nivel cantonal 98
 - 5.2.3 Resultados nivel subestaciones. 100
 - 5.2.4 Proyección de alumbrado público. 102
 - 5.2.5 Análisis del error MAPE 103
 - 5.3 Resultados de la proyección por simulación. 104
 - 5.3.1 Probabilidad de desarrollo. 104
 - 5.3.2 Mapa de probabilidad de desarrollo. 106
 - 5.3.3 Asignación de nuevos clientes. 107
 - 5.3.4 Análisis del error. 112
 - 5.3.4.1 Error en la red neuronal 112
 - 5.3.4.2 Coeficiente Kappa 112



5.3.5 Modelo de carga y proyección de demanda.....	113
5.3.6 Comparación con proyección de Centrosur.	116
Capítulo 6	118
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.	118
6.1 Conclusiones	118
6.2 Recomendaciones y trabajos futuros.	120
BIBLIOGRAFÍA.....	122
ANEXO 1	126
MAPAS DE DENSIDAD HISTÓRICOS POR TIPO DE CLIENTE	126
ANEXO 2	131
TABLAS DE PIB-POBLACIÓN-CLIENTES-ENERGÍA CANTONAL.....	131
ANEXO 3	136
RESULTADOS DE LA PROYECCIÓN	136



Lista de Figuras

Figura 2.1 Clasificación de los métodos de proyección de la demanda. [10].....	29
Figura 2.2 Diagrama de bloques del modelo de lógica difusa	31
Figura 2.3 Método de inferencia gráfica tipo Mamdani [14]	34
Figura 2.4 Método de inferencia gráfica tipo Sugeno [16].	35
Figura 2.5 Método de implicación AND [17]	36
Figura 2.6 Ejemplo del método de agregación "Min" [17]	36
Figura 2.7 Estructura de ANFIS	37
Figura 2.8 Ejemplo básico de una estructura neuronal.....	40
Figura 2.9 Partes de una red neuronal artificial (ANN).	41
Figura 2.10 Ejemplo de una red neuronal. [22].....	42
Figura 2.11 Clasificación de redes neuronales según su forma de conexión.	42
Figura 2.12 Camino de la red, para el entrenamiento Feedward y Backward [23].	44
Figura 3.1 Pasos para la investigación y caracterización de la demanda aplicado por CENTROSUR	52
Figura 3.2 Proceso de estratificación mediante Dalenius-Hodges [27].....	53
Figura 3.3 Participación de clientes por grupos de consumo.....	54
Figura 3.4 Mapa de densidad para el área de concesión de CENTROSUR, clientes tipo residencial.	57
Figura 3.5 Mapa de densidad para el área de concesión de CENTROSUR, clientes tipo comercial.	57
Figura 3.6 Mapa de densidad para el área de concesión de CENTROSUR, clientes tipo industrial.	58
Figura 3.7 Mapa de densidad para el área de concesión de CENTROSUR, clientes tipo otros.	58
Figura 3.8 Entorno gráfico de ArcGIS	59
Figura 3.9 Deep Network Designer Toolbox.....	60
Figura 3.10 Fuzzy Logic Designer Toolbox	61
Figura 4.1 Densidad de energía 2006, clientes tipo residencial.....	67
Figura 4.2 Densidad de energía 2010, clientes tipo residencial.....	67
Figura 4.3 Densidad de energía 2015, clientes tipo residencial.....	68
Figura 4.4 Relación de demanda energética con población	69
Figura 4.5 Relación de demanda energética con PIB per cápita	70
Figura 4.6 Históricos y proyección PIB per cápita	71
Figura 4.7 Crecimiento del PIB y proyección para el cantón Cuenca	71
Figura 4.8 Crecimiento poblacional y proyección de los cantones que forman el área de concesión de CENTROSUR	72
Figura 4.9 Crecimiento poblacional y proyección para el Cantón Cuenca	73
Figura 4.10 Crecimiento histórico de clientes totales y proyección.....	74
Figura 4.11 Históricos de energía sistema CENTROSUR real-Gis.....	75
Figura 4.12 Históricos de energía anual del cantón Cuenca	75
Figura 4.13 Diagrama de flujo para la implementación de Lógica Difusa.	78



Figura 4.14 Función de pertenencia de la variable población del cantón Cuenca. 80

Figura 4.15 Función de pertenencia de la variable PIB del cantón Cuenca. 80

Figura 4.16 Función de pertenencia de la variable clientes residenciales del cantón Cuenca. 81

Figura 4.17 Funciones de pertenencia de la variable población del cantón Cuenca, ajustada luego por el entrenamiento. 82

Figura 4.18 Funciones de pertenencia de la variable PIB del cantón Cuenca, ajustada luego por el entrenamiento. 82

Figura 4.19 Funciones de pertenencia de la variable clientes residenciales del cantón Cuenca, ajustada luego por el entrenamiento 83

Figura 4.20 RMSE vs iteraciones para el cantón Cuenca. 83

Figura 4.21 RMSE test vs iteraciones para el cantón Cuenca. 84

Figura 4.22 Sistema de inferencia gráfico para el caso 1. 85

Figura 4.23 Función de salida para el caso 1. 85

Figura 4.24 Sistema de inferencia gráfica para el caso 2. 86

Figura 4.25 Función de salida para el caso 2. 86

Figura 4.26 Diagrama de flujo para la implementación de redes neuronales 87

Figura 4.27 Proceso de entrenamiento. 90

Figura 4.28 Modelo aplicado de CA con calibración por redes neuronales 91

Figura 4.29 Función sigmoïdal. 92

Figura 5.1 Diferencia entre la proyección con y sin cargas especiales del cantón Cuenca. 94

Figura 5.2 Diferencia entre la proyección con y sin cargas especiales del cantón Girón. 94

Figura 5.3 Subestaciones de CENTROSUR. 95

Figura 5.4 Área de concesión de CENTROSUR particionada a nivel cantonal. ... 95

Figura 5.5 Comparación entre la proyección FL- ANN – CENTROSUR- Caso 1.. 98

Figura 5.6 Comparación entre la proyección FL- ANN - CENTROSUR - Caso 2. 100

Figura 5.7 Comparación entre las proyecciones FL-ANN-CENTROSUR a nivel de subestaciones. 102

Figura 5.8 Comparación entre la proyección FL-ANN-CENTROSUR para Alumbrado Público. 103

Figura 5.9 Análisis estadístico de clientes-cuadrícula,..... 105

Figura 5.10 Histograma de probabilidades..... 106

Figura 5.11 Curva S y Curva de probabilidad..... 106

Figura 5.12 Mapa de probabilidades 2018. 107

Figura 5.13 Clientes asignados corte 2023 108

Figura 5.14 Clientes asignados corte 2028. 109

Figura 5.15 Clientes asignados corte 2033. 109

Figura 5.16 Proceso de asignación de clientes. 111

Figura 5.17 Análisis del error y máximo error 112

Figura 5.18 Desarrollo real vs desarrollo simulado por CA 2015-2018..... 113



Figura 5.19 Mapas de densidad 2018-2023 115
Figura 5.20 Mapas de densidad 2023-2033 116
Figura 5.21 Mapas de desarrollo a) 2018 real. b) 2033 proyectado CENTROSUR.
c) 2033 proyectado. 117



Lista de tablas

Tabla 3.1 Subestaciones de CENTROSUR	50
Tabla 3.2 Descripción de catastro año 2018	50
Tabla 3.3 Número de clientes por grupo de consumo.	51
Tabla 3.4 Número de clientes base 2015.	52
Tabla 3.5 Resumen de estratos por grupo de consumo y particiones base 2015 [27].....	53
Tabla 3.6 Cantidad de clientes por grupo de consumo.....	54
Tabla 3.7 Resumen de estratos por grupo de consumo y particiones base 2018.	54
Tabla 3.8 Factores normalizados para cada grupo de consumo y estrato.	56
Tabla 3.9 Tipos de agrupamientos, disponibles en Matlab [32]	62
Tabla 4.1 Factor de correlación.....	69
Tabla 4.2 Población 2010-2018-2028 cantón Cuenca.....	73
Tabla 4.3 Factores espaciales.	76
Tabla 4.4 Entradas y salidas para los diferentes casos.....	77
Tabla 4.5 Criterios para el número de neuronas en la capa oculta en BPNN.s	91
Tabla 5.1 Descripción de cargas importantes.....	93
Tabla 5.2 Resultados Nivel Cantonal - Caso 1 [MWh].....	96
Tabla 5.3 Energía total proyectada – Caso 1 [MWh].	97
Tabla 5.4 Resultados a nivel cantonal-Caso 2 [MWh]	98
Tabla 5.5 Energía total proyectada MWh - Caso 2.	99
Tabla 5.6 Proyección de energía [MWh] a nivel de subestaciones.....	100
Tabla 5.7 Tasas de crecimiento para los años 2023-2028 a nivel de subestaciones.	101
Tabla 5.8 Proyección de Energía MWh para Alumbrado Público	102
Tabla 5.9 Error MAPE para nivel cantonal.	103
Tabla 5.10 Error MAPE nivel subestaciones	104
Tabla 5.11 Proyección de clientes nuevos a nivel de subestaciones.....	107
Tabla 5.12 Coeficiente Kappa en función del límite umbral	113
Tabla 5.13 Incremento de demanda por subestación.....	114
Tabla 5.14 Demanda proyectada para las subestaciones.	115
Tabla 5.15 Coeficiente Kappa y porcentaje de coincidencia.....	116



Cláusula de Propiedad Intelectual

Joel Alejandro Montalvan Delgado, autor del trabajo de titulación "Proyección espacial de la demanda en la Empresa Regional Centrosur C.A, mediante métodos heurísticos", certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor.

Cuenca, diciembre 2019

Joel Alejandro Montalvan Delgado

C.I: 0104668009



Cláusula de Propiedad Intelectual

Rommel Eduardo Morales Jadán, autor del trabajo de titulación "Proyección espacial de la demanda en la Empresa Regional Centrosur C.A, mediante métodos heurísticos", certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor.

Cuenca, diciembre 2019

Rommel Eduardo Morales Jadán

C.I: 0104782545



Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional

Joel Alejandro Montalvan Delgado en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación "Proyección espacial de la demanda en la Empresa Regional Centrosur C.A, mediante métodos heurísticos", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, diciembre 2019

Joel Alejandro Montalvan Delgado

C.I: 0104668009



Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional

Rommel Eduardo Morales Jadán en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación "Proyección espacial de la demanda en la Empresa Regional Centrosur C.A, mediante métodos heurísticos", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, diciembre 2019

Rommel Eduardo Morales Jadán

C.I: 0104782545



**ESTE TRABAJO DE TITULACIÓN SE HA DESARROLLADO DENTRO DEL
CONVENIO ENTRE LA UNIVERSIDAD DE CUENCA Y LA EMPRESA
ELÉCTRICA REGIONAL CENTRO SUR.**



AGRADECIMIENTOS

A mi familia, amigos y conocidos que de alguna manera han estado presentes en mi vida.

Agradezco a Edu, compañero de aula, de tesis y amigo, con quien se compartió estos últimos meses para la culminación del trabajo de titulación.

Joel Montalvan.

A Dios por la vida, salud y sabiduría para culminar con este proyecto, un agradecimiento eterno a mis padres, hermanos, sobrinos por todo el amor y el apoyo brindado a lo largo de mi vida.

Un agradecimiento especial a Joel con quien compartimos este proyecto, el cual ha servido para fortalecer nuestra amistad, además a cada uno de los chicos del Oratorio que con su apoyo me motivaban a ser mejor y a Evelyn que ha estado conmigo tanto en los buenos y malos momentos de mi carrera y de mi vida.

Eduardo Morales

A los ingenieros Modesto Salgado, Andrés Patiño, Giovanni Pedroza y Sergio Zambrano, director y tutores de este proyecto, un agradecimiento sincero por su apoyo, guía y colaboración con la orientación y desarrollo del proyecto de Titulación.

A los profesores de la distinguida Universidad de Cuenca por su amor a la educación al transmitirnos no solo conocimientos sino valores para la vida.

A la empresa Eléctrica Regional Centro Sur, por el apoyo brindado y el apoyo a la investigación, en especial a cada una de las personas que forman la Dirección de Planificación que supieron abrirnos las puertas y apoyarnos en todo momento.

A nuestros amigos que han compartido aulas, siendo parte fundamental de nuestra formación tanto personal como académica.

Los Autores



DEDICATORIA

A mis queridos viejitos Gladys y Vicente, a mis hermanos Daniel,
Emi.

Joel Montalvan

A mis papis Luis y María, que siempre han dado lo mejor para que
no nos falte nada.

A mis hermanos Diego, Tania, Diana y Jimmy que me han sabido
inspirar a ser mejor en todos los aspectos de mi vida y han estado
ahí siempre que los necesito.

A mis cuñados Ange y Juanito que han sido como hermanos y
quienes me han dado el mejor regalo que alguien puede recibir mis
sobrinos Sebas, Isa y Juan Pablo que con sus sonrisas han
marcado el camino que debo seguir.

A Evelyn que con su amor me inspira a ser una mejor persona,
estando ahí siempre que la necesito y nunca deja de apoyarme y
confiar en mí.

Eduardo Morales



Capítulo 1

GENERALIDADES

1.1 Introducción.

La misión de la Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A (CENTROSUR) es “Suministrar el servicio público de energía eléctrica para satisfacer las necesidades de la sociedad, cumpliendo estándares de calidad, con responsabilidad social, ambiental y económica, sobre la base de la gestión del talento humano e implantación de nuevas tecnologías”. [1]

La distribución de energía eléctrica siendo la etapa final de un sistema eléctrico de potencia, debe abastecer de energía al cliente de una manera confiable, segura y continua. La proyección de la demanda es un principal factor en el desarrollo de las empresas distribuidoras, pues en base a sus resultados se podrá garantizar la toma de decisiones acertadas, económicamente viables y que garanticen la confiabilidad del servicio. La necesidad de suplir a la demanda energética de los consumidores es necesario efectuar una proyección de la demanda de energía, la cual permite estimar la demanda para un período de corto, mediano o largo plazo.

Para asegurar resultados confiables se toma como eje principal la base de datos de consumos a nivel de clientes residenciales, industriales, otros y comerciales, los mismos van a ser relacionados con variables econométricas como el PIB y el crecimiento poblacional.

El nivel de exactitud en la predicción espacial de la demanda tiene como finalidad garantizar que la empresa distribuidora implemente una adecuada planificación de su sistema de distribución, la repotenciación tanto de alimentadores como subestaciones, sistemas de protección eléctrica, centros de transformación, garantizando así un servicio de calidad a sus clientes para mantener o mejorar el nivel de confort.



Para lo cual se ocupa dos heurísticas como son Lógica Difusa y Redes Neuronales, cuyos resultados serán evaluados y comparados con las proyecciones realizadas por CENTROSUR, asegurando la confiabilidad de estos análisis.

Gracias al Sistema de Información Geográfica (SIG) con que cuenta la empresa distribuidora, los algoritmos tendenciales serán implementados mediante la división del área de concesión a nivel de cuadrículas homogéneas para luego subir a un nivel cantonal, permitiendo la proyección de la demanda de energía de cada cantón por medio de la relación entre el PIB, crecimiento poblacional, clientes y los históricos de la demanda.

La proyección espacial de la demanda se desarrolla a nivel de cuadrículas homogéneas que tendrán características relacionadas al uso del suelo que varían a lo largo de los años y su desarrollo. Con las cuadrículas se crearán mapas históricos en función de factores geográficos que sirven para entrenar y evaluar el modelo con factores actuales, asignando una probabilidad de desarrollo a cada una de estas. Con el mapa de probabilidades se hará uso del método de asignación Celular Automata (CA) para la distribución de nuevos clientes sobre el área de estudio y este proceso se repetirá hasta el año horizonte de proyección.

1.2 Antecedentes.

En el año 1961 bajo la necesidad de un adecuado manejo del Mercado Eléctrico Ecuatoriano se crea el Instituto Ecuatoriano de Electricidad (INECEL), éste publicó en 1966 el primer plan de electrificación. Luego en 1979 los modelos matemáticos computacionales toman fuerza para la resolución de problemas de planificación y expansión, basándose en los resultados del programa “Regresión Lineal Múltiple” (RLM) para la evolución del consumo de energía eléctrica se elabora el Plan Maestro de Electrificación en 1983. [2]

CENTROSUR cuenta con diferentes estudios para la predicción de la demanda con el uso de diferentes métodos y recursos, al contar con una base sólida de información de más de 15 años ha logrado actualmente, en base a modelos de



tendencia y modelos econométricos de series de tiempo, conseguir un elevado grado de exactitud al brindar información de la tendencia de crecimiento.

En la actualidad CENTROSUR dentro de su proceso de planificación ha implementado el uso de herramientas geográficas lo cual ha permitido avanzar en la proyección de la demanda y su desagregación espacial dentro del área de concesión, incluyendo parámetros geográficos para predecir la magnitud y ubicación del crecimiento de la demanda para cada período de estudio que se ha realizado brindando cada vez resultados más precisos en la asignación espacial de la demanda.

1.3 Justificación.

La importancia de garantizar confiabilidad y continuidad del servicio eléctrico en su última etapa como es la distribución, hace que las empresas distribuidoras procuren adelantarse en la expansión de su sistema eléctrico de potencia, no es caso omiso CENTROSUR, que para su planificación resulta indispensable la proyección de la demanda, estudios de confiabilidad y continuidad, permitiendo así elaborar presupuestos de inversión, que contemplen nueva infraestructura para satisfacer la demanda futura, así como prever la compra/venta de energía.

Los distintos métodos para realizar la proyección de la demanda se basan en datos históricos, tomando en cuenta su relación con variables econométricas. Para CENTROSUR los resultados obtenidos son evaluadores de su sistema eléctrico actual y futuro, además dan una visión de expansión adecuada, asegurando confiabilidad del sistema. Es importante conocer la ubicación geográfica de la demanda histórica, para ello CENTROSUR cuenta el SIG que se presta para implementar la metodología planteada.

1.4 Alcance

El presente trabajo realiza un análisis y recopilación de registros históricos anuales del consumo energético del área de concesión de CENTROSUR, el crecimiento



poblacional y producto interno bruto anual ecuatoriano. Estos datos serán usados con la finalidad de predecir el crecimiento tendencial de la demanda de energía para un determinado período de tiempo a nivel cantonal y subestaciones, a través de los métodos de Redes Neuronales Artificiales y Lógica Difusa. Se analizará además los cambios en el uso del suelo a lo largo de los años, para determinar con la hibridación de redes neuronales con CA las probabilidades de recepción de nuevos clientes que tendrán cada cuadrícula, en función de 11 factores tanto de proximidad, locales y de su entorno.

Se hará uso de herramientas computacionales como Python, MatLab y ArcGis que disponen de bloques computacionales para la implementación de los algoritmos, además garantizan el manejo adecuado de las variables de entrada y salida.

El área de concesión de CENTROSUR se dividirá a nivel de cuadrículas geográficas homogéneas y a nivel cantonal, para que a través de un método analítico clasificar los clientes según su consumo energético y tarifa a la que están sujetos, con esta información se elabora el mapa de demanda del año base.

Para la implementación del algoritmo se aplicará el siguiente proceso: recolección y pre procesamiento de datos históricos, modelación del algoritmo, entrenamiento y pruebas, presentación de resultados obtenidos con corte a 5 y 10 años mediante tablas y mapas de calor, los mismos serán evaluados y comparados con estudios anteriores de proyección con los que cuenta CENTROSUR.

1.5 Objetivos

1.5.1 Objetivos generales

Establecer la proyección espacial de la demanda para poder determinar la distribución de las densidades de demanda dentro del área de concesión de CENTROSUR, haciendo uso de un modelo heurístico.



1.5.2 Objetivos específicos

- Proyectar espacialmente la demanda mediante el uso de una heurística de tendencia y simulación, con el apoyo de herramientas computacionales SIG.
- Establecer mapas de calor, que presenten densidades de demanda cantonalmente.
- Comparar los resultados obtenidos de la proyección espacial de la demanda, entre las dos heurísticas (lógica difusa, redes neuronales) y los trabajos previos de CENTROSUR.
- Establecer procedimientos para la aplicación de la metodología.

1.6 Desarrollo del documento

El documento está formado por 6 capítulos distribuidos de la siguiente manera:

En el capítulo 1, se dará un enfoque global del contenido del proyecto, dando un realce a las generalidades del mismo, mediante los siguientes puntos: Introducción, antecedentes, justificación, alcance, objetivos generales y específicos, estructura del documento.

El capítulo 2 contendrá el desarrollo del marco teórico, el cual se conformará por dos partes la primera se dará conceptos básicos, una visión de la demanda, factores que influyen en el crecimiento espacial y su importancia. La segunda parte cubrirá información sobre distintos métodos de proyección espacial, destacando los métodos de inteligencia artificial a usarse.

El capítulo 3 presentará el mapa de calor del año base, categorizado según el tipo de consumo, las técnicas ocupadas por CENTROSUR para la estratificación de clientes, la descripción del sistema eléctrico de la empresa, las herramientas digitales que serán usadas para la implementación de los algoritmos tales como Arcgis, Deep Learning Toolbox, Fuzzy Logic Toolbox y Python. Por último, se definirán las métricas usadas en la evaluación de los resultados obtenidos.



En el capítulo 4 se presentan las fuentes y la información de los datos obtenidos del PIB, crecimiento poblacional, clientes, energía y los factores usados para la creación del mapa de probabilidades, mostrará además de manera visual distintos mapas de calor históricos clasificados por tipo de cliente, se detallarán las metodologías a implementarse mediante los siguientes pasos: recolección de datos históricos, reprocesamiento de los datos, creación del diseño/modelo, entrenamiento, pruebas del algoritmo y representación de resultados obtenidos.

En el capítulo 5, en base a los resultados obtenidos en la proyección espacial de la demanda, se podrá proyectar mapas de calor para el mediano y largo plazo con la ayuda de herramientas SIG, al considerar factores geográficos para cada área de estudio, se realizará mapas de calor creados en los años de corte 5 y 10 para cada tipo de clientes.

Finalmente, en el capítulo 6 se presentarán conclusiones y recomendaciones de la metodología usada en base a la experiencia obtenida durante el transcurso del proyecto.



Capítulo 2

MÉTODOS DE PROYECCIÓN DE LA DEMANDA: GENERALIDADES Y CONCEPTOS BÁSICOS

2.1 Proyección de la demanda.

La proyección espacial de la demanda de energía eléctrica permite estimar el comportamiento de la misma en un período de tiempo y puede ser representada en potencia (W) o energía (Wh) [3].

Para lograr este objetivo existen diferentes métodos que han ido evolucionando con el pasar de los años, cada uno presenta diferentes características, fortalezas y debilidades. Estos se pueden clasificar por el uso de: inteligencia artificial, estadísticas o micro áreas, usadas para los diferentes horizontes de tiempo (corto, mediano, largo).

Cada método de proyección tiene asociado un cierto grado de incertidumbre, relacionado de manera directa con los datos de entrada, implicando la no existencia de una metodología apropiada para cada caso puntual, sin embargo, cada una trata de reducir el grado de error.

Si el grado de error de la proyección es significativo puede ocasionar impactos económicos a las empresas distribuidoras. Un sobredimensionamiento sistema eléctrico de potencia (resultados demasiado optimistas de la proyección) implicará nueva infraestructura eléctrica, reflejado en pérdidas económicas, por otro lado el sub-dimensionamiento del mismo (resultados pesimistas) podría ocasionar problemas como disminución de la calidad y confiabilidad del servicio eléctrico, cualquiera de los dos escenarios no es apto para una buena planificación.



2.2 Conceptos Básicos.

Demanda:

Es la carga de energía o de potencia en las terminales receptoras tomadas como un valor medio en un determinado intervalo de tiempo. Al definir una demanda es importante indicar un intervalo discreto de demanda (diario, semanal, mensual, anual). [4]

Demanda o carga máxima:

Es el mayor valor de potencia consumida de un sistema en un período de tiempo establecido. La demanda máxima ofrece mayor interés, ya que aquí es donde se presenta la máxima caída de tensión en el sistema, permitiendo obtener información sobre las mayores pérdidas de energía y potencia. [5]

Carga instalada:

Corresponde a la suma de las potencias nominales de los servicios conectados a un sistema o parte del mismo, se expresa en términos de kVA, MVA, kW o MW.[5]

Capacidad instalada:

Es la suma de las potencias nominales de cada uno de los equipos instalados a líneas que suministran la potencia eléctrica a las cargas o servicios conectados.[5]

Densidad de carga:

Es la relación entre la carga instalada y el área de la zona en estudio, se expresa en KW/m^2 o KWh/m^2 .

Curvas de carga:

Es una representación gráfica que relaciona la demanda en función de un período de tiempo dado. El período puede ser diario, mensual, anual, multianual. Estas curvas dependen del tipo de cliente, pudiendo ser: residencial, comercial, industrial,



otros. [6] las curvas permiten una visualización de los crecimientos y variaciones de los picos mensuales y anuales.[5]

Demanda promedio:

La demanda promedio en cualquier período de tiempo es igual al número de kilovatios-hora (kW.h) consumidos, divididos entre el número de horas del período considerado.[5] Se calcula mediante:

$$Dp = \frac{\text{Energía consumida en el tiempo } T \text{ (kWh)}}{\text{tiempo (h)}} \quad (2.1)$$

Factor de demanda:

Es la relación entre demanda máxima y la carga instalada en un sistema, por lo general es menor a uno. Sirve para estimar la demanda máxima de una parte del sistema, permite conocer el porcentaje máximo de potencia instalada que está siendo utilizada en un sistema eléctrico, siendo básico para el dimensionamiento de los conductores de un sistema eléctrico. [6]

Factor de carga:

Se define como la relación entre las demandas medias y máximas del sistema, correspondientes a un período de tiempo τ . Representa que tan constante es la curva de carga. [5] El factor de carga puede ser usado para estimar la demanda máxima, previamente definida la energía en el período considerado.

$$F_c = \frac{\text{Energía absorbida en el tiempo } t}{D_{max} * t} \quad (2.2)$$

Factor de diversidad/coincidencia:

Es la relación entre la demanda máxima coincidente de un grupo de consumidores y la suma de las demandas máximas individuales de cada consumidor, tomados en el mismo punto de alimentación para el mismo período de tiempo.



$$F_{co} = \frac{D_{max,c}}{\sum_{i=1}^N D_{max,i}} = \frac{1}{F_{div}} \quad (2.3)$$

Se define el factor de diversidad como el inverso del factor de coincidencia.

Factor de saturación:

Representa la relación entre los clientes actuales y el número total de clientes que puede abarcar un área determinada, en función de la zonificación establecida por el desarrollo, modelando la dinámica de su comportamiento.[7]

Factor de planta

Es la relación entre la energía real producida en un período especificado de tiempo y la energía que pudo haber sido producida operando continuamente a su máxima capacidad nominal. Provee información de la utilización promedio del equipo o instalación.[5]

$$F_{pl} = \frac{\text{Demanda promedio}}{\text{Capacidad instalada}} \quad (2.4)$$

2.3 Factores que intervienen en el pronóstico de demanda

Son aquellos factores que afectan de manera directa la demanda eléctrica, produciendo crecimientos o disminuciones en la misma, relacionados principalmente a las variables exógenas, entre los más importantes podemos destacar:

Factores geográficos:

El consumo eléctrico viene determinado por diferentes variables relacionadas a la estación del año y la ubicación, estas pueden ser humedad, velocidad del viento, temperatura, radiación, dentro de estas la más relacionada con demanda es considerada la temperatura, en el caso ecuatoriano para las regiones Insular, Costa,



Oriente se considera el uso de ventiladores, aire acondicionado que diferencia principalmente en el consumo con relación a los clientes de la Sierra [8].

PIB:

El Producto Interno Bruto es un indicador económico que permite medir la variación de la producción de bienes y servicios de una economía en un determinado período de tiempo. Dicho de una manera más concreta el PIB hace referencia a la riqueza de una región o país. [8]

El consumo per cápita de energía (kWh/hab)

Es un indicador socio-económico que provee información sobre el grado de desarrollo económico y de bienestar en una sociedad determinada, define el consumo de energía por número de habitante. [9]

Cantidad de clientes:

El desarrollo poblacional involucra también el aumento de nuevos clientes para la empresa distribuidora y la expansión del sistema eléctrico actual. La demanda de energía o potencia esta intrínsecamente relacionada con la cantidad de clientes que cubre.

Hábitos de consumo:

Hace referencia a la forma y las costumbres en la que los usuarios usan la energía eléctrica en su vida cotidiana, donde la iluminación representaba el mayor porcentaje de consumo, gracias a la implementación de nuevas tecnologías más eficientes este valor ha disminuido, sin embargo, la demanda eléctrica crece por la inclusión de nuevos dispositivos electrónicos que mejoran la calidad de vida de las personas. En la última década la población se ha ido adaptando al auge tecnológico, provocando nuevos hábitos de consumo [8].



Tarifas:

Es el valor que paga el consumidor regulado por el servicio público de energía eléctrica, por la demanda de potencia eléctrica y por el consumo de energía, que requiere para satisfacer sus diferentes y variadas necesidades, según sus modalidades de consumo y nivel de voltaje al que recibe este servicio. [10]

Para el caso de bajo voltaje se lo puede clasificar en dos grandes grupos residencial y general, este último subdividiéndose en: locales y establecimientos comerciales públicos o privados, industriales, instalaciones de bombeo de agua, entidades de asistencia social, entidades de beneficio público, entidades oficiales, escenarios deportivos, culto religioso, servicio comunitario, abonado especial y todos los demás que no estén considerados en la categoría residencial. Para cada uno de los grupos se los diferencia con una tarifa regulada.[10]

2.4 Clasificación de los métodos de proyección de demanda.

Existen diferentes criterios para la clasificación de metodologías para la proyección de la demanda, entre estos tenemos:



Figura 2.1 Clasificación de los métodos de proyección de la demanda. [10]

El trabajo se centrará en el uso de inteligencia artificial entre las cuales se definirán lógica difusa (FL) y redes neuronales artificiales (ANN)

2.4.1 Uso de Inteligencia Artificial (IA).

La inteligencia Artificial hace referencia a la posibilidad de simular funciones cognitivas de los procesos mentales, como es el procesamiento, aprendizaje de información y/o resolución de problemas. IA ha desarrollado modelos para reconocimiento de voz, automatización, optimización, toma de decisiones, plataformas computacionales “Machine Learning”. Una clasificación para los métodos de pronósticos con el uso de inteligencia artificial se observa en la Figura 2.1.



2.4.1.1 Lógica Difusa

Es una lógica de valores múltiples que evalúa sus datos con respecto a la lógica booleana (sí o no, verdadero o falso). El término difuso significa "no definido con precisión". Por lo que enuncia que, en conjuntos difusos, un objeto puede pertenecer a un conjunto parcialmente o no pertenecer [11]. El grado de pertenencia viene definido a través de una función característica llamada función de pertenencia.

En lógica difusa, no hay necesidad de modelos matemáticos para el mapeo entre entradas y salidas, tampoco hay necesidad de entradas normalizadas o libres de ruido, ya que cada entrada está relacionada y sujeta a la comparación con el conjunto de reglas difusas, deduciendo así las salidas lógicas a una entrada específica.[12]

2.4.1.1.1 Estructura de un sistema difuso.

Existe una variedad de estructuras que pueden ser usadas para la estructura de un sistema difuso, dependiendo principalmente de su aplicación, pero cada una de estas sigue el siguiente proceso:

1. Elección del tipo de reglas difusas.
2. Selección del operador usado en el sistema de inferencia (conjuntivo, disyuntivo).
3. Definir las características de las funciones usadas en los antecedentes y en las consecuencias.
4. Escoger el tipo de fuzzificación.
5. Definir el tipo de defuzzificación.
6. Seleccionar las técnicas usadas para la modelación y entrenamiento del sistema de inferencia difusa.

Lo que se podría resumir con el diagrama de bloques presentado en la Figura 2.2.



Figura 2.2 Diagrama de bloques del modelo de lógica difusa

Donde cada una de las partes cumple su función específica, estando definidas como:

Entradas: son las variables que sirven de entrada para el problema que se desea resolver [11].

Fuzificador: es el encargado de traducir los datos a un lenguaje propio de un sistema difuso, asignando un valor de pertenencia en el intervalo (0,1) clasificando así a las entradas en valores determinísticos y no determinísticos, es decir cada entrada se subclasifica en intervalos de datos según una función de pertenencia que puede ser triangular, trapezoidal, gaussiana, etc. [11]

Reglas base difusas: son las encargadas de alimentar al mecanismo de inferencia difuso mediante la relación y decodificación de las variables de entrada y salida haciendo uso de la regla básica de inferencia (si-entonces) [11].

Mecanismo de inferencia difuso: es el núcleo del sistema difuso, donde relacionarán la salida del fuzzificador con las reglas base difusas para obtener una salida [11].

Defuzzificador: cumple el proceso inverso del fuzzificador, este bloque se encarga de traducir del lenguaje difuso al mismo lenguaje en el que las entradas se encontraban, tomando como base las funciones de pertenencia de cada entrada [11]. Existen cinco métodos de defuzzificación: centroide, bisectriz, promedio del valor máximo, máximo y mínimo.



Salidas: presenta los resultados obtenidos [11].

2.4.1.1.2 Operadores de inferencia “OR” y “AND”.

Muchos de los sistemas difusos involucran más de un conjunto de reglas. El proceso de obtener el consecuente (resultado de la implicación) general de los consecuentes individuales se conoce como agregación pudiendo ser la suma algebraica de reglas, representada con el sistema disyuntivo o el producto de las mismas mediante el sistema conjuntivo. A cada uno se lo detalla matemáticamente a continuación.

- Sistema de reglas conjuntivo:

Las reglas están conectadas por el operador lógico "and". En este caso, la salida agregada conjunta “y”, se encuentra en la intersección difusa de todos los consecuentes de cada una de las reglas individuales [13].

$$y = y^1 \text{ and } y^2 \text{ and } \dots \dots \text{ and } y^i \quad (2.5)$$

- Sistema disyuntivo de reglas:

Se requiere la satisfacción de al menos una regla, para que se dé una salida, estas están definidas por el conector "or". En este caso, la salida agregada se encuentra en la unión difusa de todas las contribuciones de reglas individuales.[13]

$$y = y^1 \text{ or } y^2 \text{ or } \dots \dots \text{ or } y^i \quad (2.6)$$

2.4.1.1.3 Sistemas de inferencia gráfica

Son métodos gráficos que emulan los procesos de inferencia (obtener conclusiones en función de premisas). Existen tres tipos de métodos de inferencia: Mamdani, Sugeno y Tsukamoto, siendo el ultimo la combinación de los anteriores.

Cada uno de estos métodos puede ser dividido en dos grandes procesos, el primero que es la fuzzificación de los valores de entrada mediante las funciones de



pertenencia, donde los 3 métodos son exactamente iguales, el segundo proceso es la obtención de resultados, en donde cada método difiere en la manera de integrar todas las reglas.

2.4.1.1.3.1 Método de inferencia Mamdani.

Propuesto por Mamdani y Assilian en 1975, es el de uso más común. En este método el consecuente es definido por operaciones 'min-max' [14] formado por el conjunto difuso de reglas y los valores de entradas, permitiendo así encontrar resultados a diferentes valores de entrada.

Para un sistema difuso con dos entradas no interactivas x_1 y x_2 con una sola salida, se describe mediante una colección de proposiciones lingüísticas If-Then [7] de la siguiente manera.

$$IF x_1 \text{ is } A_1^k \text{ y } x_2 \text{ is } A_2^k \text{ THEN } y^k \text{ is } B^k, \quad \text{para } k = 1, 2, \dots, r \quad (2.7)$$

Donde A_1^k y A_2^k son los conjuntos difusos formados por las funciones de pertenencia representados por el k-ésimo par de antecedente y B^k es el conjunto difuso representado por la k-ésima consecuencia.

Se puede representar el modelo Mamdani con el ejemplo de Figura 2.3.

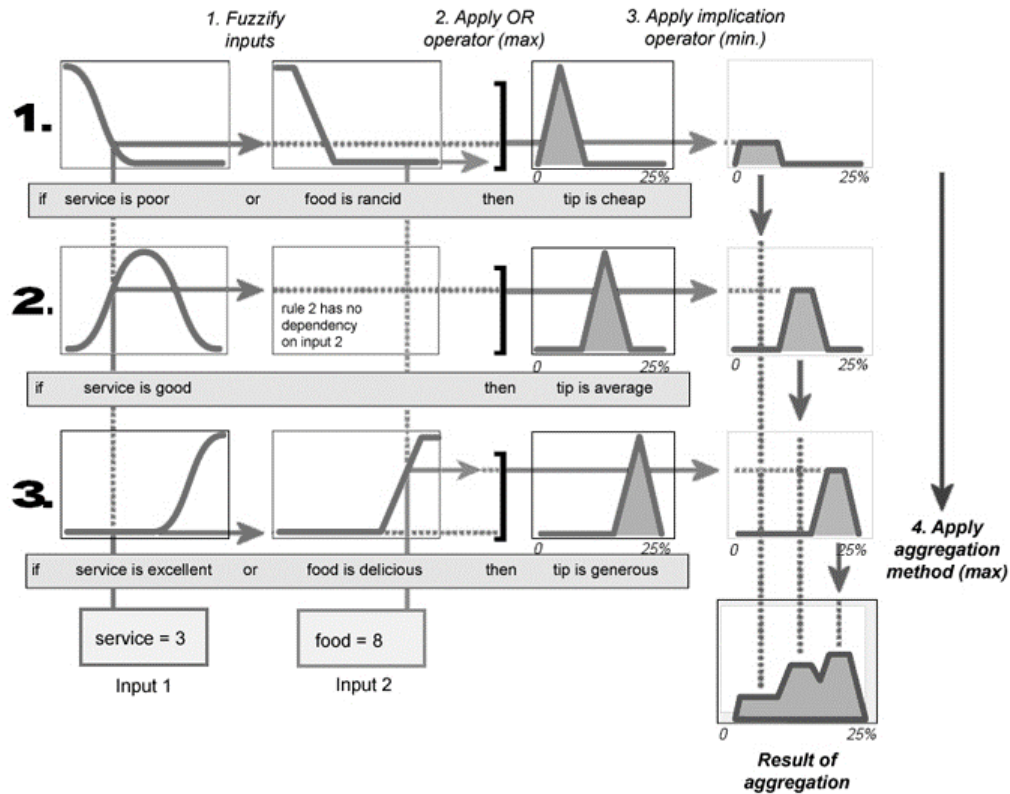


Figura 2.3 Método de inferencia gráfica tipo Mamdani [14]

2.4.1.1.3.2 Método de inferencia Sugeno.

Introducido en 1985 por Takagi-Sugeno-Kang, este método es similar al método Mamdani en muchos aspectos, para el modelo Sugeno la consecuencia de la regla If-Then se explica con un polinomio que es función de las variables de entrada, por lo tanto, la salida de cada regla es un solo número, para luego implementar un mecanismo de ponderación para calcular el resultado final para diferentes entradas. [15] Para un sistema difuso con dos entradas x_1 y x_2 con una sola salida, se describe mediante la ecuación 2.8.

$$IF x_1 \text{ is } A \text{ y } x_2 \text{ is } B \text{ THEN } z \text{ is } z = f(x_1, x_2) \quad (2.8)$$

Donde z es la consecuencia que es función de las entradas x_1 y x_2 por lo general es un polinomio, cuando z es una constante se conoce como un sistema Sugeno de

orden cero. Se puede representar el modelo Sugeno con el ejemplo presentado en la Figura 2.4.

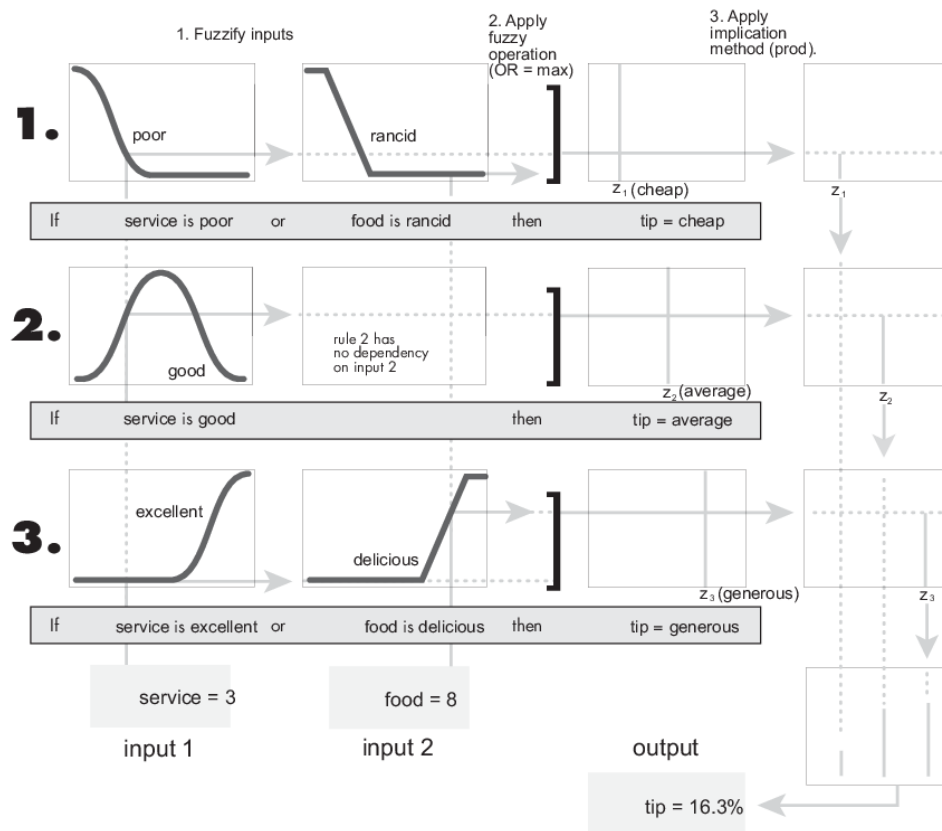


Figura 2.4 Método de inferencia gráfica tipo Sugeno [16].

2.4.1.1.4 Métodos de implicación y agregación.

Se encarga de crear un conjunto difuso gracias al ingreso de un número dado por el antecedente. Se presentan dos métodos: AND que trunca el conjunto difuso de salida y el conocido como Producto, que se encarga de escalar el conjunto difuso de salida.

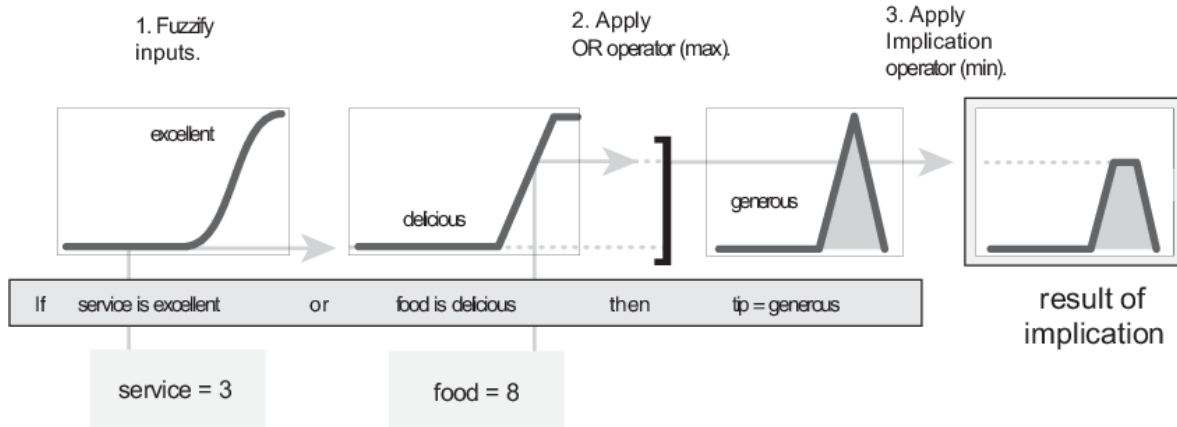


Figura 2.5 Método de implicación AND [17]

Los métodos de agregación crean un solo conjunto difuso mediante la combinación de cada uno de los conjuntos difusos de salida. Existiendo 3 métodos: "MAX" o "MIN" que encuentra el máximo o mínimo respectivamente entre los conjuntos difusos, y el método "PROBOR" que simula la función "Or" y "SUM" que es la suma de los conjuntos de salida.

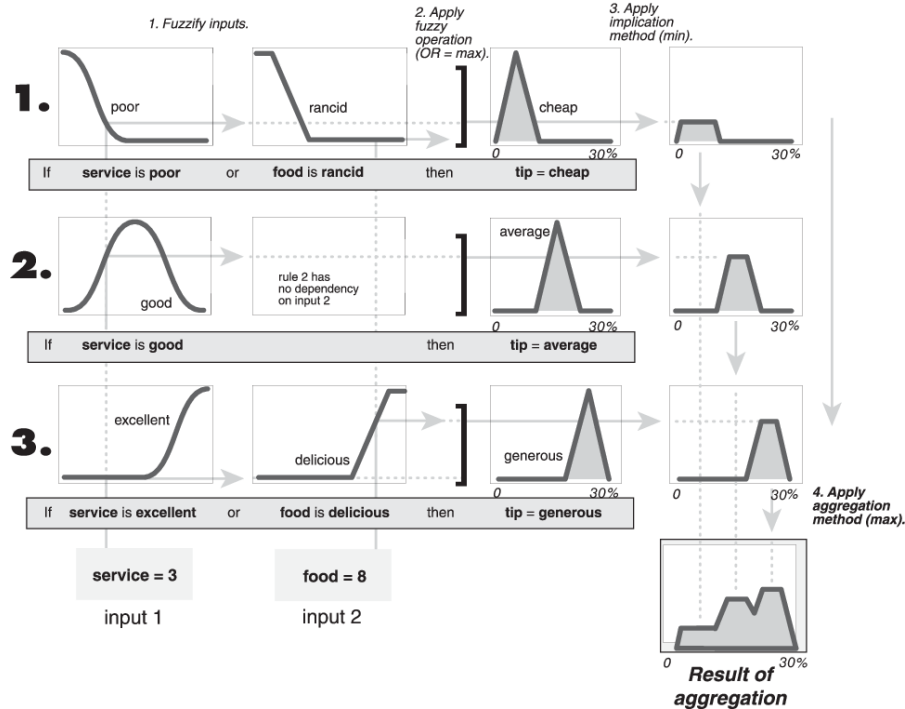


Figura 2.6 Ejemplo del método de agregación "Min" [17]

2.4.1.1.5 Entrenamiento por sistema de inferencia neuronal adaptivo (ANFIS)

El sistema Adaptivo de inferencia Neuro-Difusa conocido también como ANFIS es el más utilizado para el entrenamiento de un sistema difuso. Este es capaz de construir un FIS (sistema de inferencia difuso) con las funciones de pertenencia ajustadas por un algoritmo de propagación inversa o por la hibridación con el método de mínimos cuadrados. Aquel ajuste permite que sus sistemas difusos aprendan de los datos que se están modelando. [18]

El algoritmo de ajuste calcula las señales de error mediante el vector gradiente (derivada del error escalonado con respecto a la salida de cada nodo) de forma recursiva, tomando como partida las salidas con dirección a los nodos de entrada, proporcionando una medida de que tan bien el sistema de inferencia modela los datos de entrada y salida. La hibridación de este algoritmo con el método de mínimos cuadrados mejora la capacidad de ajuste y reduce la medida del error. [19]

La ventaja principal del entrenamiento ANFIS es que construye modelos a partir de pares de datos entrada/salida, reduciendo considerablemente el tiempo de modelamiento y los requerimientos del conocimiento de expertos. Se puede observar un modelo típico en la Figura 2.7 con dos variables de entrada (x, y).

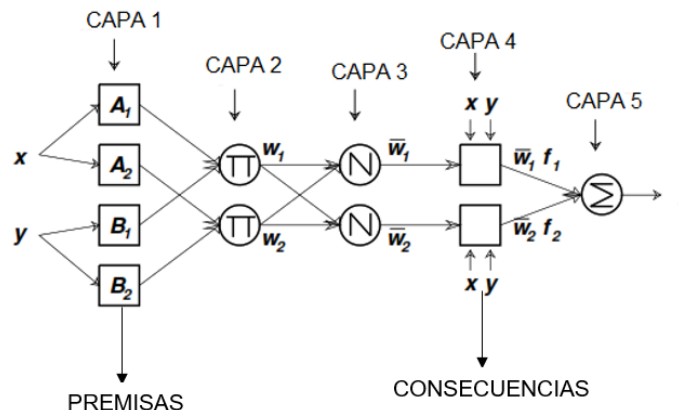


Figura 2.7 Estructura de ANFIS



La descripción matemática del modelo ANFIS se puede dividir en un proceso por capas, por lo que se detalla cada una de estas:

Capa 1: La salida del nodo i en la capa 1 calcula los grados de pertenencia para las diferentes entradas (x,y) al nodo i como:[20]

$$O_i^1 = u_{A_i}(x) \quad (2.9)$$

Donde $u_{A_i}(x)$ es la salida que representa la función de pertenencia de la entrada a la variable lingüística A_i . Usualmente se usa la función de pertenencia campana, cuya formulación matemática se encuentra descrita en [21].

$$u_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x - c_i}{a_i}\right)^{b_i}} \quad (2.10)$$

Donde a_i, c_i, b_i son parámetros de la función y son conocidos como parámetros de premisa que definen a las funciones de pertenencia. Para el caso de los sistemas de inferencia difusos estas funciones permiten que los datos sean convencionales sin ninguna normalización.

Capa 2: Los nodos de la capa son adaptivos. En esta etapa se generan los pesos de disparo pudiendo ser posible calcularlos como la relación entre las señales de entrada a este nodo [20].

$$O_i^2 = w_i = u_{A_i}(x) * u_{B_i}(x) \quad (2.11)$$

Se puede apreciar el operador π , indicando el operador lógico and.

Capa 3: Los nodos en esta capa son adaptivos y generan los pesos normalizados N . [20]

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum w_i} \quad (2.12)$$

Capa 4: Sus nodos son adaptivos, cuya salida es el producto del nivel de disparo normalizado y la combinación lineal de las entradas [20].



$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (2.13)$$

Donde p_i, q_i, r_i son los parámetros consecuencia.

Capa 5: Con el único nodo no-adaptivo que calcula la salida total del sistema [20].

$$O_i^5 = f(x) = \sum \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i \bar{w}_i} \quad (2.14)$$

De este modo, con la variación de los pesos en los nodos adaptivos, ANFIS modela al sistema según las premisas y consecuencias de los datos de entrenamiento creando así un modelo FIS capaz de recibir nuevos datos de entrada.

2.4.1.2 Redes Neuronales Artificiales

La neurona es la unidad de procesamiento de información más esencial de la red neuronal. Método muy ocupado para la proyección de la demanda al asemejarse a los sistemas nerviosos biológicos, que está formado por neuronas que trabajan conjuntamente y en paralelo, las mismas son adaptables a un proceso de aprendizaje que guarda conocimientos, a estos se los llama también como máquinas adaptables.

Podría definirse a una red neuronal artificial como una estructura de proceso de información, paralela y distribuida, formada por neuronas, conectadas entre sí mediante las conexiones sinápticas. Cada neurona tiene una salida única que se distribuye sobre un número de conexiones bilaterales. [22]

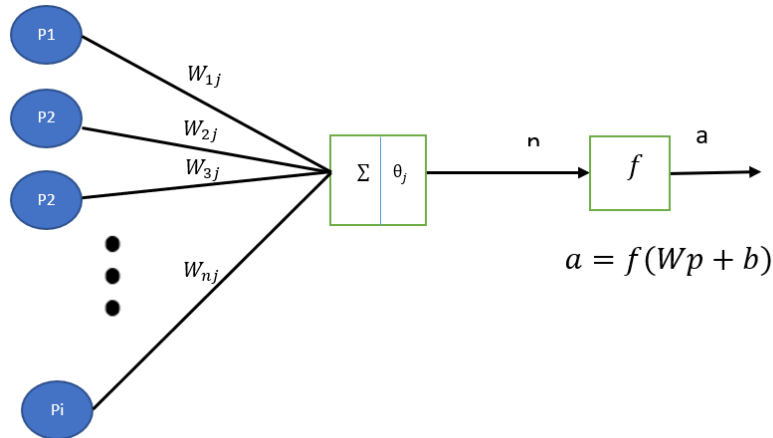


Figura 2.8 Ejemplo básico de una estructura neuronal.

En la Figura 2.8 se muestra una representación esquemática del modelo matemático de una neurona. Se puede expresar una relación entre las entradas y salidas de la red neuronal. Se la representa como:

$$a = f\left(\sum_{i=1}^n P_j * W_{ij} - \theta_j\right) \quad (2.15)$$

Donde:

$P_j (i = 1, 2, 3, \dots, n)$ = señales de ingreso de n neuronas externas a una neurona interna.

W_{ij} = equivale al peso asociado a cada una de las conexiones entre dos neuronas.

θ_j = umbral de activación de la neurona j .

$f =$ es la función de activación (signo o sigmoidea)

$a =$ es la salida de la red neuronal.

2.4.1.2.1 Estructura de una red neuronal.

En la Figura 2.9, se define los componentes de una red neuronal, en la Figura 2.10 se muestra una representación gráfica de la arquitectura de ANN conformada por tres capas: entrada, capas ocultas y capa de salida.

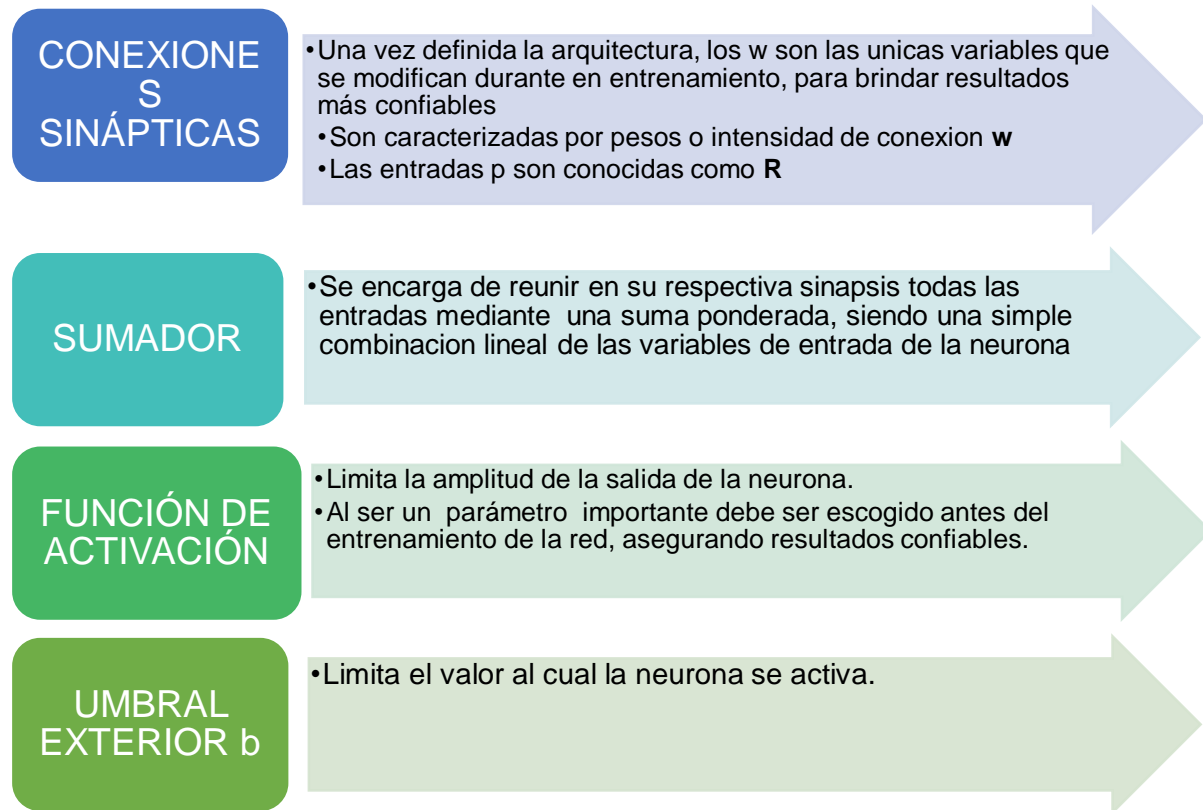


Figura 2.9 Partes de una red neuronal artificial (ANN).

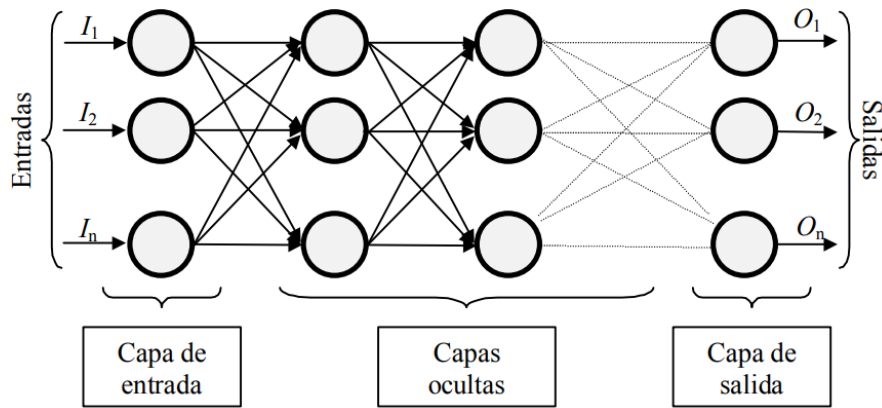


Figura 2.10 Ejemplo de una red neuronal. [22]

2.4.1.2.2 Clasificación de las redes neuronales

Los elementos ya mencionados se pueden conectar para dar forma a modelos o estructuras neuronales diferentes representada Figura 2.1, pudiendo ser clasificados por:

1. El número de capas.
2. Forma de conexión.
3. Forma de asociación.
4. Dinámica de actualización.

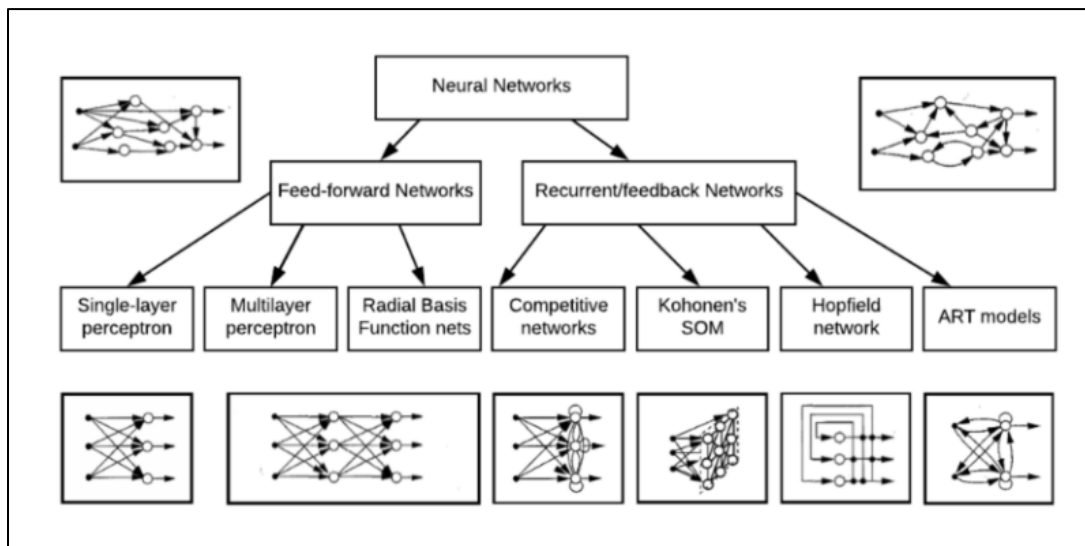


Figura 2.11 Clasificación de redes neuronales según su forma de conexión [23].



Además de la clasificación presentada para una ANN, existen parámetros que deben ser definidos antes del proceso de aprendizaje como son: Arquitectura de red, procesos de aprendizaje, criterio de parada.

- **Arquitectura de la red neuronal**

Hace referencia al patrón o forma de conexión de las neuronas, entre algunos parámetros tenemos: número de capas, número de neuronas por capa y forma de conexión, para esta última podemos dividirla en dos: [22]

- Redes feed-forward (hacia adelante) que conecta las neuronas en una sola dirección hacia capas posteriores.
- Redes recurrentes (hacia atrás) que utilizan retroalimentación consigo mismas o con otras neuronas de una capa anterior, formando un bucle.

- **Proceso de aprendizaje**

En esta fase la red se encarga de obtener los pesos de conexión, adaptando a la red para un objetivo específico. La experiencia de una red neuronal se puede representar al obtener diferentes resultados, aun teniendo en dos o más redes idénticas que comparten entradas e iguales estructuras, esto es debido al aprendizaje y la variación de los pesos y conexiones sinápticas. [22]

A la técnica de entrenamiento se la conoce como gradiente descendiente que encuentra la derivada del error disminuyéndola en cada iteración. el gradiente descendiente es fácil de implementar en redes de una sola capa, sin embargo, para redes con más capas se utiliza el entrenamiento multicapa y se realiza con propagación hacia atrás, resultando ser la aplicación de la regla de la cadena.

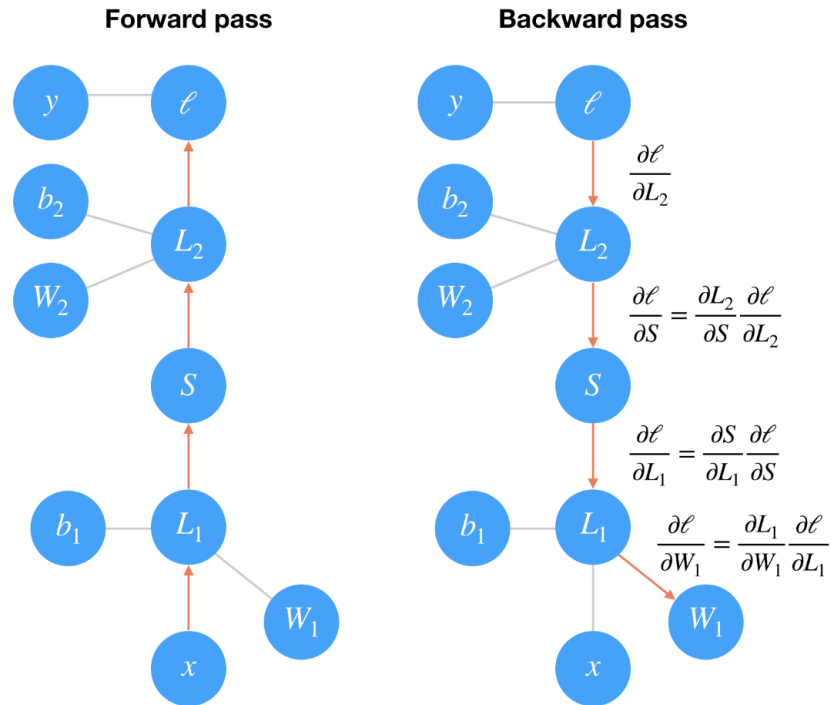


Figura 2.12 Camino de la red, para el entrenamiento Feedward y Backward [24].

En el entrenamiento para adelante o forward pass las operaciones van de abajo hacia arriba, como se observa en la Figura 2.12 mediante la siguiente serie de pasos:

Paso 1: las entradas x pasan por una transformación lineal L_1 con pesos W_1 más las bias b_1

Paso 2: La salida pasa por la función de activación (sigmoideal) S y se someten a otra transformación lineal L_2 con nuevos pesos W_2 y nuevas bias b_2 .

Paso 3: Finalmente se calculan las pérdidas l , que presentan una medida de cuan malas son las predicciones encontradas por la red.

Mientras que para el entrenamiento hacia atrás (backward pass) utiliza el descenso de gradiente, es la propagación hacia atrás a lo largo de la red. Cada operación tiene cierto gradiente entre las entradas y las salidas. Conforme enviamos los gradientes hacia atrás, multiplicamos el gradiente entrante con el gradiente de la



operación. Matemáticamente se define como la aplicación de la regla de la cadena, calculando el gradiente de pérdida con respecto a los pesos. [24]

$$\frac{\partial \ell}{\partial W_1} = \frac{\partial L_1}{\partial W_1} \frac{\partial S}{\partial L_1} \frac{\partial L_2}{\partial S} \frac{\partial \ell}{\partial L_2} \quad (2.16)$$

Se actualizan los pesos usando el gradiente con una tasa de aprendizaje α .

$$W_1' = W_1 - \alpha \frac{\partial \ell}{\partial W_1} \quad (2.17)$$

El valor de α se establece de manera que los pasos de actualización de peso sean lo suficientemente pequeños como para que el método iterativo se establezca en un mínimo.

- **Criterio de Parada**

El criterio de parada dentro de este tipo de algoritmos es importante debido que se reduce el tiempo de aprendizaje y mejora la eficiencia de la red mejorando la predicción. [22]

2.5 Celular Automata

Son sistemas dinámicos discretos introducidos por Ulam y Von Neumann que para su formulación estudiaron la compatibilidad entre la teoría matemática con los sistemas biológicos. Por lo que los CAs resultan ser excelentes herramientas para modelar procesos dinámicos en el tiempo. Los CAs están formados por cuatro componentes básicos, celdas, estados, vecindarios y reglas de transición [7].

El CA puede modelar el cambio de estado de una celda en un tiempo determinado t , que se encuentra en función de su estado anterior $t-1$, del estado del vecindario y este sujeto a reglas locales. En un momento específico del tiempo t , la automatización por CA resulta ser una colección de estados binarios para cada celda. Modelados matemáticamente por la ecuación:



$$CA_k^t = \{e_k^t\} \quad (2.18)$$

En donde:

e_k^t representa los posibles estados (0,1) que puede tomar una cuadrícula k en un tiempo t pudiendo ser 1 si la cuadrícula se desarrolló o 0 si no existió desarrollo.

Si P_k^{t+1} representa el potencial de desarrollo esperado para la celda k, está en función del valor propio de la celda más el valor incorporado por la influencia de su vecindario y un valor netamente asignado al azar descrito en la Ecuación 2.19. Un nivel de selectividad P_b asignado por el desarrollador define las transiciones que pueden tomar las celdas a través de las iteraciones del modelo.

$$P_k^{t+1} = \alpha * A_{kt} + \beta * \sum_{j \in Z_t} A_{jt} + \lambda * \varepsilon_{kt} \quad (2.19)$$
$$P_k > P_b$$

La fórmula incluye 3 componentes importantes:

- Parámetro de realimentación positiva α , relaciona la preferencia previa t-1 con el desarrollo su rango de valores se encuentra entre [0.3,1]
- Parámetro de vecindad β , relacionado con el efecto que tiene el vecindario es decir las 8 celdas adyacentes a la celda k, sus valores se encuentran entre [0,0.5]
- Parámetro de innovación λ , considerado como un ruido randómico que define la desviación aleatoria a partir del comportamiento normal, sus valores se encuentran entre [0,0.2]

2.5.1 Calibración de CA con redes neuronales.

Las redes neuronales pueden diseñarse para estimar la probabilidad de desarrollo en cada iteración de la simulación de CA. La red neuronal puede tener tres capas: una capa de entrada, una oculta y una de salida. La capa de entrada tiene n neuronas correspondientes a las n variables. La capa oculta también puede tener n



neuronas. La capa de salida tiene solo una neurona que indica la probabilidad de desarrollo. El algoritmo para el modelamiento de CA usa una red neuronal.[25]

Para el proceso de entrenamiento la red se centra en aprender el comportamiento entre la probabilidad de desarrollo y los factores de cada celda.

$$net_j(x, t) = \sum_j W_{i,j} S'_i(x, t) \tag{2.20}$$

$net_j(x, t)$ = señal en la neurona j originada por la celda x en el tiempo t.

$S'_i(x, t)$ = conjunto de atributos o factores.

$W_{i,j}$ = peso correspondiente a la entrada desde la neurona 'i' a la neurona de la capa oculta 'j'.

Para la activación de la capa oculta se realiza mediante la llamada función de activación, tipo sigmoïdal se expresa como:

$$\frac{1}{1 + e^{-net_j(x,t)}} \tag{2.21}$$

La probabilidad de desarrollo se expresa de la siguiente forma:

$$P(x, t) = \sum_j W_j \frac{1}{1 + e^{-net_j(x,t)}} \tag{2.22}$$

De acuerdo a la probabilidad obtenida mediante la red neuronal, sirve como parámetro para la calibración del modelo de Celular Automata, la probabilidad de desarrollo final se la puede formular como:

$$P_{ij}^t = Q * \left(\sum_{i=1} W_j \frac{1}{1 + e^{-net_j(x,t)}} \right) * (1 + (-\ln \gamma)^\alpha) * \Omega_{3x3}^{t-1} * \prod_{i=1}^m cons_{ij} \tag{2.23}$$

Donde:

Q = coeficiente que asegura los valores de P_{ij}^t se encuentren dentro del rango [0,1]

γ = variable aleatoria en el rango [0,1].



α = constante que controla la magnitud de la perturbación.

$\Omega_{3 \times 3}^{t-1}$ = función actualizada que determina los valores de P_{ij}^t en cada iteración.

$\prod_{i=1}^m \text{cons}_{ij}$ = celdas inmutables que no se ven afectadas por la simulación.

Por último, se establece un valor de probabilidad de umbral (ψ) el cual sirve como punto de referencia para determinar si las celdas no desarrolladas son aptas para transitar a las celdas desarrolladas [26]:

$$\left\{ \begin{array}{ll} P_{ij}^t > \psi & \text{Desarrollada} \\ \text{Caso contrario} & \text{No desarrollada} \end{array} \right\} \quad (2.24)$$



Capítulo 3

AÑO BASE Y HERRAMIENTAS DIGITALES.

En este capítulo se presenta una descripción general de CENTROSUR como: el área de concesión, subestaciones, número de abonados. Se detallará la información del catastro del año base 2018 que contiene la ubicación geográfica del cliente y su consumo mensual de energía. Se apreciará también el procedimiento, investigación y caracterización de la carga aplicado por la empresa distribuidora y que se ha mantenido desde el año 2015 siendo replicado con el catastro 2018. Creando finalmente mapas de densidades de energía para los clientes tipo residencial, comercial, industrial y otros. Por último, se presentarán las herramientas informáticas de geoprocésamiento como Arcgis, Python como herramienta principal en el proceso de simulación y las herramientas para análisis matemático disponibles en Matlab para redes neuronales y lógica difusa.

3.1 Catastro año base.

Determina la cantidad y ubicación de los clientes dentro del área de concesión y sus consumos de energía.

Con la ayuda del catastro 2018 se podrá distribuir y agrupar estos consumos por cuadrículas geográficas de 100x100 y poder crear mapas de densidad, apoyándonos en las herramientas SIG existentes.

3.1.1 Sistema eléctrico CENTROSUR

CENTROSUR cubre un área de servicio de 30.273,40 km² abarcando un total del 11,77% del territorio nacional ecuatoriano, proporcionando servicios de energía eléctrica y alumbrado público a las provincias de Azuay, Cañar y Morona Santiago exceptuando ciertos sectores y cantones. Un total de 16 subestaciones (15 de distribución y 1 de seccionamiento) y 26 transformadores de potencia conforman el sistema de distribución.[27]



En la Tabla 3.1 se describe cada subestación que forma parte del sistema eléctrico, detallando sus características como los voltajes que maneja y su ubicación [27].

Tabla 3.1 Subestaciones de CENTROSUR

Descripción			Voltaje [kV]		Capacidad OA-FA [MVA]			Ubicación
Código	Denominación	Tipo	1	2	OA	FA	FOA	
SE 01	Luis Cordero	Reducción	22	6,3	15	19	19	Luis Cordero
SE 02	Puente Centenario	Reducción	22	6,3	15	19	19	Benigno Malo
SE 03	Monay	Reducción	69	22	48	64	64	Monay
SE 04	Parque Industrial	Reducción	69	22	48	64	64	Visorrey
SE 05	El Arenal	Reducción	69	22	48	64	64	El Arenal
SE 06	Verdillo	Reducción	69	22	10	12,5	12,5	Verdillo
SE 07	Ricaurte	Reducción	69	22	22,5	25	25	Ricaurte
SE 08	Turi	Reducción	69	22	24	32	32	Turi
SE 09	Azogues	Reducción	69	22	10	12,5	12,5	Guablincay
SE 12	Descanso	Reducción	69	22	20	22,5	22,5	Descanso
SE 13	Chaulayacu	Reducción	69	22	10	12,5	12,5	Chaulayacu
SE 14	Léntag	Reducción	69	22	34	44,5	44,5	Léntag
SE 18	Cañar	Reducción	69	22	34	44,5	44,5	Cañar
SE 19	Corpanche	Seccionamiento	69	69				Corpanche
SE 21	Macas	Reducción	69	22	34	44,5	44,5	Macas
SE 50	La Troncal	Reducción	69	13,8	20	25	25	La Troncal
Total					392,5	505,5	505,5	

3.1.2 Información del año base.

Los puntos de carga considerados en el catastro corresponden tanto a clientes como a luminarias. La información del año base toma como referencia el catastro del Sistema de Información Comercial (CIS) con corte a diciembre de 2018.

En la Tabla 3.2 se muestra la información correspondiente al año 2018 con corte a diciembre con una diferencia del CIS del 2% en el total de clientes, debido a que no todos los clientes se encuentran georreferenciados.

Tabla 3.2 Descripción de catastro año 2018

Nombre	Descripción
Área de concesión (km²)	30.273,40



Cientes totales (dic-2018)	392.153
Luminarias	134.494

En base a la información obtenida se puede discretizar los clientes por tipo de consumo, considerando la eliminación de valores negativos provocados por refacturaciones. Los valores presentados en la Tabla 3.3 corresponden a los clientes que se encuentran georreferenciados y cumplen las características listadas anteriormente.

Tabla 3.3 Número de clientes por grupo de consumo.

Tipo	Cantidad de Clientes
Residencial	346648
Comercial	33669
Industrial	5697
Otros	6139
Total	392.153

3.1.2.1 Investigación y caracterización de la carga

La investigación y caracterización de la demanda provee la asignación de una clase o subclase a cada punto de carga y proporciona los factores necesarios para traducir los datos de consumo de energía de cada punto de carga, en valores de demanda coincidente con el pico de carga a nivel de la subestación respectiva y para los transformadores de servicio, permitiendo así el dimensionamiento adecuado de estos dispositivos en estudios operativos. [28]

La investigación y caracterización de la carga involucra la toma de mediciones a usuarios finales, para luego determinar demandas máximas unitarias, perfiles de carga por clase de cliente, factores claves de diseño (factor de coincidencia, de carga, entre otros). En la Figura 3.1 se presentan los pasos a realizar para la respectiva caracterización de la carga que CENTROSUR maneja con base al catastro 2015 con la aplicación de Dalenius-Hodges.

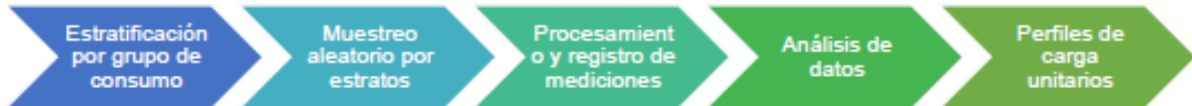


Figura 3.1 Pasos para la investigación y caracterización de la demanda aplicado por CENTROSUR

3.1.2.2 Metodología y estratificación por grupos de consumo.

Parte de un análisis estadístico de frecuencias, cuya variable a estratificar es el consumo de energía, mediante observación de la frecuencia acumulada y porcentaje de participación de energía, se define el límite superior referencial del grupo de consumo. Previo a la aplicación de metodología de Dalenius-Hodges se calcula una tabla de frecuencias de clases uniformes, con amplitud baja determinada para cada grupo de consumo [28]. Detallado en la Figura 3.2.

El proceso de estratificación por grupo de consumo nos brinda beneficios como es la disminución de los costos de servicios de mano de obra - equipos de medición, reducción en el tiempo de análisis de los datos y se incrementa la cobertura a todo tipo de clientes y la calidad de la información obtenida.

La información referente a la cantidad de clientes y su consumo eléctrico por tipo de tarifa proviene del catastro de clientes regulados 2015, dicha información se muestra en la Tabla 3.4 y cumple las siguientes características:

- Se han eliminado los valores negativos
- Se han eliminado los consumos con promedio 0
- Se consideran los clientes que por lo menos tienen 8 meses de consumo

Tabla 3.4 Número de clientes base 2015.

	Cantidad de Clientes	Energía (kWh)
Residencial	278.184	31.692.639
Comercial	27.823	12.574.307
Industrial	5.919	25.329.810
Otros	4.946	4.923.668



Total	316.872	74.520.425
--------------	---------	------------

La variable a estratificar es el consumo de energía mensual (kWh), categorizada en grupos en base al tipo de tarifa residencial, comercial, industrial y otros. La estratificación se ha realizado mediante el método Dalenius-Hodges.

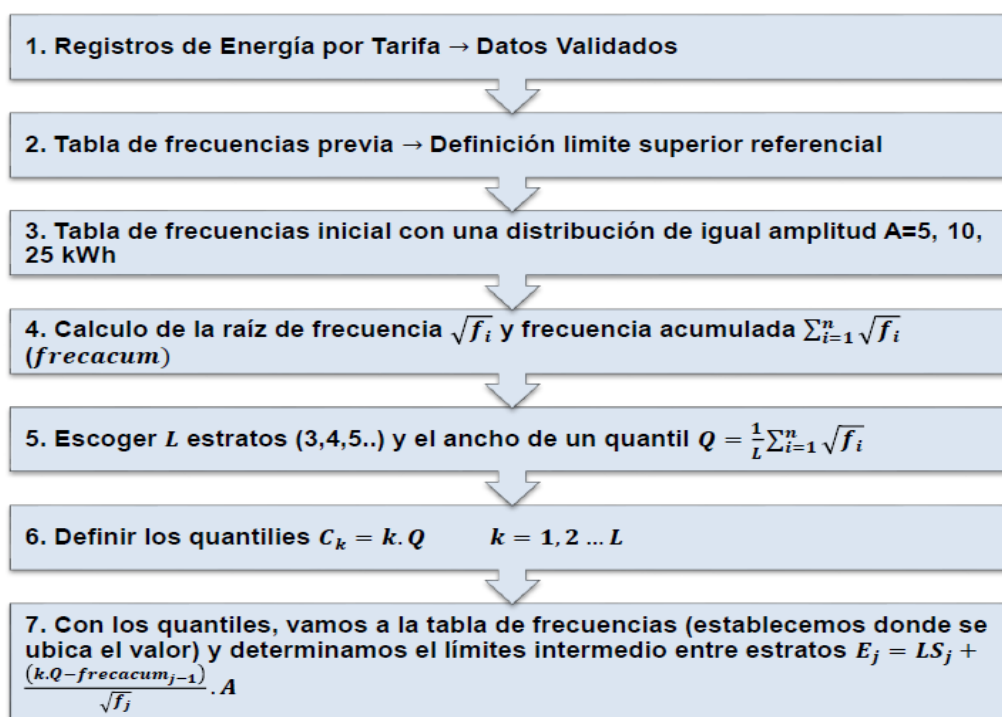


Figura 3.2 Proceso de estratificación mediante Dalenius-Hodges [28]

Gracias a la aplicación del método sobre la base 2015 se obtuvieron los siguientes resultados, para cada uno de los grupos de consumo.

Tabla 3.5 Resumen de estratos por grupo de consumo y particiones base 2015 [28]

	Residencial			Comercial			Industrial			Otros	
	4	5	6	4	5	6	4	5	6	4	5
Estrato 1	95	75	60	290	190	140	410	260	200	405	250
Estrato 2	215	140	110	1235	595	390	2520	1025	590	1820	890
Estrato 3	1000	265	180	10000	1835	915	500000	4875	1805	60000	2580
Estrato 4	Superior	1000	310	Superior	10000	2315	Superior	500000	7830	Superior	60000
Estrato 5		Superior	1000		Superior	10000		Superior	500000		Superior
Estrato 6			Superior			Superior			Superior		

Se replicó la metodología de Dalenius-Hodges para el catastro 2018 con corte a diciembre 2018, con 327.152 clientes divididos por tipo de consumo como se indica en la Tabla 3.6. Con una participación de los grupos de consumo representado en la Figura 3.3.

Tabla 3.6 Cantidad de clientes por grupo de consumo

Grupo de consumo	Cantidad de clientes
Residencial	288.561
Comercial	28.363
Industrial	5.182
Otros	5.046
Total	327.152

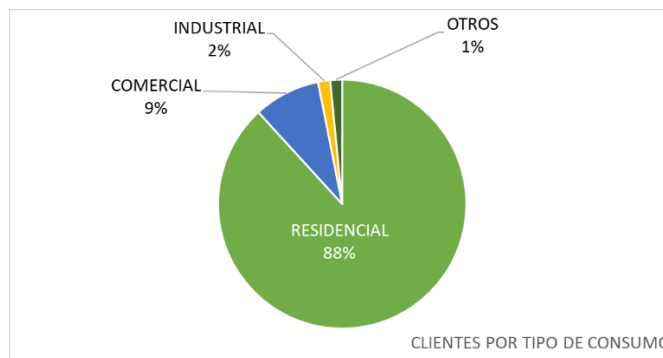


Figura 3.3 Participación de clientes por grupos de consumo.

Los resultados obtenidos para el proceso de estratificación fueron similares a los obtenidos por el estudio anterior, por lo que se considera el mantener los estratos y coeficientes de conversión ya establecidos.

La amplitud utilizada para los grupos de consumo fue para Residencial 5, Comercial 10, Industrial 25 y Otros 10 con el afán de encontrar tablas de frecuencias de clase uniformes con amplitud relativamente baja a los valores promedio de consumos. Se ha elegido para la evaluación de la estratificación 3,4,5 estratos presentado los siguientes resultados.

Tabla 3.7 Resumen de estratos por grupo de consumo y particiones base 2018.

Amplitud	5	10	25	10
----------	---	----	----	----



Grupo de consumo	Residencial			Comercial			Industrial			Otros	
	3	4	5	3	4	5	3	4	5	3	4
Estrato 1	96	73	60	300	194	143	440	277	206	428	261
Estrato 2	230	148	114	1382	642	410	2925	1123	632	1974	931
Estrato 3	1000	297	192	10000	2095	1005	500000	5662	1956	60000	2727
Estrato 4	Superior	1000	357	Superior	10000	2655	Superior	500000	9844	Superior	60000
Estrato 5		Superior	1000		Superior	10000		Superior	500000		Superior
Estrato 6			Superior			Superior			Superior		

3.1.2.3 Determinación de potencia y energía de las cargas

CENTROSUR dispone de procesos formalizados para calcular el consumo de potencia y energía mensual a partir de la información del CIS tanto para alumbrado público como para sus clientes, cuando no se cuenta con el dato de placa o medición respectivamente. Esta información calculada se registra en el SIG con los respectivos campos para cada cliente, como son: el valor promedio mensual de su consumo, la potencia máxima de los clientes con demanda y las respectivas características de cada luminaria como es el tipo de luminaria, potencia y horas de funcionamiento. [29]

A través de estudios de investigación de la carga, CENTROSUR ha establecido un factor de conversión del consumo mensual de energía a un valor de potencia máxima para cada cliente como se muestra en la Tabla 3.8. Este factor de conversión está en función del estrato al que pertenece, el factor de carga, el factor de demanda y número de horas promedio mensuales en un año. El cálculo de energía para luminarias está normado y se lo realiza en función de la regulación CONELEC No 005/14 presentada en el portal institucional de la Agencia de Regulación y Control de Electricidad (ARCONEL).

Las ecuaciones que permiten el cálculo de la potencia máxima para cada cliente son las siguientes.

$$F_c = \frac{F_d}{F_{conv} * m} \tag{3.1}$$



$$D_{max} = F_{conv} * E \quad (3.2)$$

En donde:

F_c : es el factor de carga.

F_d : es el factor de demanda.

F_{conv} : es el factor de conversión.

E : es la energía o consumo mensual.

D_{max} : es la potencia o demanda máxima.

m : es el número de horas promedio mensuales al año.

Luego del proceso de formalización, se encontraron los siguientes factores de conversión para cada grupo y tipo de consumo.

Tabla 3.8 Factores normalizados para cada grupo de consumo y estrato.

Grupo de consumo	Estrato kWh	Factor de Carga	Factor de demanda	Factor de conversión
Residencial	60	0.493	1.00	0.00277609
Residencial	110	0.542	1.00	0.00252824
Residencial	180	0.582	1.00	0.00235342
Residencial	310	0.656	1.00	0.00208707
Residencial	Superior	0.752	1.00	0.00182264
Comercial	290	0.623	0.752	0.00165328
Comercial	1235	0.707	0.910	0.00176398
Comercial	Superior	0.709	0.924	0.00178317
Industrial	410	0.492	0.560	0.00155916
Industrial	2520	0.630	0.544	0.00118260
Industrial	Superior	0.873	0.771	0.00121012
Otros	405	0.650	0.978	0.00206287
Otros	1820	0.693	0.985	0.00194601
Otros	Superior	0.721	0.674	0.00128174

3.2 Mapa del año base.

El catastro 2018 es información de entrada para elaborar los mapas de densidad del año base, además se definió una resolución de cuadrículas de 100x100m a lo

largo del área de concesión. Se subdividió cada cuadrícula según cada uno de los tipos de clientes residencia, comercial, industrial y otros, presentándose respectivamente en las siguientes figuras.

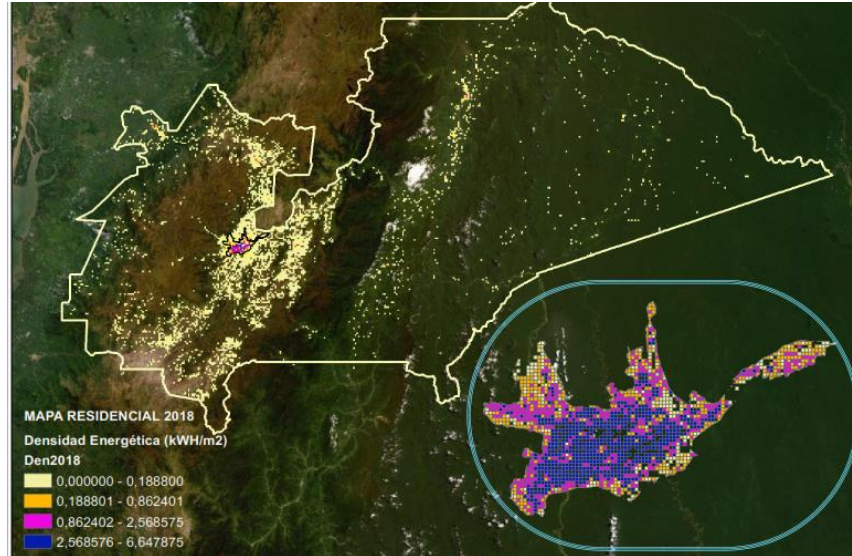


Figura 3.4 Mapa de densidad para el área de concesión de CENTROSUR, clientes tipo residencial.

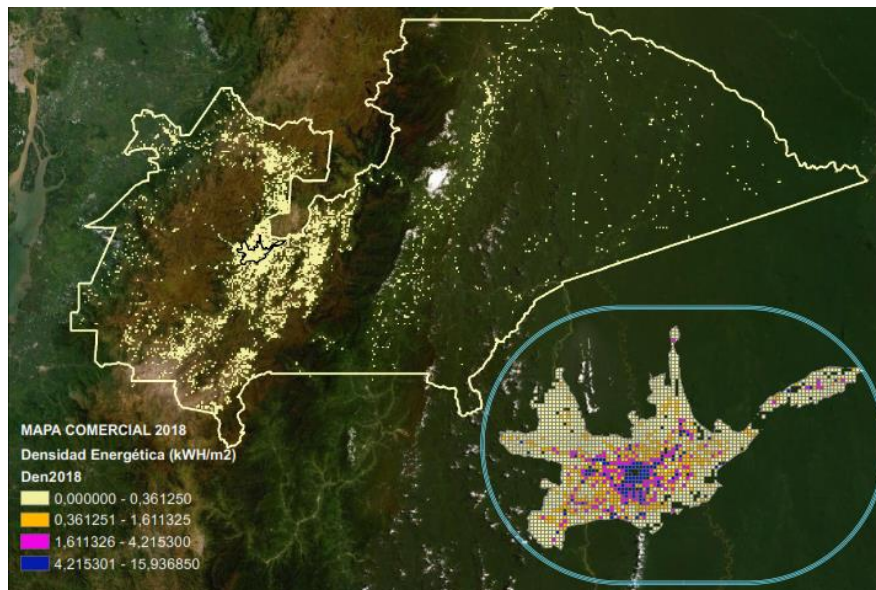


Figura 3.5 Mapa de densidad para el área de concesión de CENTROSUR, clientes tipo comercial.

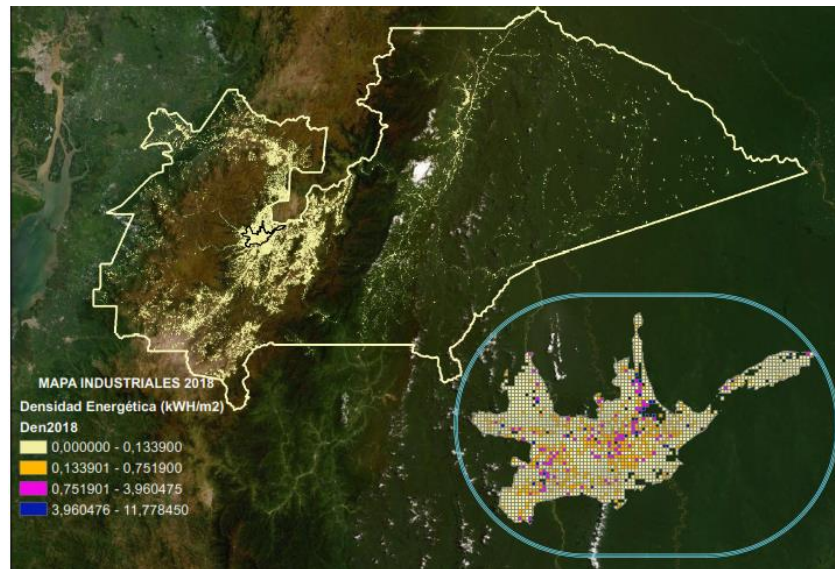


Figura 3.6 Mapa de densidad para el área de concesión de CENTROSUR, clientes tipo industrial.

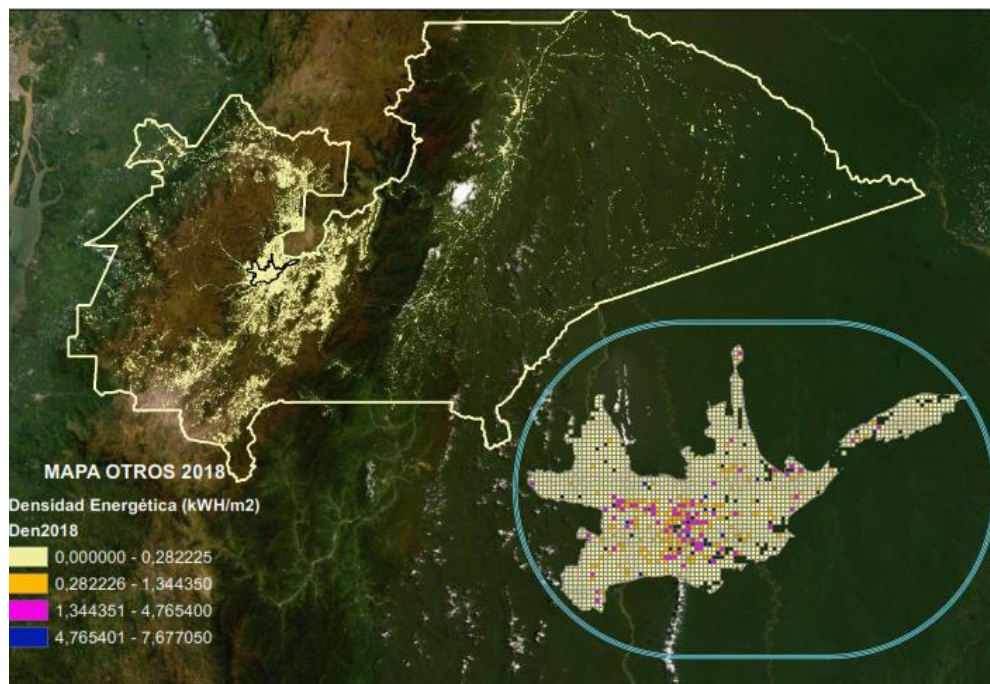


Figura 3.7 Mapa de densidad para el área de concesión de CENTROSUR, clientes tipo otros.

3.3 Herramientas digitales.

3.3.1 ArcGis.

Es una herramienta de geo procesamiento, que facilita el manejo y análisis de información geográfica desarrollado por la compañía Esri. Sus distintos “toolboxes” y la capacidad de programar funciones en lenguaje Python hacen que sea un software robusto para distintas tareas. En la Figura 3.8 se muestra la interfaz gráfica de ArcGIS.

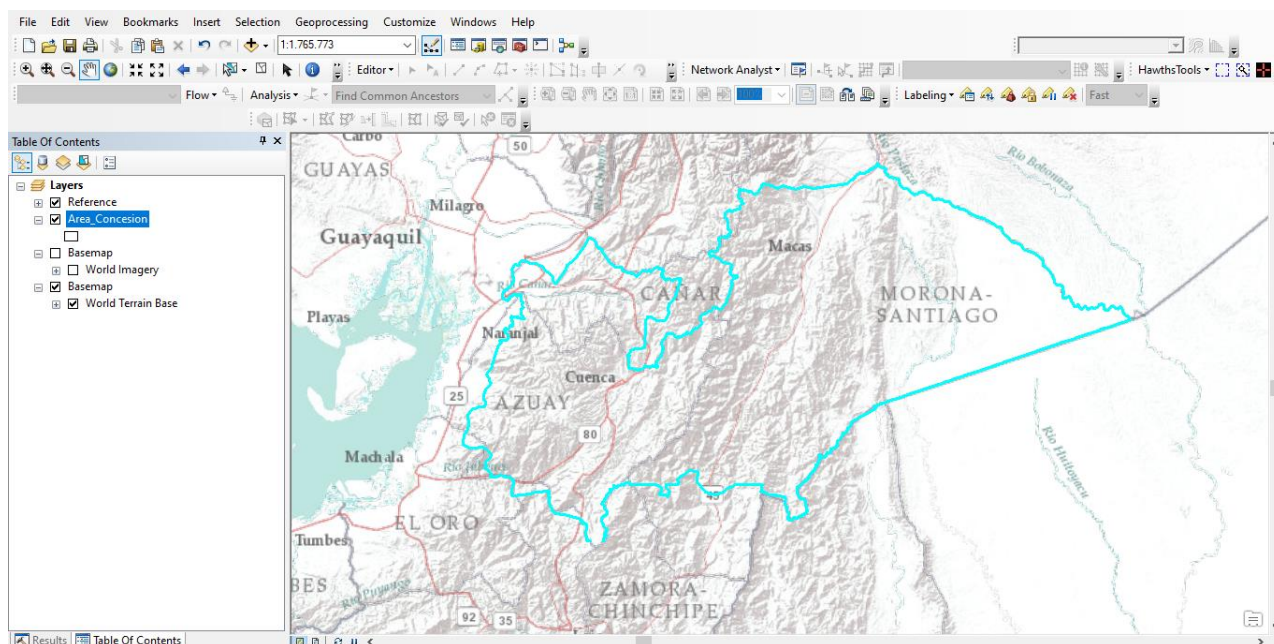


Figura 3.8 Entorno gráfico de ArcGIS

El geoprocésamiento proporciona un amplio conjunto de herramientas para realizar tareas SIG que van desde simples zonas de influencia y superposiciones de polígonos a complejos análisis de regresión y clasificación de imágenes. Los tipos de tareas que se van a automatizar pueden ser rutinarias, por ejemplo, alternar un grupo de datos de un formato a otro o las tareas pueden ser complejas, como por ejemplo, calcular las rutas óptimas a través de la red de transporte, predecir la ruta de un incendio, analizar y buscar patrones en ubicaciones de delitos, predecir qué áreas son propensas a derrumbes o predecir los efectos de inundación de una tormenta. [30]

3.3.2 Deep Network Designer Toolbox.

Es un cuadro de herramientas ofrecido por Matlab R2019b, la cual tiene una similitud a Neural Network Toolbox™ en versiones anteriores, la herramienta proporciona un marco para diseñar e implementar redes neuronales profundas con algoritmos, modelos entrenados y aplicaciones. Se puede utilizar redes neuronales convolucionales (ConvNets, CNN) y redes de memoria a largo plazo (LSTM) para realizar la clasificación y regresión en imágenes, series temporales y datos de texto. De manera global Deep Learning Toolbox permite entrenar redes de aprendizaje profundo para clasificación, regresión y aprendizaje de características en imágenes, series temporales y datos de texto.[31]

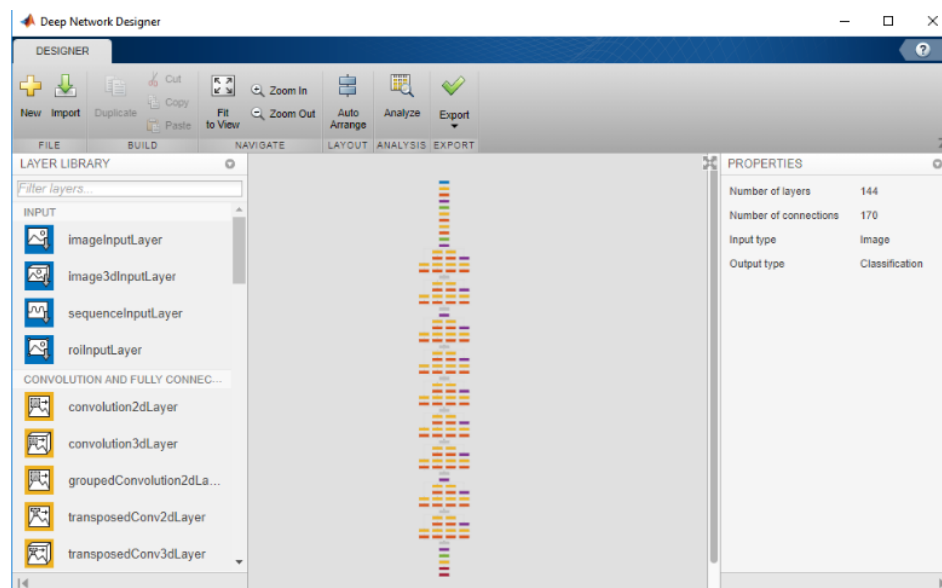


Figura 3.9 Deep Network Designer Toolbox.

La Figura 3.9 muestra el área de trabajo del Toolbox como un entorno gráfico donde se puede editar la arquitectura de red y monitorear el progreso de la capacitación. En la parte de la izquierda están presentes las distintas capas disponibles para la construcción de la red y a la derecha de la ventana se encuentra las propiedades de cada capa para su respectiva modificación.

Matlab permite importar la arquitectura de red generada en la ventana hacia un archivo code(.m) para adecuarlo a la tarea a realizar. De igual manera se puede

partir desde la creación de red mediante líneas de código y exportar el archivo a Deep Network Designer Toolbox para una apreciación gráfica de la arquitectura de red.

3.3.3 Fuzzy Logic Toolbox.

Los sistemas basados en lógica difusa pueden ser diseñados, analizados y simulados mediante Fuzzy Logic Toolbox, además proporciona diferentes funciones, aplicaciones y un bloque Simulink para el tratamiento de las funciones de inferencia lógica (FIS), la herramienta está disponible desde Matlab2016a y a lo largo del tiempo ha sido mejorado con nuevas funciones.

La caja de herramientas le permite modelar comportamientos complejos del sistema utilizando reglas lógicas simples y luego implementar estas reglas en un sistema de inferencia difuso. Puede usarlo como un motor de inferencia difusa independiente.

[32]

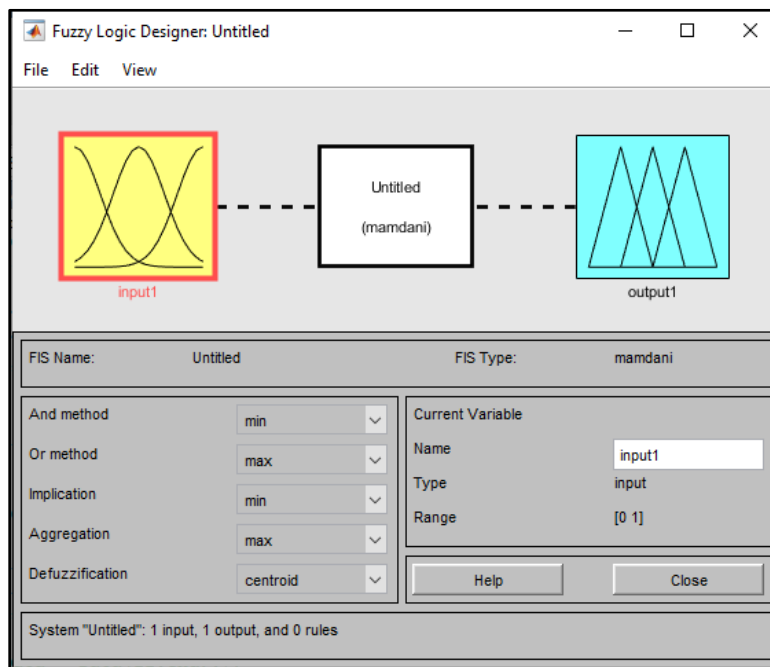


Figura 3.10 Fuzzy Logic Designer Toolbox



La Figura 3.10 muestra la interfaz gráfica del toolbox, donde se puede diseñar la red difusa, partiendo de la selección del tipo de sistema que se desea (Mamdani o Sugeno), además se puede seleccionar cada uno de sus parámetros como los métodos And u Or, los métodos ya sea de implicación o de agregación y el tipo de defuzzificación.

Matlab permite la interacción del worksheet y el toolbox mediante la exportación o importación del FIS, ofreciendo así la creación del mismo mediante programación lineal o por el uso del toolbox siendo esta última una manera gráfica de creación.

Los tipos de agrupamiento que ofrece Matlab son de gran ayuda, pues a partir de las entradas o salidas, crean funciones de pertenencia y asignan los grados de pertenencia, dispone de 3 diferentes tipos sus principales características se presentan en la Tabla 3.9.

Tabla 3.9 Tipos de agrupamientos, disponibles en Matlab [33]

Tipo de agrupamiento	Tipo de sistema difuso	Funciones de pertenencia entradas	Reglas difusas	Funciones de pertenencia salidas
Grid Partitioning	Sugeno	Cada variable de entrada tiene una función de pertenencia distribuida uniformemente, en función del número especificado.	Una regla para cada combinación de funciones de pertenencia de entrada. El consecuente de cada regla corresponde a una función de pertenencia de salida diferente	Una función de membresía de salida para cada regla difusa
Subtractive Clustering	Sugeno	Cada entrada tiene una función de pertenencia tipo "gauss" para cada agrupamiento difuso	Una regla por cada agrupamiento difuso	A cada agrupamiento le corresponde una salida con función de pertenencia "lineal"



FCM Clustering	Mamdani or Sugeno	Cada entrada tiene una función de pertenencia tipo "gauss" para cada agrupamiento difuso	Una regla por cada agrupamiento difuso	A cada agrupamiento le corresponde una salida con función de pertenencia "gaussiana" si es Mamdani o "lineal" en el caso de Sugeno.
----------------	-------------------	--	--	---

3.3.4 Python/Pytorch

Python es un lenguaje de programación de código abierto, ya que soporta la programación orientada a objetos, programación imperativa y funcional. Administrado por Python Software Foundation que desde su creación en los años 80 su evolución ha sido significativa hasta la actualidad, ya que es uno de los lenguajes de programación más usado.

Existen distintas librerías enfocadas a distintas tareas, para nuestro análisis se usó la librería Pytorch enfocada en machine learning, redes neuronales. Es una alternativa emergente que está ganando tracción rápidamente gracias a su facilidad de uso, robustez, rapidez gracias a su capacidad nativa para ejecutar en la GPU o tarjeta gráfica, lo que permite acelerar procesos tradicionalmente lentos como el entrenamiento de modelos. Es la librería principal de Facebook para aplicaciones de aprendizaje profundo. Sus elementos fundamentales son los tensores, que se pueden equiparar con vectores de una o varias dimensiones [34].

3.4 Criterios para evaluación de la metodología.

La precisión de las redes Neuronales y lógica difusa puede ser evaluada por medio de distintos criterios, para el estudio realizado se analizó mediante la aplicación del Error Cuadrático Medio (MSE) y Porcentaje de Error Medio Absoluto (MAPE), cada criterio corresponde al error existente entre dos conjuntos de datos (Real y Proyectado) la diferencia entre los valores de test y los proyectados por los algoritmos.



3.4.1 Porcentaje de Error Medio Absoluto (MAPE)

Este criterio de evaluación hace referencia al error porcentual, es decir, indica qué tan grandes son los errores de pronóstico en comparación con los valores reales, se calcula hallando el error absoluto para cada uno de los períodos, multiplicado por el inverso del valor real del período correspondiente, y dividido entre N (número de salidas evaluadas)

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|Real_i - Predicho_i|}{Real_i} \quad (3.3)$$

3.4.2 Error medio cuadrático (MSE - Mean Square Error).

Este valor se obtiene realizando la sumatoria de cada residuo del período elevado al cuadrado, y dividiendo entre N. Para que el pronóstico sea ideal se espera que el resultado del EMC tienda a 0.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Real_i - Predicho_i)^2 \quad (3.4)$$

3.4.3 Coeficiente Kappa

El coeficiente de Kappa evalúa la similitud entre dos variables, principalmente la comparación entre dos mapas basado en la comparación entre pares de celdas [35]. Por lo tanto, los pequeños desplazamientos entre los mapas se consideran errores y se informa el mismo error incluso si el desplazamiento es de n celdas o una celda.

Tabla 3.10 Niveles de confianza para el valor k.

Valor de k	Fuerza de la concordancia
< 0.20	Pobre
0.21 – 0.40	Débil
0.41 – 0.60	Moderada
0.61 – 0.80	Buena



0.81 – 1.00

Muy bueno

El factor kappa se lo puede definir como:

$$\kappa = \frac{\text{Pr}(a) - \text{Pr}(e)}{1 - \text{Pr}(e)} \quad (3.5)$$

Donde $\text{Pr}(a)$ la probabilidad de que una celda sea clasificado por los dos observadores o evaluadores en la misma categoría, y $\text{Pr}(e)$ es la probabilidad de que los dos observadores concuerden por razones exclusivamente atribuibles al azar [36].

En consecuencia, el valor de κ simplemente es la razón entre el exceso de concordancia observado más allá del atribuible al azar y el máximo exceso posible. Si los evaluadores están completamente de acuerdo, entonces $\kappa = 1$. Si no hay acuerdo entre los calificadores distinto al que cabría esperar por azar $\kappa = 0$. Por lo que la Tabla 3.10 define los niveles de concordancia del valor κ .



Capítulo 4

MAPAS HISTÓRICOS Y METODOLOGIAS APLICADAS

Los datos históricos (PIB, población, clientes y energía) juegan un papel fundamental para las metodologías aplicadas de proyección por lo que se realiza una recolección desde el 2006 hasta el año base 2018, las instituciones encargadas de dicha información son el Banco Central del Ecuador (BCE), el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC) y la Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A. La información recolectada permitirá crear mapas de densidad energética para cada año respectivo, así como también se podrá observar las variaciones del PIB y población a lo largo de los años, siendo esta información base para la proyección tendencial realizada hasta el año 2028. La metodología aplicada para Redes Neuronales será la de Kaastra-Boyd mientras que para Lógica Difusa se implementará la metodología de Wan-Kosko detalladas a lo largo de este capítulo.

4.1 Mapas históricos

La creación de los mapas históricos se realizó mediante ArcMap con la recopilación y agrupación en cuadrículas geográficas de los históricos de consumo de energía anual de los clientes para el período 2006-2018, éstos serán ocupados a nivel cantonal como datos de ingreso para los algoritmos de proyección. Se subclasifica las cuadrículas por tipo de cliente y se presentan los mapas correspondientes a los años 2006, 2010 y 2015 para el tipo residencial. Los mapas de densidad para los clientes comerciales, industriales y otros se presenta en el Anexo 1.

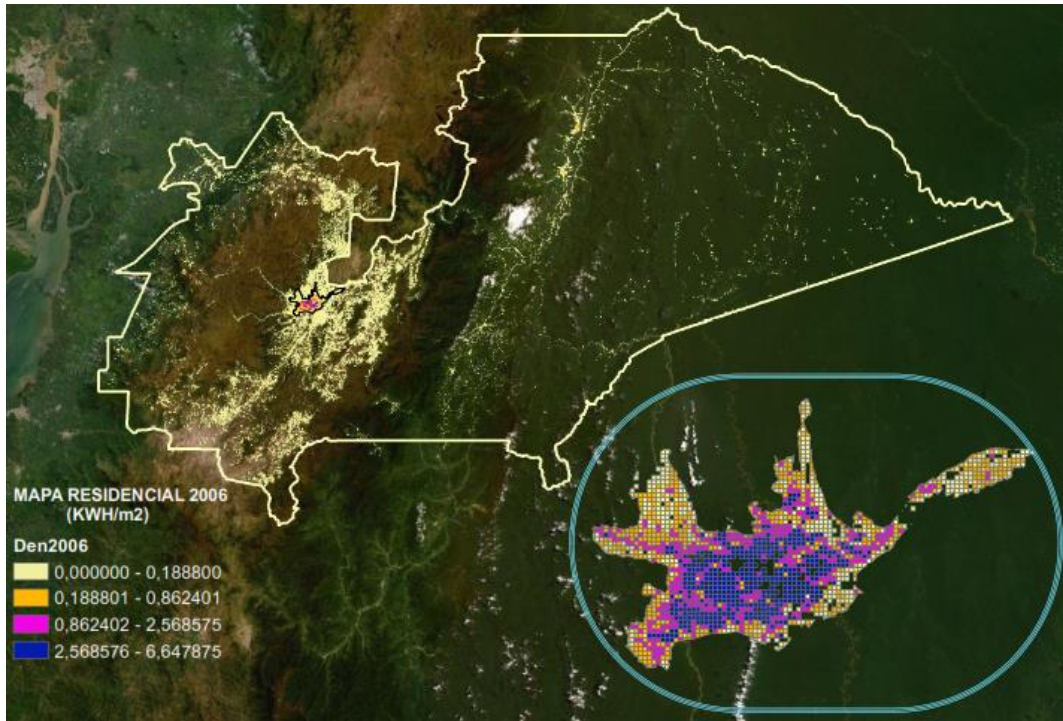


Figura 4.1 Densidad de energía 2006, clientes tipo residencial.

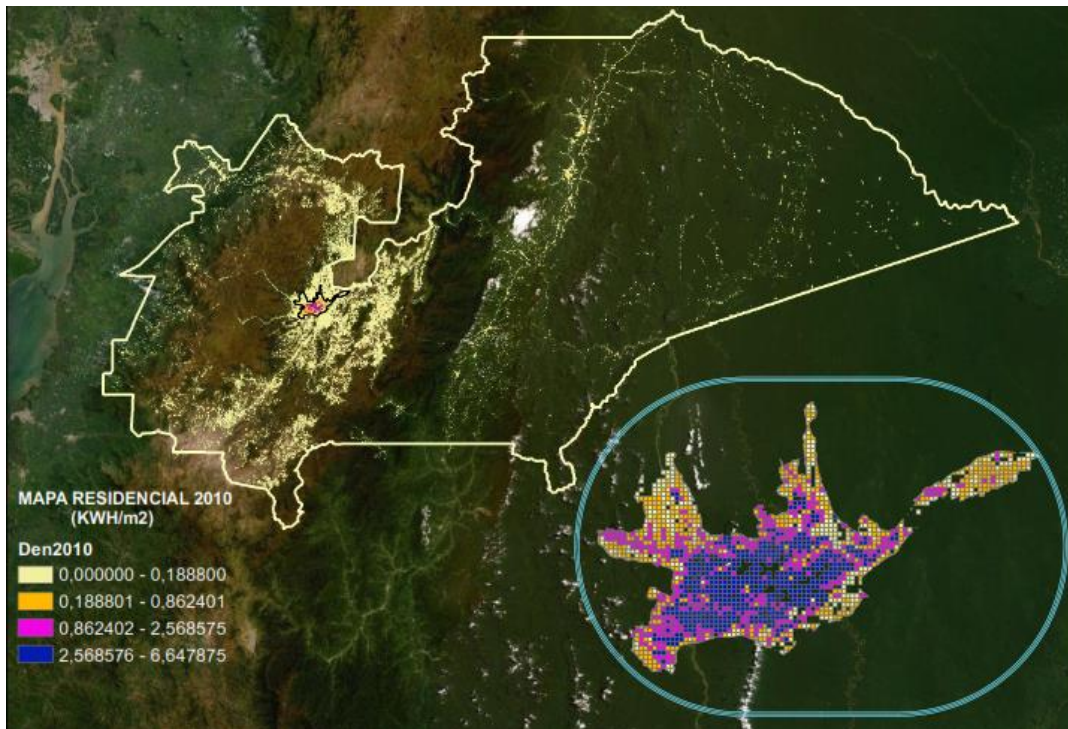


Figura 4.2 Densidad de energía 2010, clientes tipo residencial

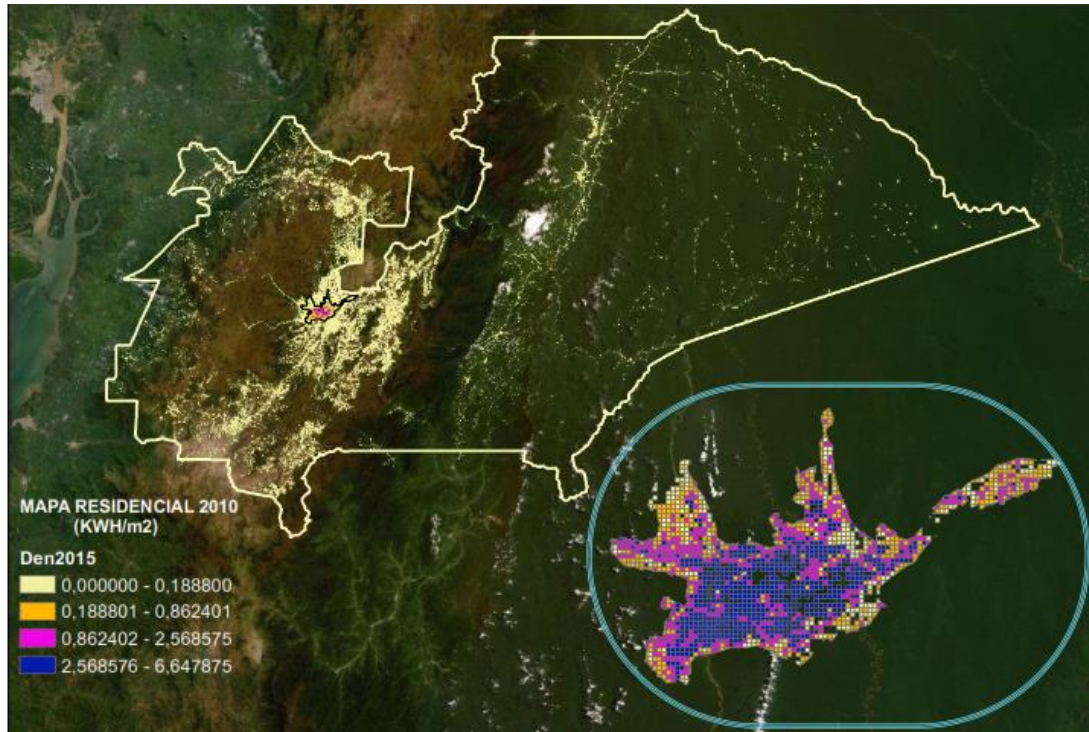


Figura 4.3 Densidad de energía 2015, clientes tipo residencial

En las figuras se presenta la densidad de energía (KWh/m^2), las zonas con color azul corresponden a las áreas de alta densidad de demanda pertenecientes a la zona urbana del área de concesión, mientras que el color amarillo representa las áreas de baja densidad de energía. Los colores intermedios representan densidad baja y media que ubican a las zonas suburbanas.

4.2 Datos de ingreso.

Como información de entrada al algoritmo se escoge dos tipos de determinantes relacionadas con la demanda de energía, se trabaja tanto con el PIB ecuatoriano tomado del BCE como variable macroeconómica, la población obtenida de los censos realizados en 1999 y 2010 por INEC que representa una variable demográfica y el número de clientes tomado de CENTROSUR.

La relación de las entradas con la energía se estima mediante un factor de correlación, entre los valores anuales de energía obtenidos por el CIS con los valores obtenidos del PIB y población. Se presenta los resultados de la correlación



Tabla 4.1, apreciándose la intrínseca relación entre la demanda de energía con PIB y Población.

Tabla 4.1 Factor de correlación

Variables	Factor de Correlación
Energía-PIB (kwh-\$)	0.83
Energía – Población (kwh-unidad)	0.991

Como se puede observar el factor de correlación encontrado para población es cercano a uno, que es lo ideal por lo que se demostró una mejor relación con la demanda de energía anual observado también en la Figura 4.4, en el caso del PIB el factor resulta ser menor, es decir, la variación del mismo no está totalmente relacionada con las variaciones de la demanda como se observa en la Figura 4.5.

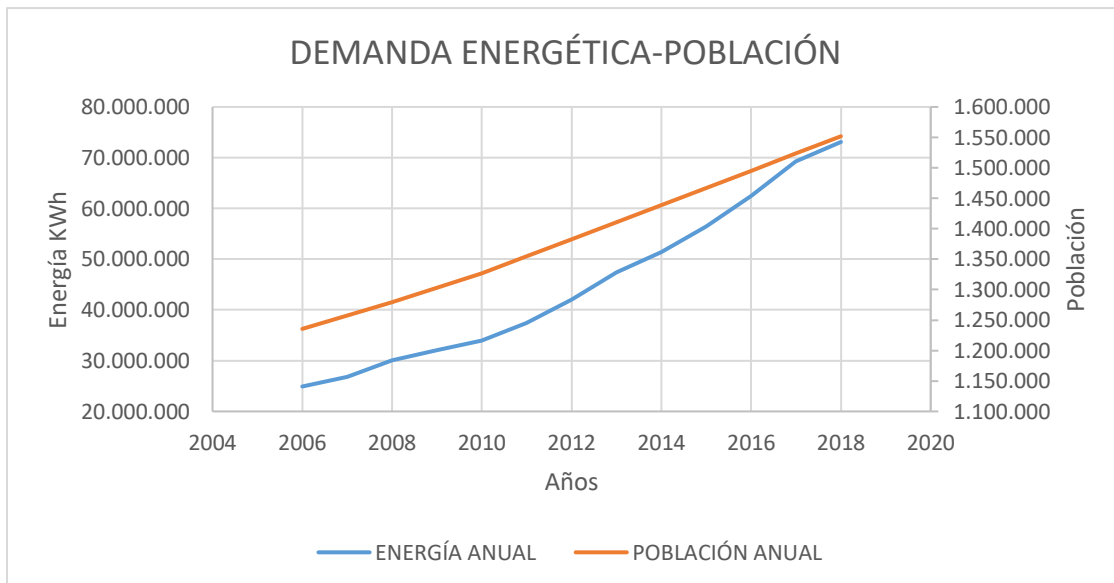


Figura 4.4 Relación de demanda energética con población

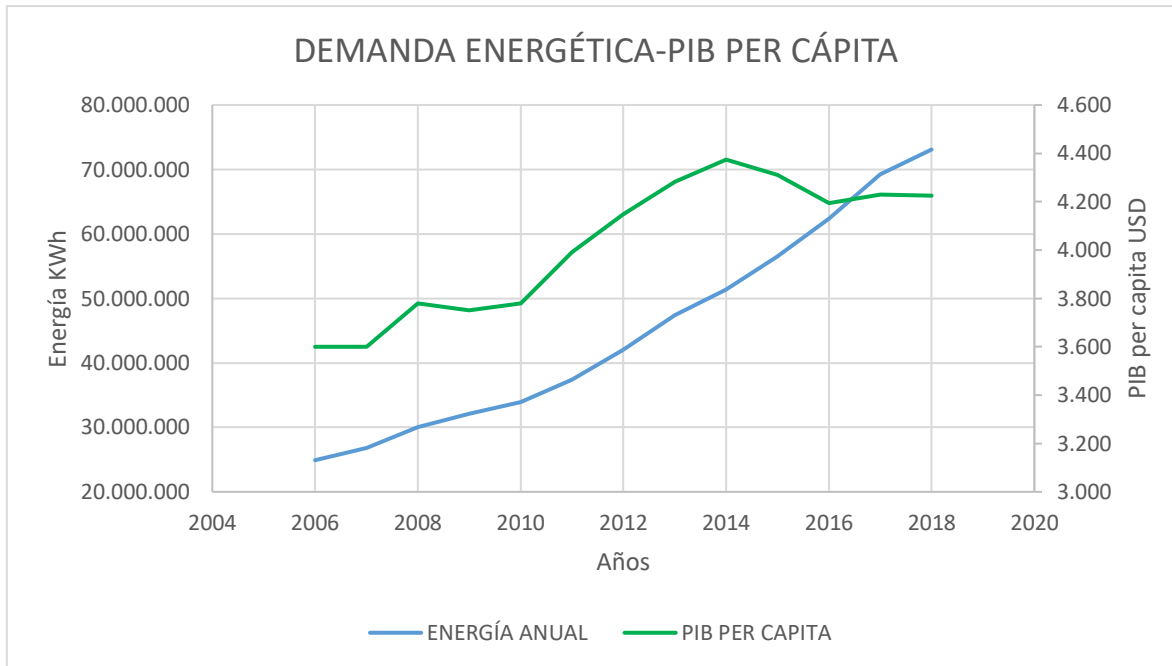


Figura 4.5 Relación de demanda energética con PIB per cápita

4.2.1 Históricos del PIB Ecuatoriano

El BCE brinda los valores del PIB per cápita desde el año 2002 hasta el año 2018, al no ser posible conseguir una proyección del PIB realizada por organismos oficiales nacionales o internacionales, se mantuvo la tasa de crecimiento prevista por el BCE para el 2023 (0,4%) en el resto de años. Bajo las siguientes consideraciones [37] .

- El PIB crecerá menos del 2% anual en los próximos 5 años.
- El PIB per cápita permanecerá estancado. Es decir, la población crece más rápido que la economía.
- Ventas no logran alcanzar el nivel que tenían previo a la crisis.

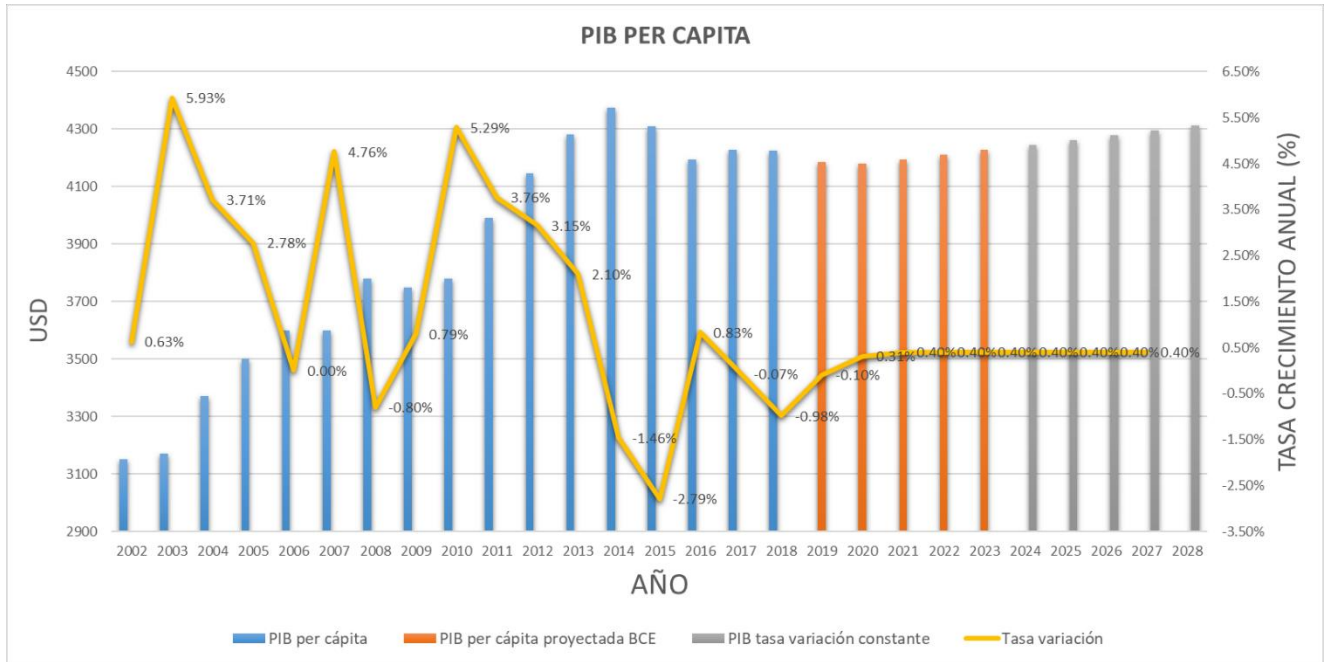


Figura 4.6 Históricos y proyección PIB per cápita

Debido a la información disponible se decidió elegir el PIB per cápita, que determina el aporte por persona al PIB general, por lo que a nivel cantonal se encuentra al multiplicarlo por las proyecciones de habitantes y las poblaciones históricas. El Anexo 2 contiene los valores PIB para cada uno de los cantones.

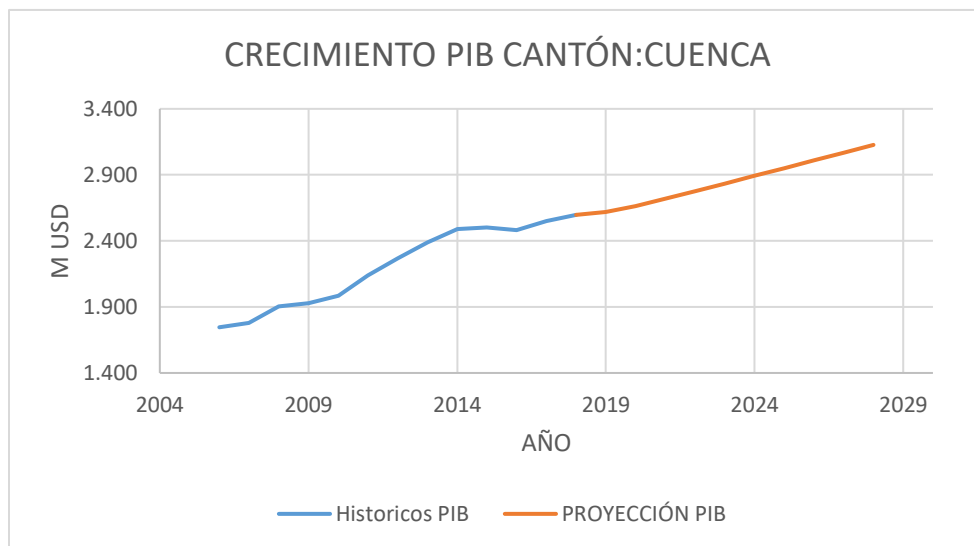


Figura 4.7 Crecimiento del PIB y proyección para el cantón Cuenca

4.2.2 Históricos de la población ecuatoriana

La recopilación de datos de la población a nivel cantonal es adquirida desde el repositorio de INEC [38]. Que para el período comprendido entre 2010 y 2030 ha realizado una proyección mediante el método de componentes demográficos [39] con la información de los censos realizados en 1999 y en el 2010.

Se toma los valores ofrecidos por la proyección y los históricos como verdaderos, al recoger la información necesaria comprendida entre los años 2006-2018 para cada uno de los cantones pertenecientes al área de concesión.

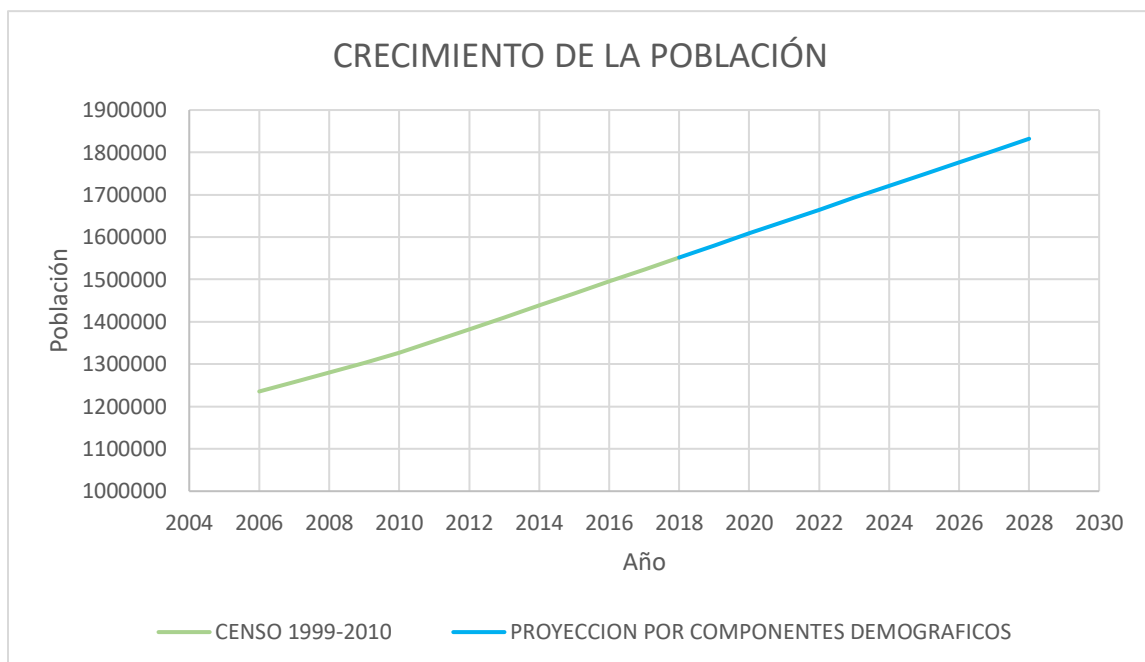


Figura 4.8 Crecimiento poblacional y proyección de los cantones que forman el área de concesión de CENTROSUR

El Anexo 2 contiene de igual manera las proyecciones e históricos para cada uno de los cantones.

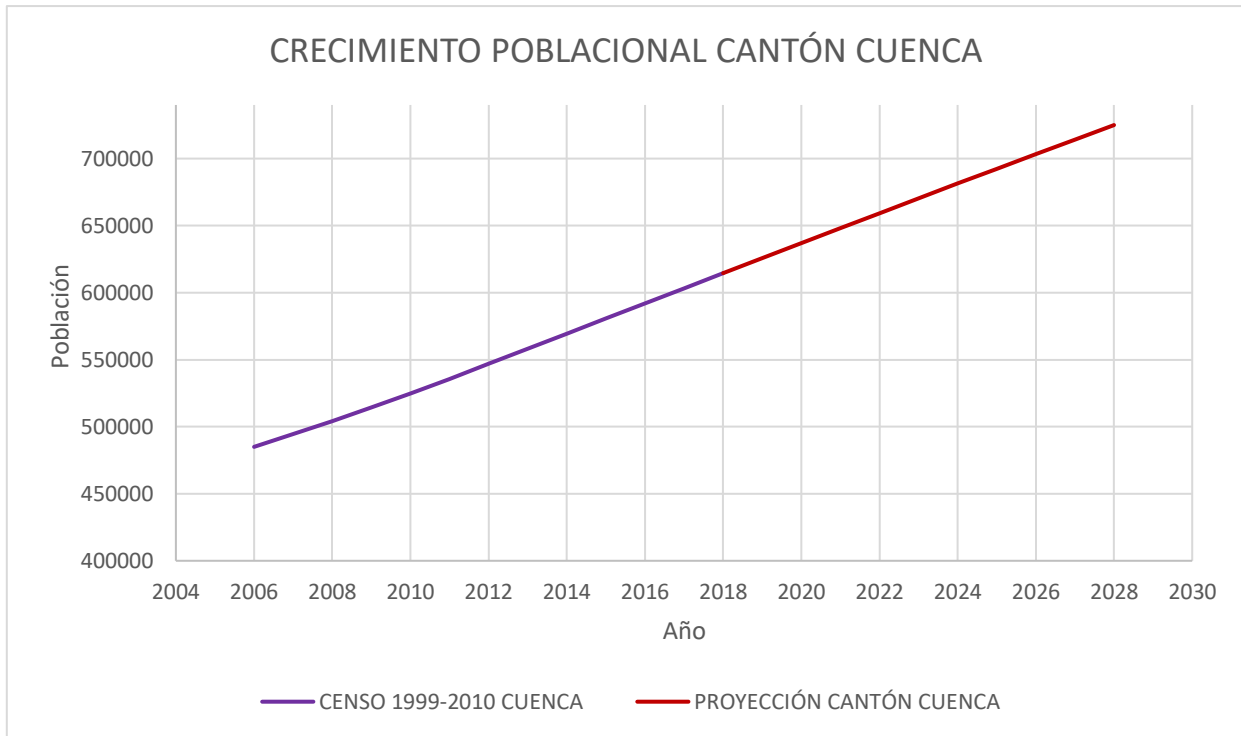


Figura 4.9 Crecimiento poblacional y proyección para el Cantón Cuenca

Tabla 4.2 Población 2010-2018-2028 cantón Cuenca

CENSO 2010	PROYECTADA INEC 2018	PROYECTADA INEC 2028
524.563	614.539	724.994

4.2.3 Históricos de clientes CENTROSUR.

El histórico por tipo de clientes para cada uno de los cantones se recopiló con la ayuda del GIS dentro del período de tiempo 2006-2018, para el período de proyección se realizó una regresión lineal de los datos hasta el 2028.

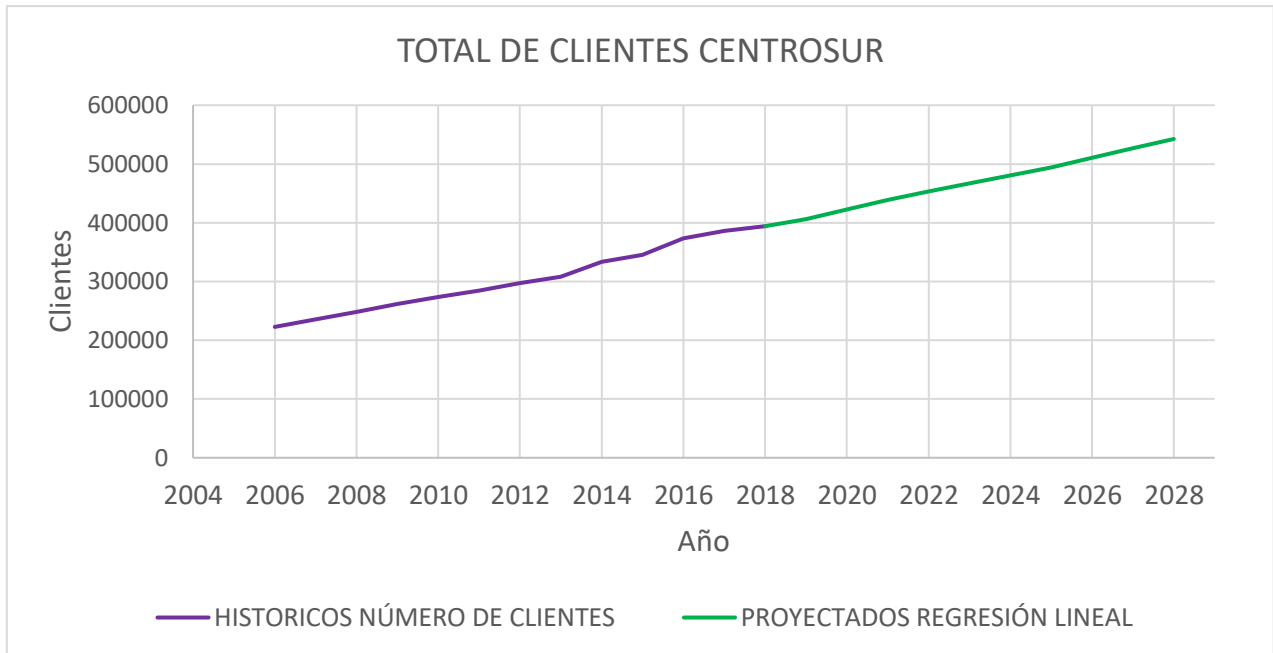


Figura 4.10 Crecimiento histórico de clientes totales y proyección.

4.2.4 Datos de demanda de energía anual

Para la recolección de datos históricos de la demanda de energía anual se ocuparon los catastros del CIS, cada cliente ha sido asignado a las cuadrículas creadas para el año base, generando así históricos de demanda anual, para luego con técnicas de geoprocésamiento asignarlos a cada uno de los cantones.

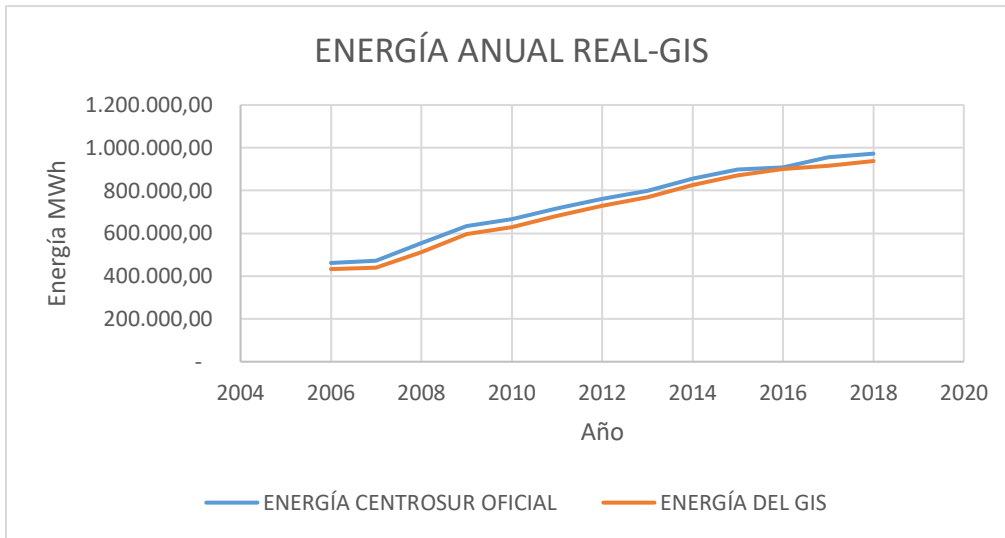


Figura 4.11 Históricos de energía sistema CENTROSUR real-Gis

La Figura 4.11 presenta la diferencia que existe entre la energía anual total registrada por CENTROSUR y la energía resultante de las técnicas de geo procesamiento del GIS. Esta diferencia resulta de los clientes no geo-referenciados, re facturaciones y pérdida de datos en la asignación de códigos por usuario en el geo-procesamiento. La energía correspondiente a cada cantón se presenta en el anexo 2.

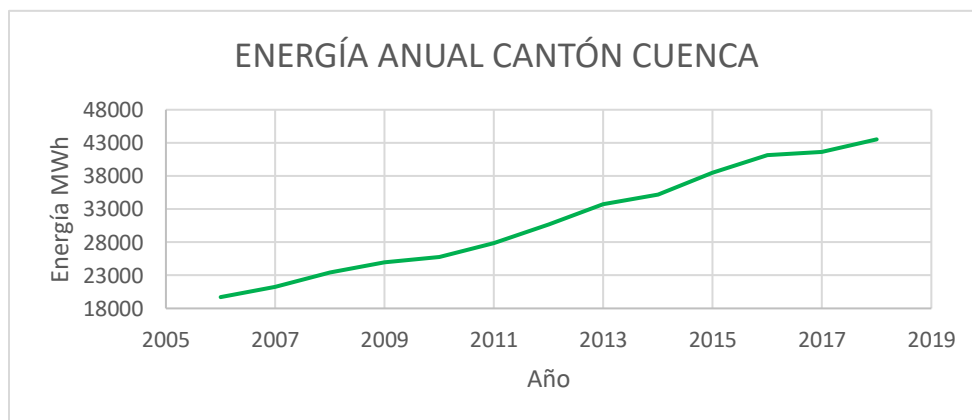


Figura 4.12 Históricos de energía anual del cantón Cuenca



4.2.5 Factores espaciales.

Los factores espaciales presentes en la Tabla 4.3 dan información geográfica del sitio, cada cuadrícula posee históricos de estas características, al conformar una base de datos para el proceso de entrenamiento de la red y la simulación. Están categorizados en 3 grupos (de proximidad, de locales y de entorno).

Tabla 4.3 Factores espaciales.

Factores Espaciales				
Item	Grupo	Nombre	Descripción	Tipo Feature
F1	Proximidad	Calles	Distancia entre cliente y avenidas, calles urbanas.	Line
F2	Proximidad	Centros comerciales	Distancia entre cliente e infraestructura comercial más cercana	Polygon
F3	Proximidad	Espacios culturales	Distancia existente entre cliente museos, casas comunales.	Polygon
F4	Proximidad	Centros educativos	Distancia entre cada cliente y centros educativos.	Polygon
F5	Proximidad	Lugares recreativos	Distancia entre cliente y áreas verdes.	Polygon
F6	Proximidad	Servicios de salud	Distancia entre cliente respecto a hospitales, centros de salud.	Polygon
F7	Proximidad	Servicios de seguridad	Distancia entre clientes y los UPC	Polygon
F8	Proximidad	Industrias	Distancia entre clientes y distintos tipos de industrias	Polygon
F9	Locales	Pendiente del suelo	Corresponde a la pendiente presente del terreno	Polygon
F10	Entorno	Consumidores	Define la cantidad de clientes por unidad de área.	Point

Cada tipo de cliente tiene distinta probabilidad de desarrollo en función de los factores, es decir, la clase industrial se inclina por sitios con superficies planas y cercanos a vías, los clientes residenciales tienen preferencia por lugares cercanos a centros educativos, administrativos y por último de tipo comercial tienden a lugares donde exista mayores clientes residenciales [3].

Factores de proximidad: hace referencia a la distancia existente entre los clientes y los distintos espacios públicos como parques, centros educativos, de salud, entre otros, también hace referencia a la proximidad a cantones y calles.



Factores locales: estos factores dan información sobre condiciones geográficas y topográficas del terreno como su pendiente, también establece sitios donde no puede existir un crecimiento o desarrollo.

Factores de entorno: Hace referencia a la vecindad de la cuadrícula analizada que determina una densidad en un área específica.

4.3 Metodologías aplicadas.

4.3.1 Lógica difusa

Para la implementación del sistema difuso se sigue la metodología propuesta por Wan y Kosko [40] que consta de 5 pasos:

1. Lista de entradas y salidas, selección de los operadores AND y OR, métodos de agregación e implicación, método de defuzzificación.
2. Para las variables de entrada/salida selección del comportamiento del valor de pertenencia [0,1]
3. Selección de la forma de las funciones de pertenencia.
4. Para cada entrada y salida definir el número de funciones de pertenencia.
5. Entrenamiento del modelo difuso.

1.1 Listado de variables entrada/salida

Los datos históricos de energía, población, clientes y PIB han sido recopilados y proyectados. Se presentan para el estudio dos casos de análisis, para ambos la variable dependiente será la energía anual difiriendo en las variables independientes como se indica en la Tabla 4.4.

Tabla 4.4 Entradas y salidas para los diferentes casos.

	Caso 1	Caso 2
Entradas	Población - PIB.	Clientes.
Salidas	Energía	Energía.

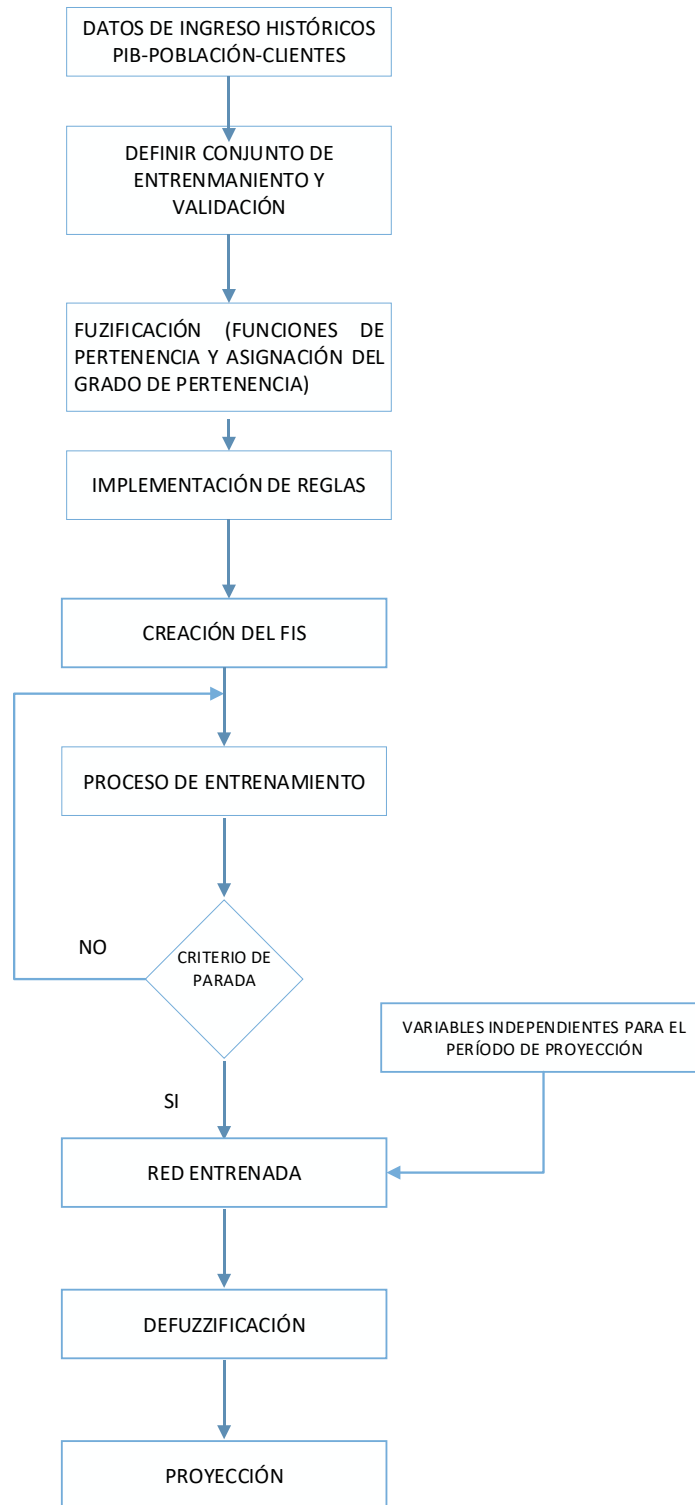


Figura 4.13 Diagrama de flujo para la implementación de Lógica Difusa.



Paso 1

1.2 Selección de los operadores And y Or.

Para la elección de los operadores AND y OR, se selecciona lo que sugiere por defecto el toolbox para un sistema de inferencia tipo Sugeno que son:

Operador AND: “Prod” hace referencia al producto de valores de entrada difusos.

Operador OR: “Probor” devuelve la suma algebraica de los valores de entrada difusos

1.3 Selección del método de agregación e implicación.

De igual manera que los operadores se escogieron los que están por defecto para un sistema de inferencia tipo Sugeno.

Método de agregación: “Sum” suma los conjuntos difusos consecuentes.

Método de implicación: “Prod” escala la función de pertenencia consecuente por el valor del resultado antecedente.

1.4 Selección del método de defuzzificación

El método seleccionado es aquel que viene por defecto para sistemas de inferencia Sugeno, que es “wtaver” y ocupa el promedio ponderado de todas las salidas de reglas para encontrar los resultados a las diferentes entradas.

Paso 2

Se une los pasos 2,3 y 4 sugeridos en la metodología a uno solo, ya que el tipo de sistema difuso implementado se encarga de seleccionar el grado de pertenencia y el número de funciones de pertenencia para cada una de las variables entrada/salida, con la ayuda de la agrupación de datos (Fuzzy Clustering y FCM

clustering), es posible identificar grupos naturales de un gran conjunto de datos para producir una representación concisa del comportamiento de un sistema, modelando mejor el comportamiento de los datos utilizando un número mínimo de reglas. Se ocupará además como forma de las funciones de pertenencia la conocida campana de gauss descrita matemáticamente en el capítulo 2.

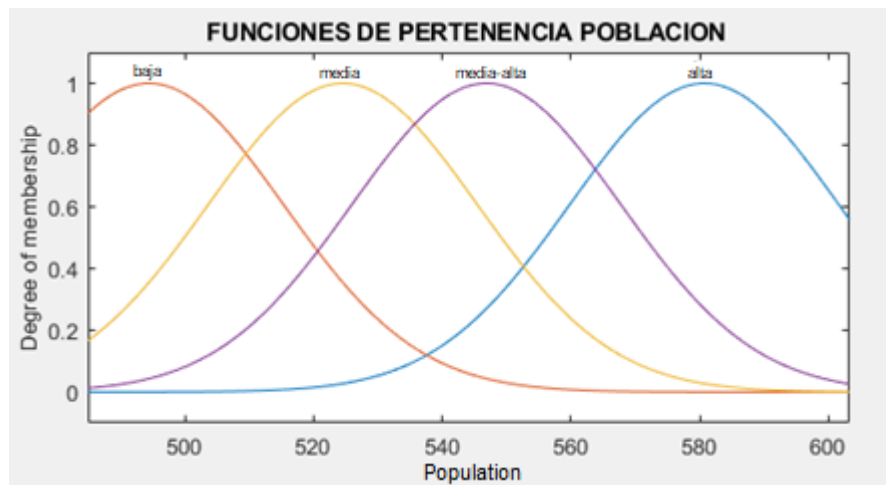


Figura 4.14 Función de pertenencia de la variable población del cantón Cuenca.

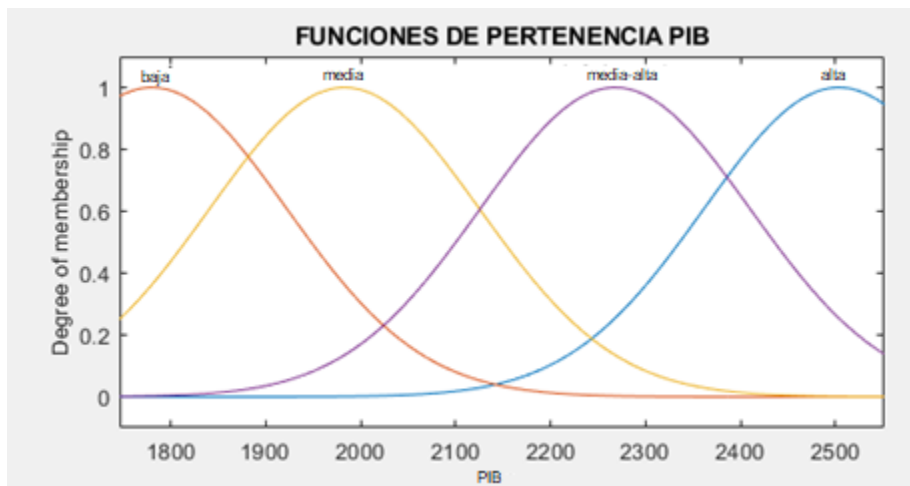


Figura 4.15 Función de pertenencia de la variable PIB del cantón Cuenca.

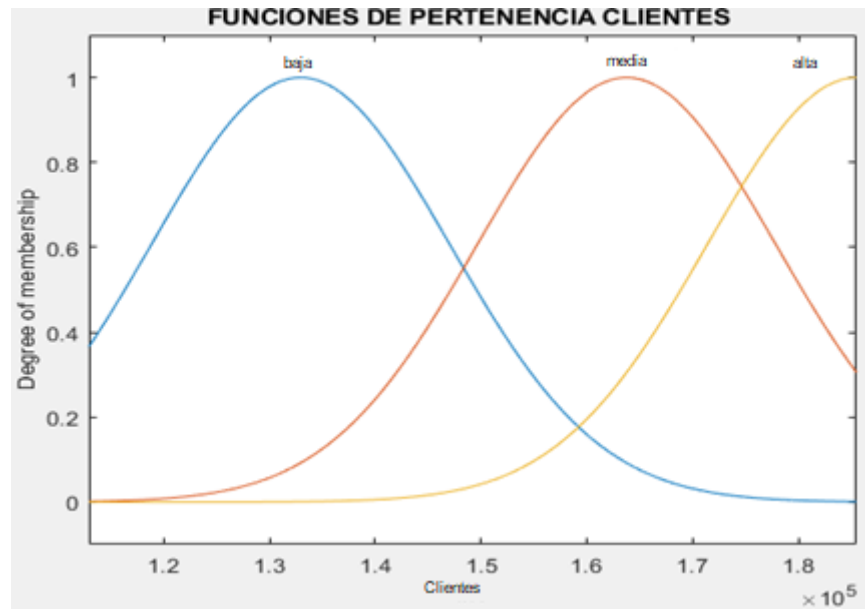


Figura 4.16 Función de pertenencia de la variable clientes residenciales del cantón Cuenca.

Paso 3

Para el entrenamiento de la red difusa se selecciono los históricos del período 2006-2015 o incluso se amplió el período hasta el 2017, debido a la necesidad de más históricos para que la red elegida modele de manera correcta el sistema y pueda proyectar la energía. Se utiliza el entrenamiento ANFIS descrito en el capítulo 2 que se encarga de ajustar las funciones de pertenencia tanto de entrada y salida, según los datos que han sido seleccionados para el entrenamiento.

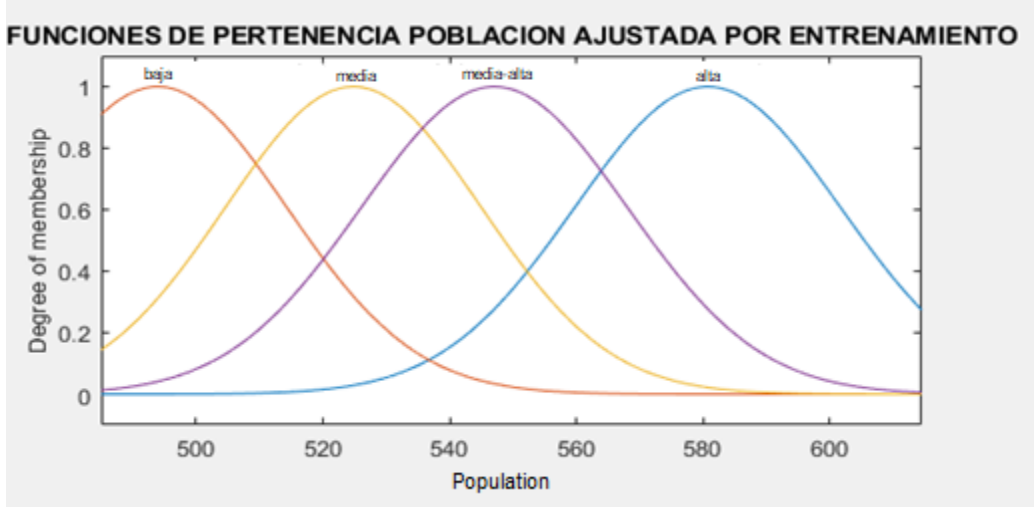


Figura 4.17 Funciones de pertenencia de la variable población del cantón Cuenca, ajustada luego por el entrenamiento.

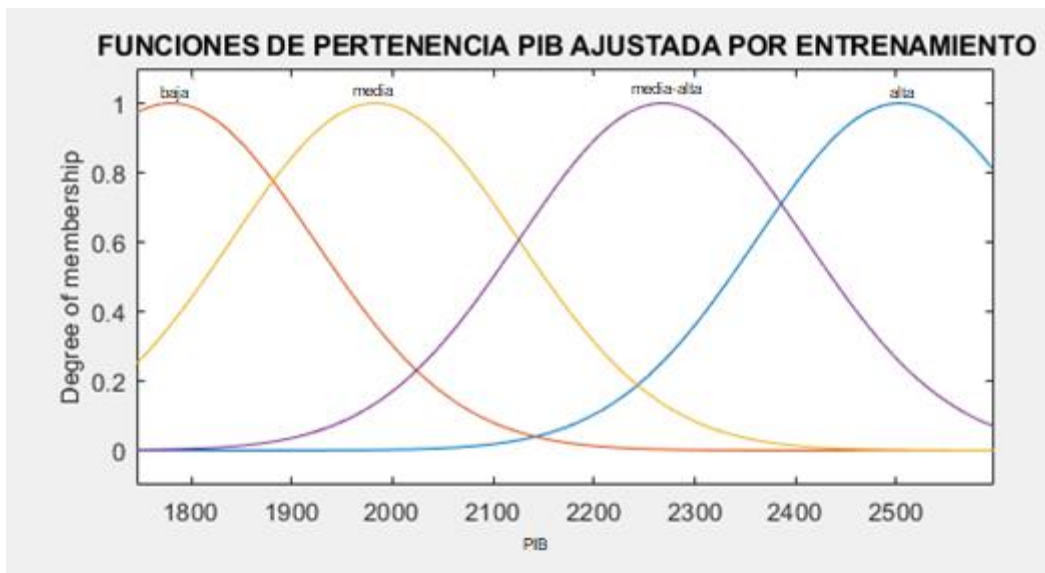


Figura 4.18 Funciones de pertenencia de la variable PIB del cantón Cuenca, ajustada luego por el entrenamiento.



Figura 4.19 Funciones de pertenencia de la variable clientes residenciales del cantón Cuenca, ajustada luego por el entrenamiento

Como criterio de parada se tiene el error cuadrático medio (ECM) propio del algoritmo, con objetivo 0 y el número de iteraciones que en este caso se ha establecido en 5000.

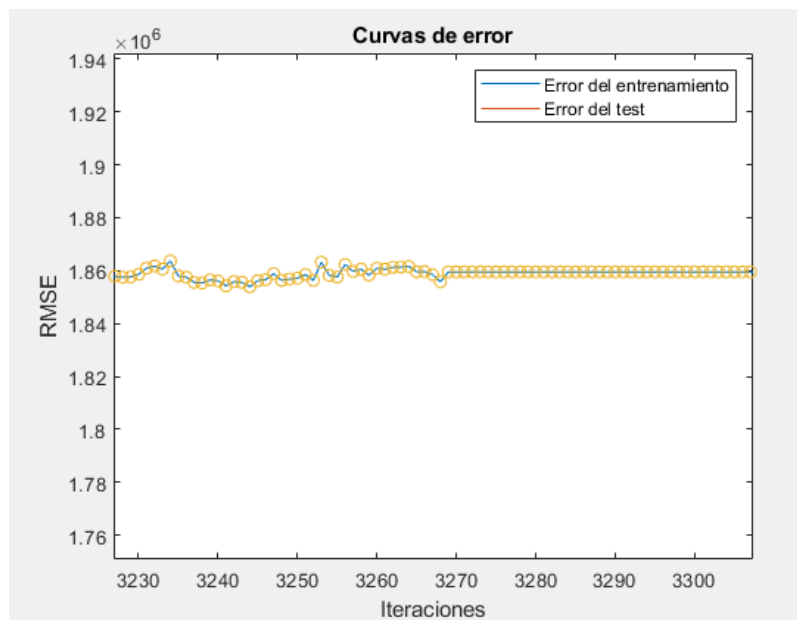


Figura 4.20 RMSE vs iteraciones para el cantón Cuenca.

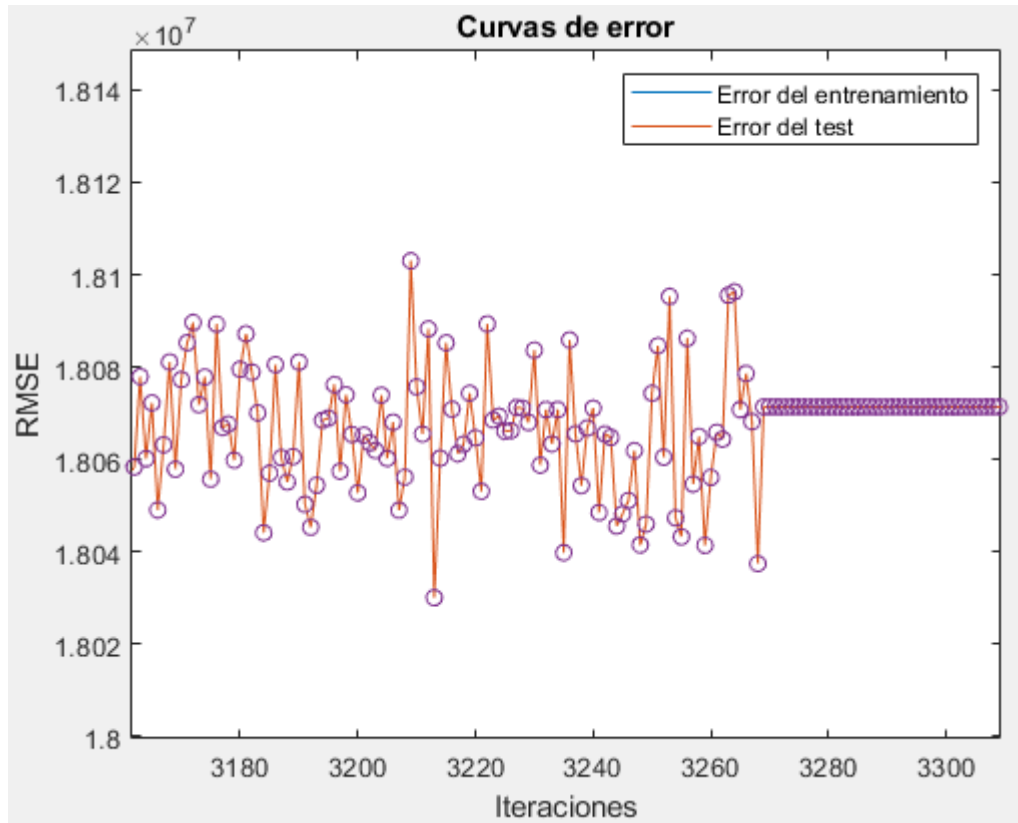


Figura 4.21 RMSE test vs iteraciones para el cantón Cuenca.

Se puede observar el algoritmo al no poder cumplir el objetivo impuesto del ECM procede a cumplir el número de iteraciones llegando a una iteración donde no se puede reducir más el error saturándose en ese valor.

4.3.1.1 Modelos Planteados

Luego de seguir la metodología, resulta un modelo entrenado con características difusas para cada uno de los cantones de estudio, este modelo recibirá la proyección de clientes, PIB y población resultando los valores proyectados por el FIS. En las figuras siguientes se puede observar el sistema de inferencia creado y las funciones de salida para el cantón Cuenca, de igual manera a cada uno de los cantones les corresponde un sistema de reglas y una función de salida.

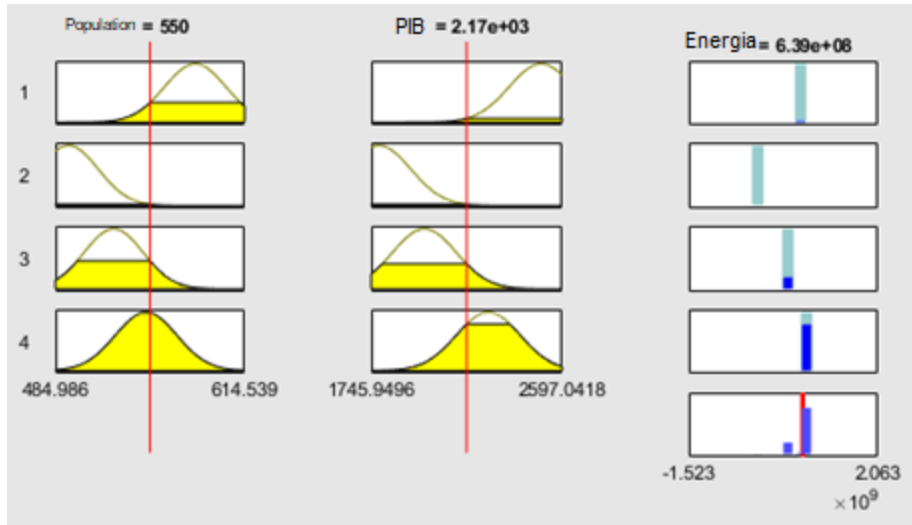


Figura 4.22 Sistema de inferencia gráfico para el caso 1.

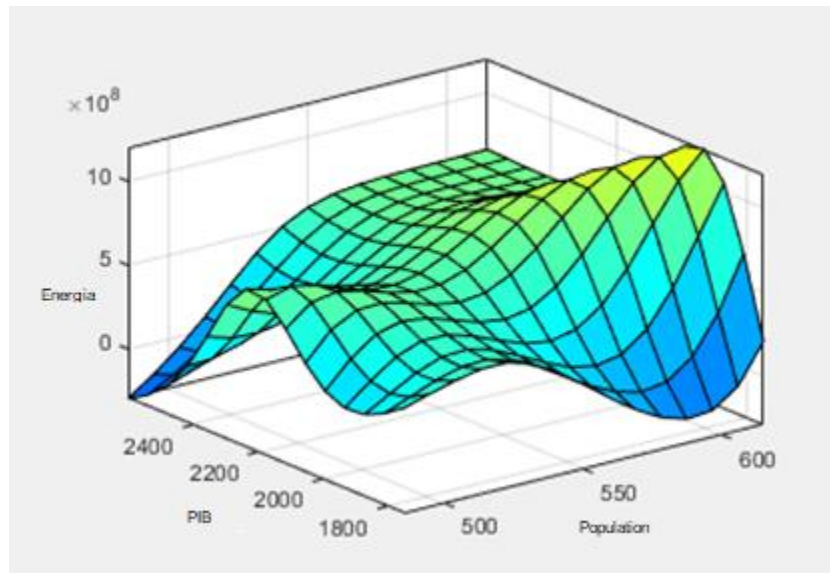


Figura 4.23 Función de salida para el caso 1.

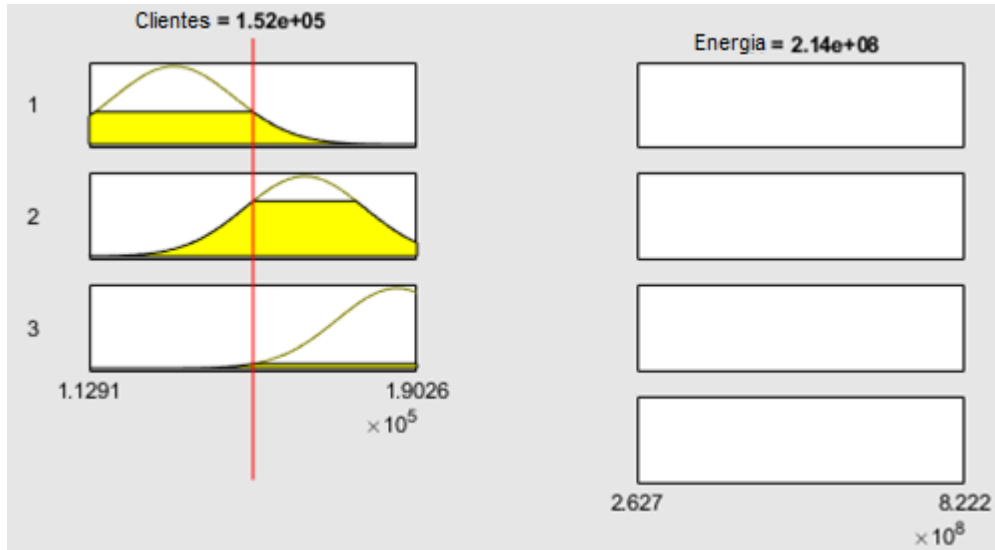


Figura 4.24 Sistema de inferencia gráfica para el caso 2.

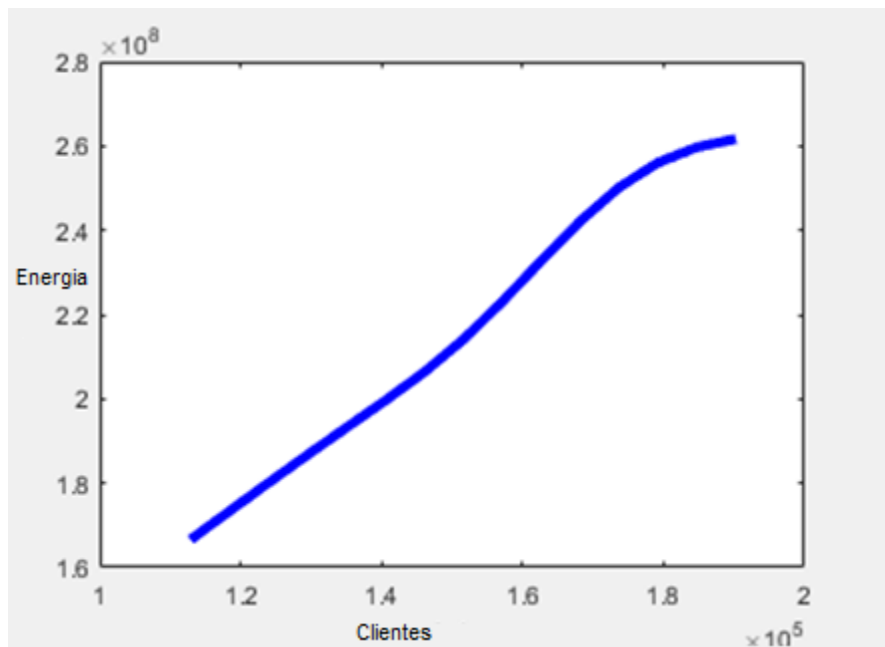


Figura 4.25 Función de salida para el caso 2.

4.3.2 Metodología para redes neuronales

Para la aplicación de la metodología se usó de la herramienta de -MATLAB Deep Learning Toolbox™ V2018b (la cual tiene una similitud a Neural Network Toolbox™) con la finalidad de llevar a cabo la construcción, entrenamiento y validación de la red neuronal. Como se vio anteriormente se implementa la metodología rigiéndonos a la propuesta por Kaastra-Boyd.

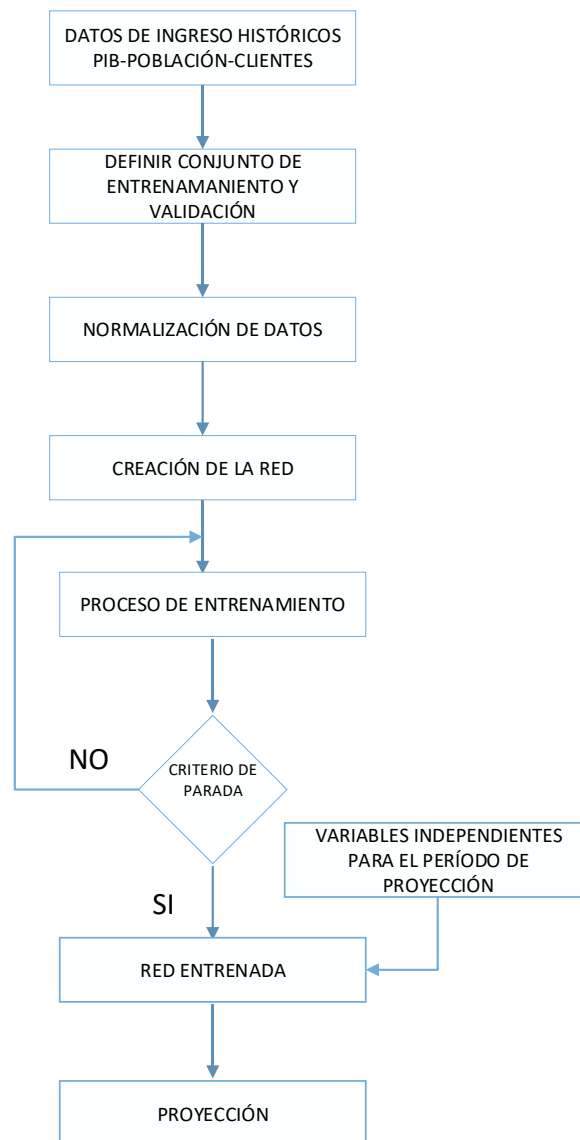


Figura 4.26 Diagrama de flujo para la implementación de redes neuronales



➤ **Selección de las variables**

Para el estudio con redes neuronales se van aplicar para los dos casos el primero con las variables independientes del PIB y población, mientras que el segundo con el número de clientes.

- **Variable a predecir (target):** Demanda anual de energía eléctrica a nivel cantonal.
- **Variable de ingreso (entradas):** para el caso uno los datos históricos de población y PIB a nivel cantonal mientras que para el caso dos los históricos de clientes.

➤ **Recolección de datos**

Para el almacenamiento y facilidad de manipulación de datos se han organizado de manera matricial en un libro de excel cada cantón con sus respectivas variables (PIB, población, energía) para la exportación a Matlab.

➤ **Tratamiento de datos**

Al conjunto de datos se realizó un preprocesamiento debido a su magnitud, con esto se pretende mejorar la velocidad de aprendizaje y eficiencia de entrenamiento. Dicho proceso consiste en el análisis y normalización de datos.

➤ **Definir conjunto de entrenamiento y validación.**

Los datos históricos (entradas/target) se los dividio en dos, datos de entrenamiento y datos de prueba conformados por el 70% y 30% del total de los datos pudiendo aumentar el porcentaje de los datos de entrenamiento para cantones especiales.

a. Datos de entrenamiento:

Es la información que permite a la red aprender la relación que existen entre los datos de ingreso, asociando los pesos que posee cada una de las conexiones de las neuronas para el aprendizaje de la red. En nuestro estudio el conjunto de



entrenamiento corresponde a la demanda anual de energía en el período 2006-2015 (10 datos).

b. Datos de validación:

Corresponde a los datos restantes que permiten la evaluación del modelo entrenado, nuestro conjunto de prueba está conformado por la demanda anual de energía del período 2016-2018.

➤ **Selección topología de la red neuronal**

En la siguiente sección se definen los parámetros de la red como son número de capas de ingreso y salida, el tipo de red para nuestro caso se escogió una red Long Short-Term Memory (LSTM), con 50 capas ocultas.

4.3.2.1 Criterios de evaluación

El rendimiento de las redes neuronales es evaluado por medio del error cuadrático medio (EMC), para una mejor apreciación de la validación de resultados se ha optado por usar el Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE).

4.3.2.2 Entrenamiento de la red

En el proceso de entrenamiento la red aprende los denominados pesos de conexión, que corresponde a un proceso iterativo en el cual cada iteración conlleva un distinto grado de error, gran cantidad de iteraciones no representa alcanzar el error más cercano a cero.

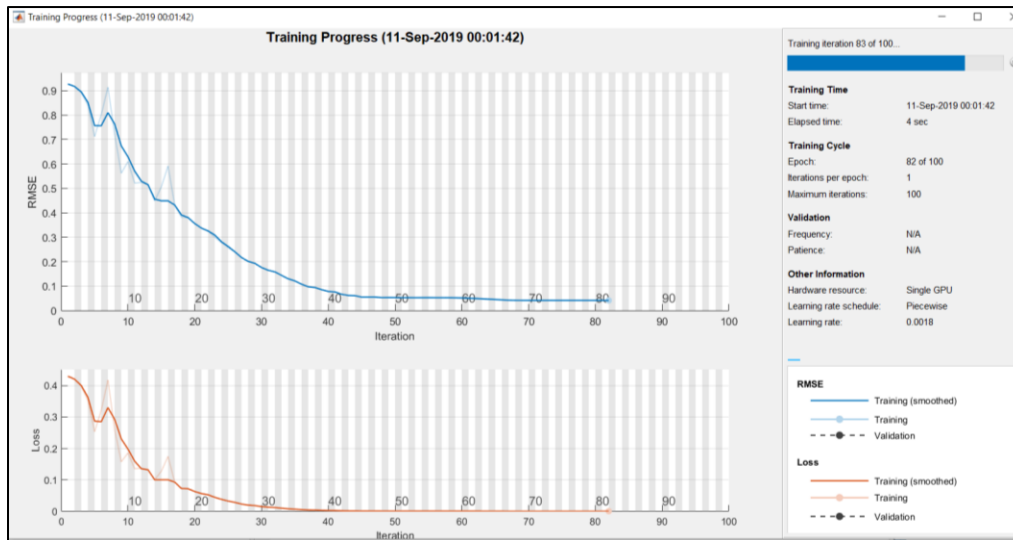


Figura 4.27 Proceso de entrenamiento.

Para el entrenamiento de la red se define parámetros como número de épocas, velocidad de aprendizaje inicial, umbral de gradiente, entre otros. Para dicho proceso se ha usado el optimizador Adam que es un algoritmo de optimización de velocidad de aprendizaje adaptativo diseñado para el proceso de entrenamiento de redes neuronales profundas. Para las redes de regresión, durante el entrenamiento se genera un cuadro que traza el error cuadrático medio (RMSE). Por último, se realiza la implementación del algoritmo para el pronóstico de energía eléctrica.

4.3.2 Metodología de simulación.

Para el proceso de simulación se dividió en dos partes fundamentales. La primera consiste en la creación y entrenamiento de la red neuronal, con los mapas históricos de factores correspondientes a los años 2015-2016-2017. Con la red entrenada se evalúa cada una de las cuadrículas con sus nuevos factores del año 2018, cuyo resultado estará dado por un mapa de probabilidades de desarrollo, el cual será calibrado mediante CA, este sistema analizará las características del vecindario, el estado actual de la cuadrícula, su estado futuro e incluirá un factor de dispersión. Asignando nuevos clientes en las cuadrículas que su nivel de probabilidad sea mayor al límite umbral establecido, repitiendo el proceso hasta el año horizonte de proyección.

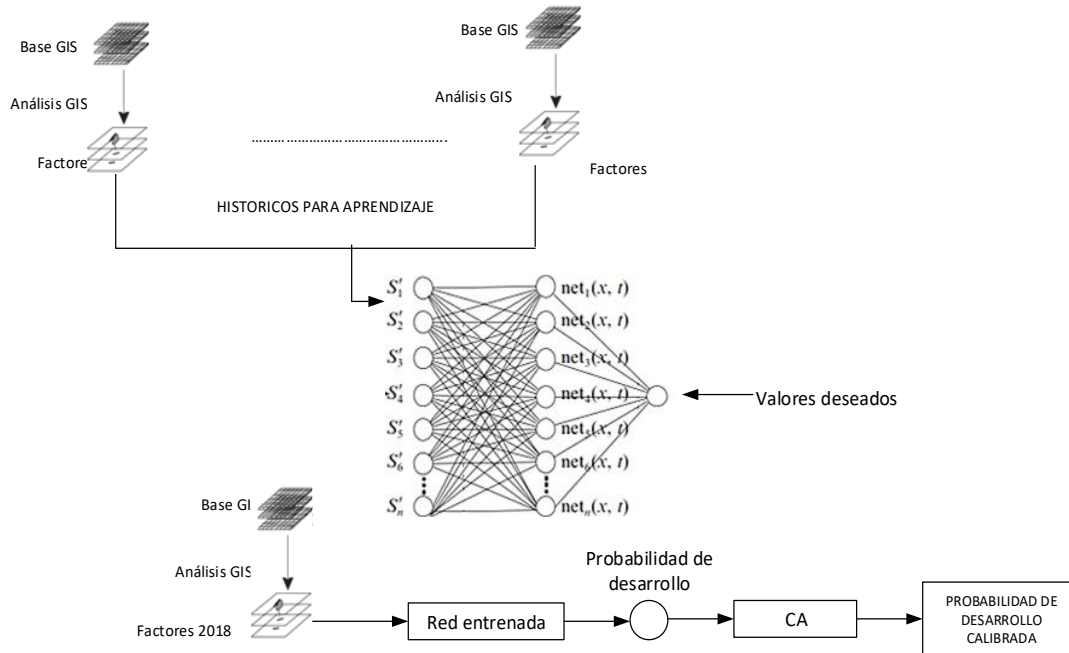


Figura 4.28 Modelo aplicado de CA con calibración por redes neuronales

Estructura de red

La red neural está conformada por 3 capas, la capa de entrada corresponde a los factores de cada celda, la capa oculta está conformada por cierta cantidad de neuronas que se define por diferentes ecuaciones en función del número de entradas y salidas de la red, detalladas en la Tabla 4.5, la capa de salida corresponde a la probabilidad de desarrollo.

Tabla 4.5 Criterios para el número de neuronas en la capa oculta en BPNN.s

Referencia	Ecuación*
Patuwo et al. (1993)	$2 I + 1$
Wang (1994)	$\frac{2 I}{3}$
Piramuthu et al (1994)	$0.5 (I + O)$
Lennard et al. (1995)	$0.75 I$
Kanellopoulos and Wilkinson (1997)	$2 I$
Kanellopoulos and Wilkinson (1997)	$3 I$

Función de activación

La función de activación utilizada en los modelos es de tipo sigmoïdal por su rango de aplicación de los valores entre 0 a 1, están dentro de la normalización y por sus propiedades las cuales ayuda en el incremento de capacidad de aprendizaje de la red.

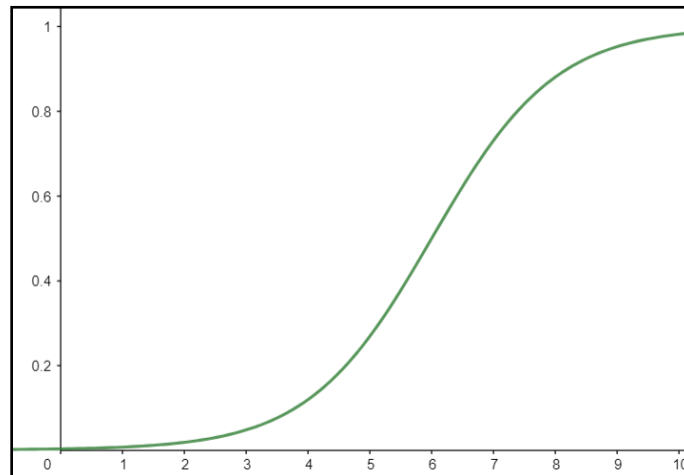


Figura 4.29 Función sigmoïdal.

Capítulo 5

PROYECCIÓN DE LA DEMANDA DE ENERGIA Y MAPAS DE DENSIDAD

En el siguiente capítulo, se evalúa el error y se compara los resultados obtenidos de la aplicación de la metodología con estudios previos. El error se evalúa con el “error porcentual medio cuadrático”. Se describe además las cargas o proyectos relevantes que implicarán incrementos significativos de la demanda identificados por CENTROSUR, por último, se mostrarán los resultados obtenidos en mapas de densidad planteados con corte a 2023 y 2028.

5.1 Cargas Especiales

Se prevé el ingreso de cargas importantes, cuyos detalles se presenta en la siguiente tabla. Tanto la demanda energética como las fechas previstas, son referenciales, parámetros a los cuales se realiza un seguimiento continuo, ya que un retraso o una anticipación de su entrada en operación, incidirá en la disponibilidad de la infraestructura necesaria para abastecer esa demanda.

Tabla 5.1 Descripción de cargas importantes.

PROYECTO	Unidad	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028
TRANVIA	GWH	5.39	7.64	8.38	8.38	8.38	8.38	8.38	8.38	8.38
	KW	1.48	1.55	1.82	1.82	1.82	1.82	1.82	1.82	1.82
NUEVO PARQUE INDUSTRIAL EDEC	GWH	4.27	13.57	18.45	19.51	23.54	25.17	26.91	28.76	30.75
	KW	1.00	2.38	3.24	3.43	4.14	4.42	4.73	5.05	5.40
NUEVO CAMAL MUNICIPAL	GWH	0.00	0.00	4.60	4.60	4.60	4.60	4.60	4.60	4.60
	KW	0.00	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75
LOMA LARGA	GWH	2.76	13.56	78.01	123.24	123.24	123.24	123.24	123.24	123.24
	KW	1.00	2.60	15.00	15.00	15.00	15.00	15.00	15.00	15.00
RIO BLANCO	GWH	7.45	14.89	33.51	67.01	67.01	67.01	67.01	67.01	67.01
	KW	1	2	4.5	9	9	9	9	9	9

En la Tabla 5.1 se presentan la proyección realizada por CENTROSUR para las cargas especiales. En el cantón Cuenca se prevé el ingreso del Tranvía, Nuevo Parque Industrial, Nuevo Camal y por último en la parroquia Molleturo la inclusión del proyecto minero Rio Blanco, para el cantón Girón se prevé la inclusión del proyecto minero Loma Larga. Al ser estas cargas puntuales, se incluye su demanda y consumo en los valores proyectados, resultando un aumento considerable siendo evidenciable en Figura 5.1 y Figura 5.2.

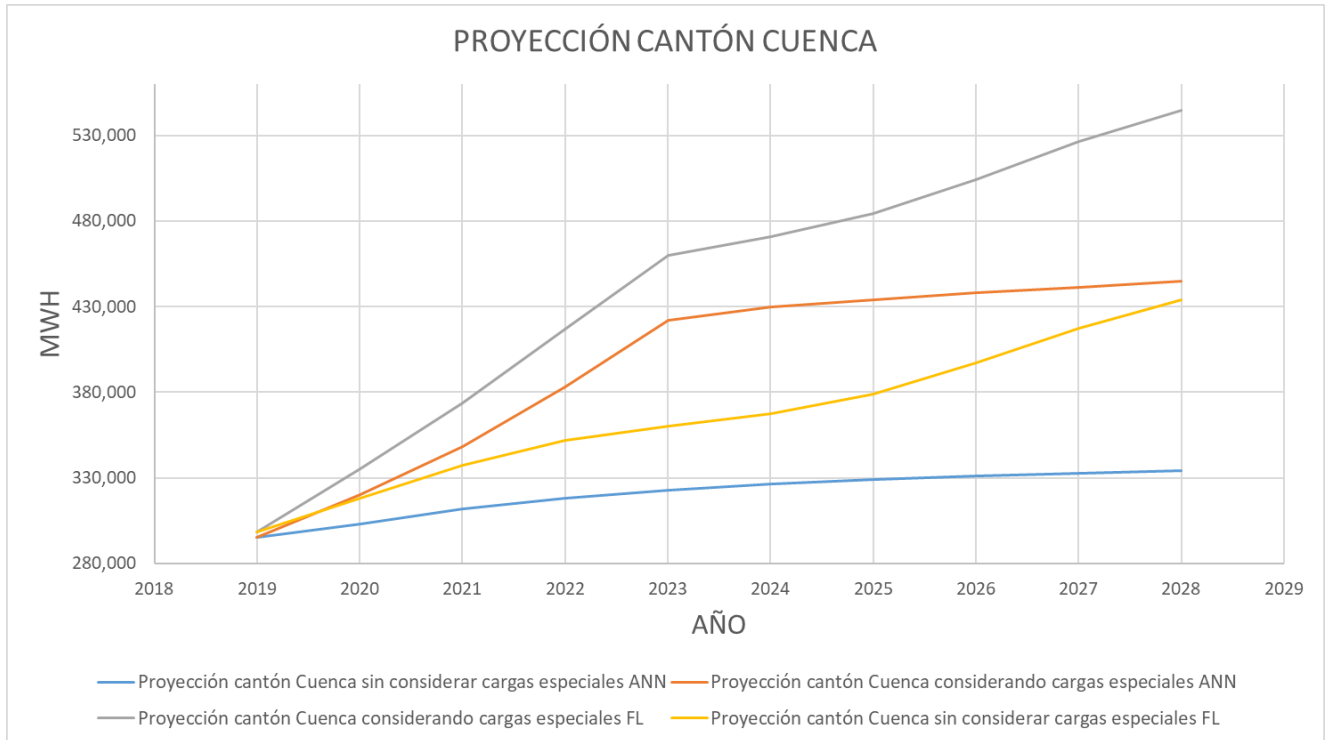


Figura 5.1 Diferencia entre la proyección con y sin cargas especiales del cantón Cuenca.

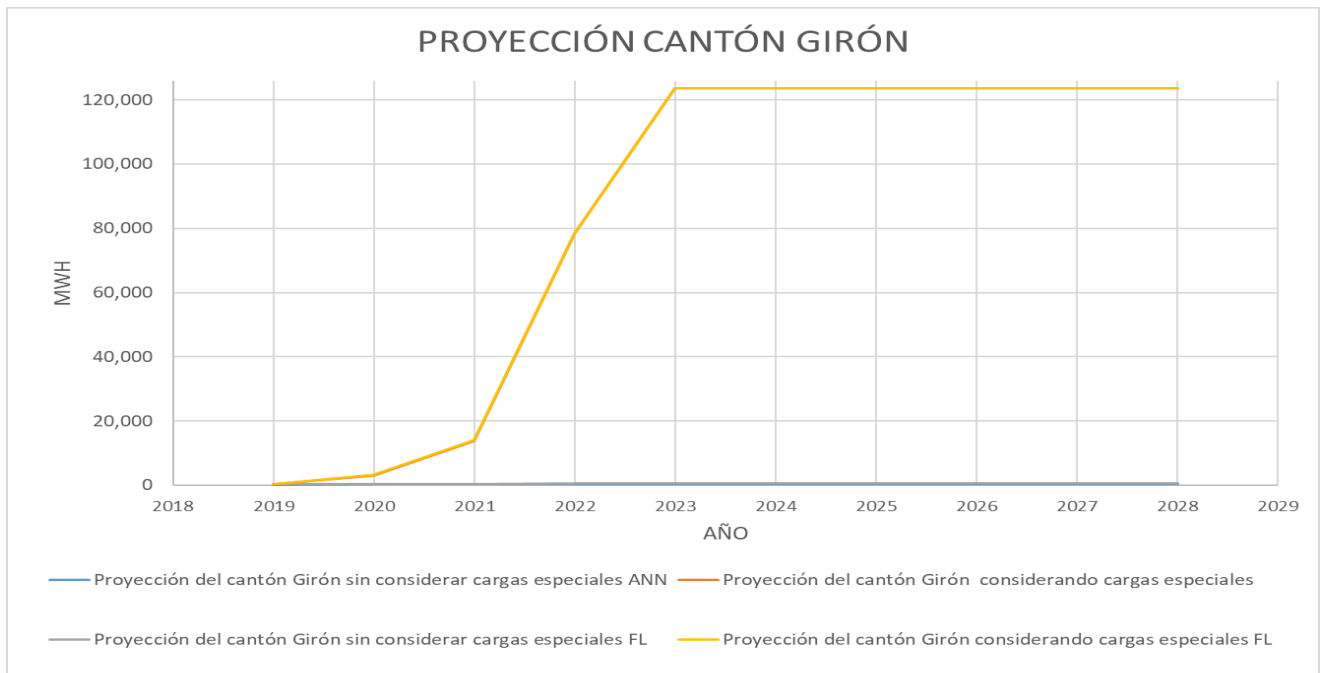


Figura 5.2 Diferencia entre la proyección con y sin cargas especiales del cantón Girón.



5.2.1 Caso 1 - Proyección a nivel cantonal

En la siguiente tabla se presenta los resultados de la proyección para los 37 cantones que conforman el área de servicio de CENTROSUR.

Tabla 5.2 Resultados Nivel Cantonal - Caso 1 [MWh]

CANTONES	ANN		FL		CENTROSUR	
	2023	2028	2023	2028	2023	2028
CUENCA	917677.15	964069.27	889498.35	1007553.70	921624.78	1067964.92
GIRON	253674.74	253648.09	129788.64	129986.74	131424.95	132866.17
GUALACEO	24221.91	24956.69	24361.72	24431.81	26243.98	30697.77
NABON	5438.06	5460.73	4593.32	4371.37	5252.17	6226.42
PAUTE	14992.69	15129.30	15812.96	15959.72	19523.25	22844.88
PUCARA	1309.73	1305.87	857.11	1033.53	1552.33	1849.56
SAN FERNANDO	1696.57	1693.18	1916.92	2695.41	2107.29	2480.25
SANTA ISABEL	14332.12	14620.33	16349.87	18866.83	17287.01	20243.14
SIGSIG	9829.26	9718.76	9313.78	9530.30	10680.20	12579.62
OÑA	1341.19	1347.87	1392.47	1433.58	1640.13	1928.64
CHORDELEG	5827.00	5520.11	5999.30	6730.16	6132.42	7181.14
EL PAN	1374.91	1287.05	1418.08	1494.26	1244.27	1469.74
SEVILLA DE ORO	1987.68	1949.14	2022.24	2110.93	2210.77	2606.52
GUACHAPALA	1508.61	1511.49	1586.78	1713.99	1466.00	1728.10
CAMILO PONCE ENRIQUEZ	18679.94	18567.29	21061.30	23338.39	17689.70	20320.20
AZOGUES	114.20	115.60	115.47	134.73	109.91	137.45
BIBLIAN	10731.08	10877.16	11272.96	12073.59	11547.15	13510.57
CAÑAR	29235.69	29681.61	29466.73	33350.73	34106.93	41013.71
LA TRONCAL	58856.17	60354.23	64937.97	89531.29	68810.08	80139.35
EL TAMBO	5116.32	5165.78	4972.00	5348.90	5420.61	6324.48
DELEG	214.58	215.65	244.94	228.92	251.22	295.21
SUSCAL	1991.44	2141.66	1754.48	1986.92	1884.22	2215.82
EL GUABO	33.36	33.73	51.87	54.77	0.00	0.00
EL TRIUNFO	18.20	19.57	27.64	38.90	14.25	16.11
NARANJAL	22.22	22.15	46.53	75.64	220.32	257.75
SARAGURO	1039.74	1054.92	1077.51	1138.10	1102.83	1290.91
MORONA	30867.74	32458.23	31337.75	36486.49	34155.71	40548.52
GUALAQUIZA	523.97	526.78	910.66	1099.46	463.31	547.31
LIMON INDANZA	4137.11	4119.87	3026.09	4434.49	4787.36	5672.69
SANTIAGO	5840.32	5887.44	6998.09	6304.30	7188.23	8626.65



SUCUA	11187.63	11762.19	12161.40	12978.87	13385.09	15767.31
HUAMBOYA	559.70	562.08	603.57	665.69	698.36	823.22
SAN JUAN BOSCO	1347.00	1356.85	1365.59	1532.37	1712.76	2032.20
TAISHA	1945.28	1989.61	2602.98	3583.28	2557.08	3047.65
LOGROÑO	1540.38	1667.43	1509.17	1626.01	1602.14	1884.97
TIWINTZA	1959.89	1986.90	2075.14	2170.04	2051.73	2453.84
EL PIEDRERO	16.02	17.02	23.33	28.17	39.25	47.52

La proyección del total del sistema para los años 2023 y 2028 presenta una tasa de crecimiento de 48% y 53% con redes neuronales y de 33% y 51% con lógica difusa respectivamente.

Comparadas con la proyección de CENTROSUR, ANN presenta una tasa de variación mayor para el primer corte 2023, para el 2028 la proyección de ambos métodos resulta ser menores, ya que CENTROSUR presenta una tasa de crecimiento del 60% (considerando las cargas especiales).

Tabla 5.3 Energía total proyectada – Caso 1 [MWh].

TIPO	2023	2028
Lógica Difusa (FL)	1,302,554.70	1,466,122.39
Redes Neuronales (ANN)	1,441,189.61	1,492,801.63
CENTROSUR	1,358,187.77	1,559,640.33
FL- CENTROSUR	-4.10%	-6.00%
ANN - CENTROSUR	6.11%	-4.29%

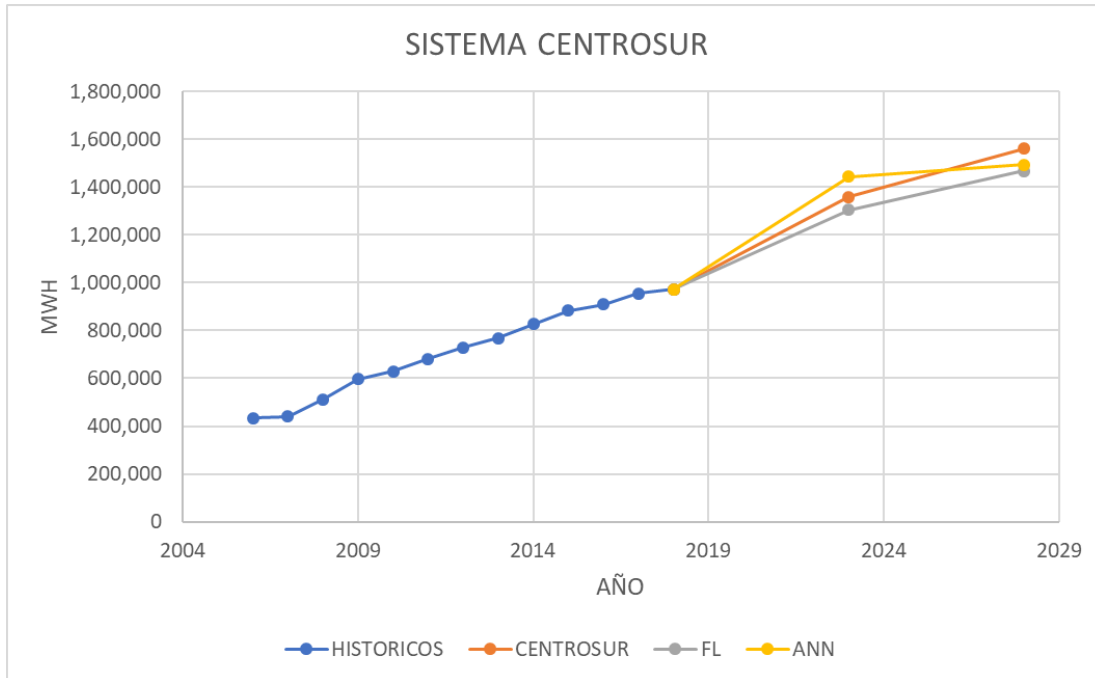


Figura 5.5 Comparación entre la proyección FL- ANN – CENTROSUR- Caso 1.

5.2.2 Caso 2 – Proyección a nivel cantonal

Los resultados correspondientes al caso 2 para cada uno de los 37 cantones se presentan en la Tabla 5.4.

Tabla 5.4 Resultados a nivel cantonal-Caso 2 [MWh]

CANTONES	ANN		FL		CENTROSUR	
	2023	2028	2023	2028	2023	2028
CUENCA	875,483.87	923,349.33	957,854.35	1,118,629.67	921624.78	1067964.92
GIRON	131684.98	132744.32	132135.73	134276.90	131424.95	132866.17
GUALACEO	25603.53	26386.37	25038.74	26475.32	26243.98	30697.77
NABON	5022.64	5174.61	5987.99	7923.23	5252.17	6226.42
PAUTE	18961.02	19481.83	23325.37	29001.46	19523.25	22844.88
PUCARA	1834.26	1891.80	1422.27	1625.15	1552.33	1849.56
SAN FERNANDO	2149.02	2181.65	2302.59	2940.05	2107.29	2480.25
SANTA ISABEL	20827.79	20434.72	17788.69	22804.37	17287.01	20243.14
SIGSIG	11819.28	12330.17	10105.11	11590.72	10680.20	12579.62
OÑA	1626.08	1636.84	1778.70	2121.28	1640.13	1928.64
CHORDELEG	5919.27	6049.12	6771.54	7495.24	6132.42	7181.14
EL PAN	1282.08	1280.19	1828.59	2502.35	1244.27	1469.74
SEVILLA DE ORO	1963.66	2128.71	2202.16	2494.76	2210.77	2606.52
GUACHAPALA	1626.08	1714.51	1819.73	2469.16	1466.00	1728.10



CAMILO PONCE ENRIQUEZ	28280.40	28848.82	30432.01	46705.15	17689.70	20320.20
AZOGUES	93.92	107.16	136.80	163.61	109.91	137.45
BIBLIAN	10436.58	10595.23	12045.16	14069.63	11547.15	13510.57
CAÑAR	28475.89	29231.95	34632.93	42019.94	34106.93	41013.71
LA TRONCAL	81941.17	92820.14	80229.91	108547.44	68810.08	80139.35
EL TAMBO	6535.45	6360.02	5295.98	5923.67	5420.61	6324.48
DELEG	236.67	283.05	275.34	326.31	251.22	295.21
SUSCAL	1875.46	1945.56	1918.82	2284.30	1884.22	2215.82
EL GUABO	30.62	32.21	28.50	32.80	0.00	0.00
EL TRIUNFO	22.05	23.36	20.56	20.56	14.25	16.11
NARANJAL	59.60	70.09	188.59	229.20	220.32	257.75
SARAGURO	1009.73	1082.32	1103.50	1242.43	1102.83	1290.91
MORONA	32664.53	34006.01	29789.46	33083.67	34155.71	40548.52
GUALAQUIZA	655.81	642.42	464.75	518.30	463.31	547.31
LIMON INDANZA	5474.93	5810.05	3941.31	6419.34	4787.36	5672.69
SANTIAGO	6757.02	6939.65	6269.92	7751.47	7188.23	8626.65
SUCUA	12819.74	13217.35	13528.78	15679.21	13385.09	15767.31
HUAMBOYA	1374.21	1436.07	664.11	806.56	698.36	823.22
SAN JUAN BOSCO	2169.45	2165.61	2347.20	2863.34	1712.76	2032.20
TAISHA	2380.28	2634.83	2748.18	3192.11	2557.08	3047.65
LOGROÑO	1504.30	1561.71	1543.17	1770.67	1602.14	1884.97
TIWINTZA	2079.03	2189.83	2125.64	2595.14	2051.73	2453.84
EL PIEDRERO	38.31	44.29	38.14	47.07	39.25	47.52

Con el algoritmo de redes neuronales se proyecta una tasa de crecimiento del 37% para el año 2023, mientras que con lógica difusa se tiene una tasa de crecimiento del 46%, CENTROSUR presenta una tasa del 40%. Para el año 2028 redes neuronales presenta una tasa de 43.37%, lógica difusa del 71% y CENTROSUR de 60%. Para el caso 2 Lógica difusa presenta una tasa de variación mayor al de CENTROSUR y redes neuronales.

Tabla 5.5 Energía total proyectada MWh - Caso 2.

TIPO	2023	2028
Lógica Difusa (FL)	1,420,114.16	1,668,620.89
Redes Neuronales (ANN)	1,332,718.72	1,398,831.91
CENTROSUR	1,358,187.77	1,559,640.33
FL- CENTROSUR	-4.56%	-6.99%



ANN - CENTROSUR	1.88%	10.31%
--------------------	-------	--------

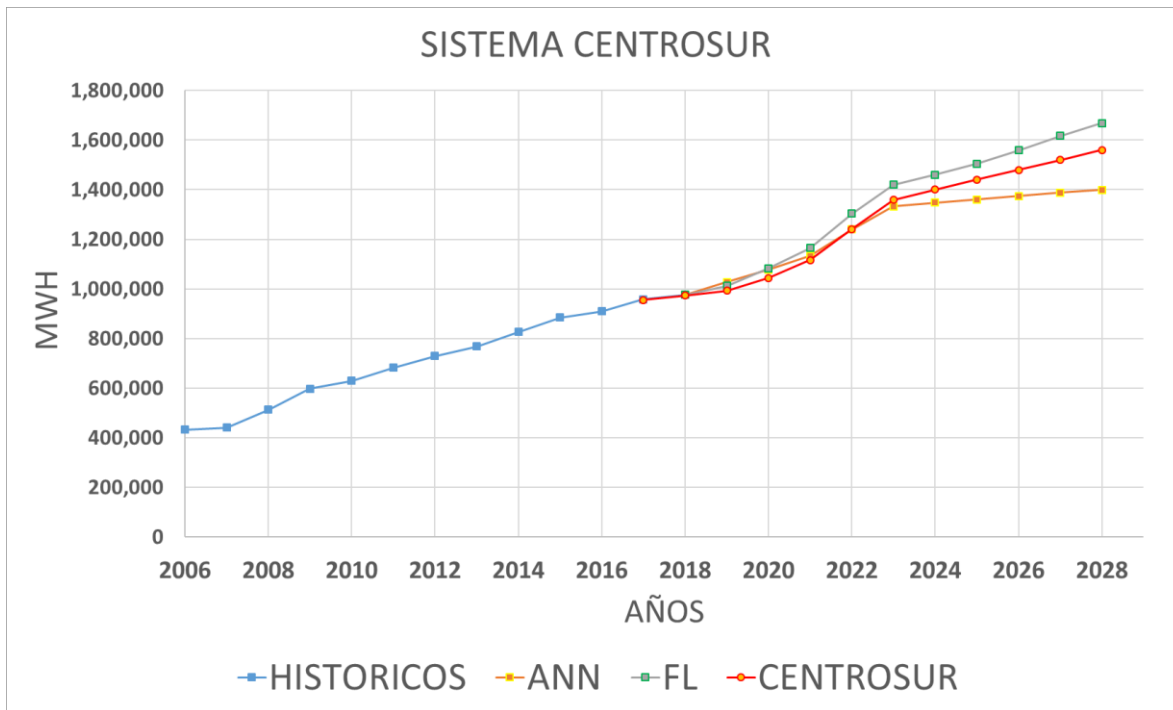


Figura 5.6 Comparación entre la proyección FL- ANN - CENTROSUR - Caso 2.

5.2.3 Resultados nivel subestaciones.

Se considera como variable independiente el número de clientes. Los resultados obtenidos se presentan en la

Tabla 5.6. Además, se compara la proyección total del sistema de los diferentes métodos aplicados. Para las cargas especiales se considera únicamente el ingreso de Tranvía, que será alimentado por las subestaciones 4 y 5, mientras que las otras cargas especiales tendrán su propia subestación.

Tabla 5.6 Proyección de energía [MWh] a nivel de subestaciones

Subestación	FL		ANN	
	2023	2028	2023	2028
01	32,405.51	33,194.35	31,971.83	32,111.93
02	37,860.80	38,535.10	39,389.20	39,834.37



03	88,011.51	89,808.82	89,452.28	90,386.43
04	468,348.91	697,025.32	243,094.85	244,170.61
05	175,334.67	190,887.60	185,160.19	187,885.18
07	74,469.73	88,743.69	85,417.73	85,047.73
08	58,101.44	58,827.48	61,147.17	61,589.65
09	10,805.61	11,432.61	10,464.51	10,463.47
12	30,601.99	35,562.75	28,731.31	29,349.26
14	50,726.63	58,798.25	49,997.42	51,894.50
15	48,020.35	56,123.37	45,065.69	45,568.51
18	42,111.34	51,576.79	38,372.23	38,245.29
21	40,988.38	43,248.72	44,939.31	46,888.66
22	13,321.65	16,460.62	13,023.83	13,007.66
23	5,677.17	6,214.32	6,168.05	6,130.42
50	75,517.16	103,530.06	77,661.69	95,243.87
TOTAL	1,252,302.85	1,579,969.85	1,050,057.29	1,077,817.56

La proyección encontrada con lógica difusa tiene altas tasas de crecimiento para el 2023 resulta ser del 25% a comparación del 11% predicho por redes neuronales y para el segundo corte 2028 lógica difusa presenta una tasa del 41% siendo mucho mayor al 13% de aumento que predice redes neuronales.

Tabla 5.7 Tasas de crecimiento para los años 2023-2028 a nivel de subestaciones.

Subestación	FL		ANN	
	2023	2028	2023	2028
01	8.40%	10.58%	7.2%	7.6%
02	0.71%	2.44%	4.6%	5.6%
03	5.13%	7.02%	6.7%	7.6%
04	49.72%	66.21%	3.1%	3.6%
05	10.04%	17.37%	14.8%	16.0%
07	3.08%	18.67%	15.5%	15.1%
08	5.19%	6.36%	9.9%	10.6%
09	10.85%	15.74%	7.9%	7.9%
12	16.55%	28.19%	11.1%	13.0%
14	11.34%	23.51%	10.0%	13.3%
15	16.08%	28.19%	10.6%	11.6%
18	22.84%	37.00%	15.3%	15.0%
21	5.07%	10.03%	13.4%	17.0%
22	16.58%	32.49%	14.7%	14.6%
23	5.14%	13.34%	12.7%	12.2%



50	22.86%	43.73%	25.0%	38.8%
TOTAL	25.11%	40.64%	10.7%	13.0%

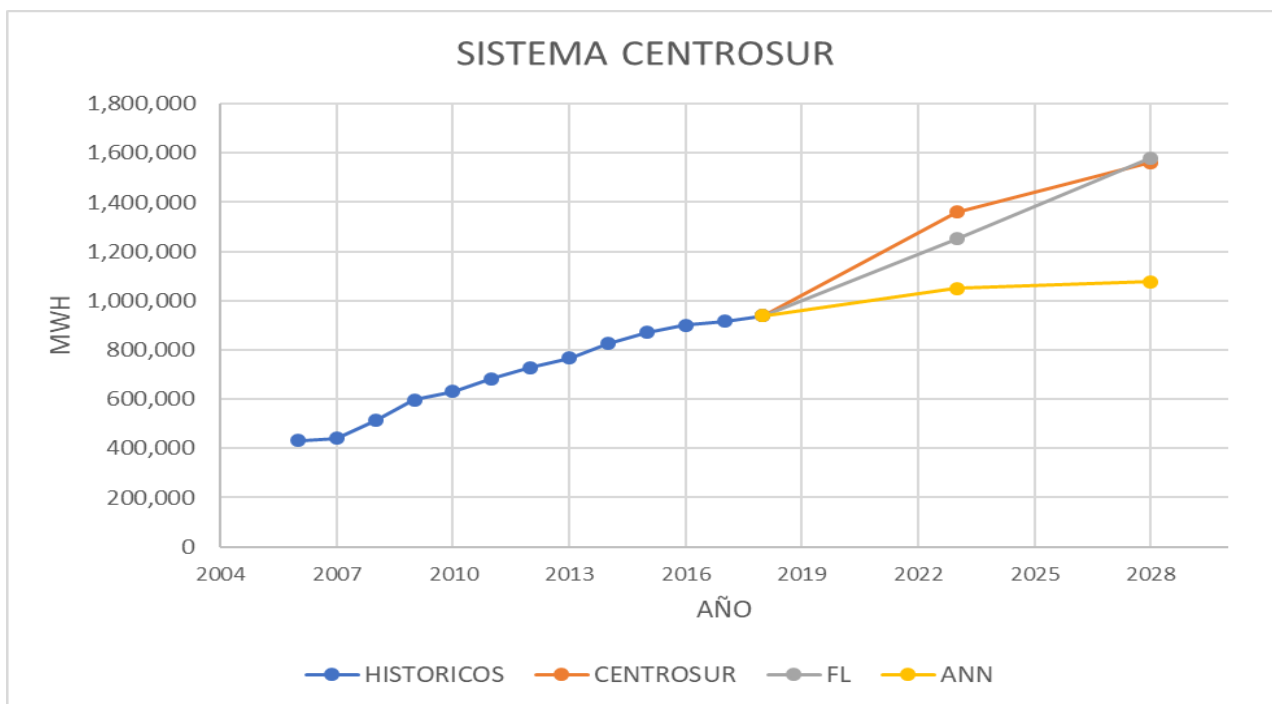


Figura 5.7 Comparación entre las proyecciones FL-ANN-CENTROSUR a nivel de subestaciones.

5.2.4 Proyección de alumbrado público.

Para la proyección de demanda del alumbrado público se considera únicamente como variable independiente el número de clientes, los resultados obtenidos se presentan en Tabla 5.8, como se puede observar el error MAPE para este caso es relativamente bajo asegurando un modelamiento adecuado del sistema.

Tabla 5.8 Proyección de Energía MWh para Alumbrado Público

AÑO	FL	ANN	CENTROSUR
2019	107,203.65	103,831.58	108,143.00
2020	114,654.43	109,199.89	113,072.00
2021	122,184.55	114,382.05	119,011.00
2022	129,737.35	119,122.55	125,783.00
2023	137,266.65	123,467.60	132,554.00
2024	144,726.99	127,412.91	139,701.00
2025	152,064.27	130,979.45	146,097.00



2026	159,205.45	134,178.93	152,869.00
2027	166,045.76	140,020.08	159,640.00
2028	172,434.08	145,506.85	166,861.00
MAPE	0.014%	3%	

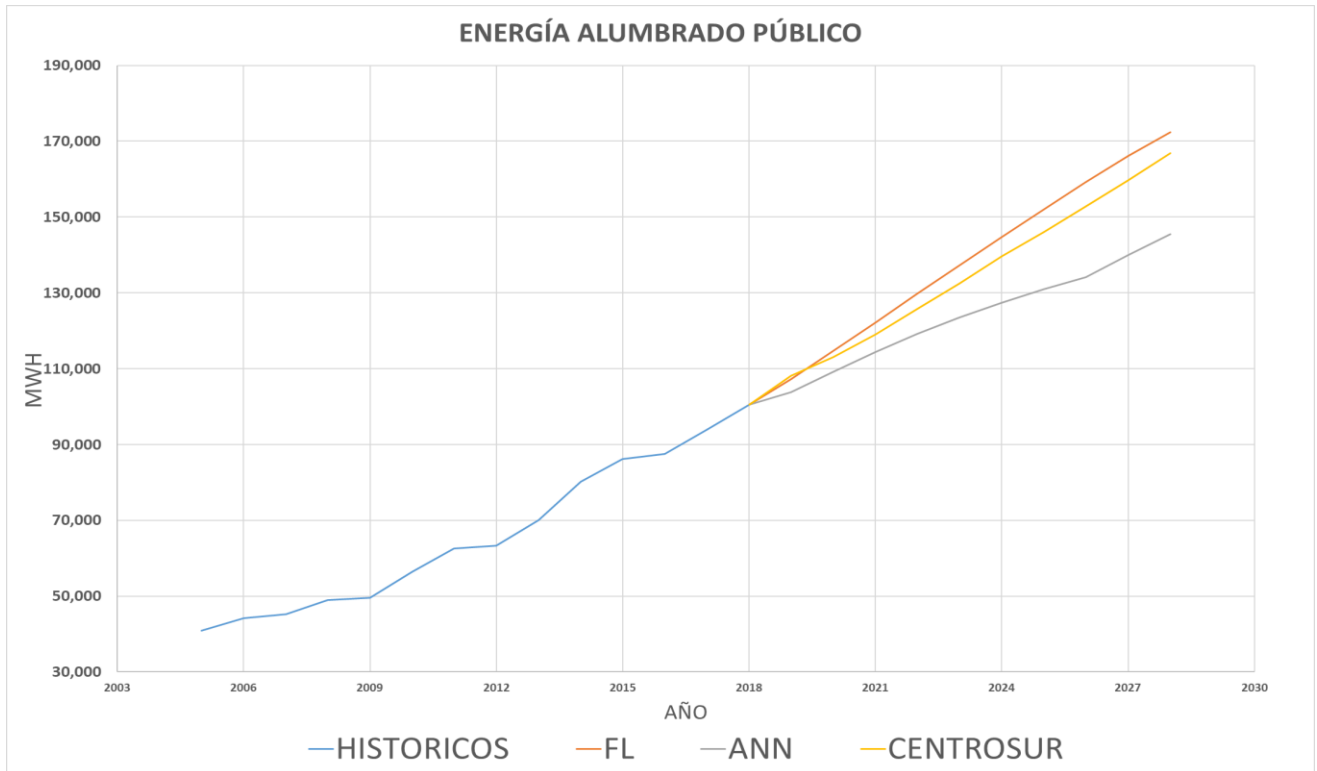


Figura 5.8 Comparación entre la proyección FL-ANN-CENTROSUR para Alumbrado Público.

5.2.5 Análisis del error MAPE

El error MAPE presentado corresponde al promedio de los errores cantonales, tanto para el caso 1 y caso 2, dicho error es la comparación entre los datos de test y los proyectados por los modelos, los resultados obtenidos muestran que los sistemas tanto difusos como neuronal brindan un rango de confianza aceptable.

Tabla 5.9 Error MAPE para nivel cantonal.

	ANN	FL
Otros	6.86%	5.74%
Industrial	5.57%	5.95%
Residencial	4.78%	4.48%



Comercial	5.76%	5.81%
Total caso 1	5.74%	5.17%
Total caso 2	5.74%	5.50%

Tabla 5.10 Error MAPE nivel subestaciones

	ANN	FL
Subestaciones	4.81%	5.97%

De igual manera el error MAPE para el nivel de subestaciones es relativamente bajo asegurando un buen modelamiento de la red y una buena proyección para el futuro. Los valores del error clasificados tanto por cantón o subestación, se presentan en el anexo 3.

5.3 Resultados de la proyección por simulación.

Se define como área de estudio la zona urbana de la ciudad de Cuenca para la aplicación del método de simulación, adicionalmente se restringe el análisis a los clientes residenciales, debido a que la demanda, consumo y clientes en esta zona representa un 70% del total. El área de Cuenca Urbana engloba 8 subestaciones en las cuales se proyecta la demanda a nivel de cuadrículas con año base 2018 y con horizonte de tiempo 2033 dividido en 3 cortes cada 5 años.

5.3.1 Probabilidad de desarrollo.

Dentro del análisis de simulación el área de estudio se divide en micro áreas, donde cada una presenta una curva de desarrollo “S”, la misma que determina el nivel de saturación en función del número de clientes que posee, para luego ser esta transformada a un nivel de probabilidad de desarrollo.

Para la estimación de la curva S se realizó un análisis temporal a nivel de cuadrícula con resolución de 100x100 y con una base de datos históricos de clientes en un período de 20 años. Se estableció rangos de clases y conteo de cuadrículas correspondientes a dichas clases, normalizando los valores resultantes se visualiza una aproximación a la curva S [29] reflejada en la Figura 5.9.

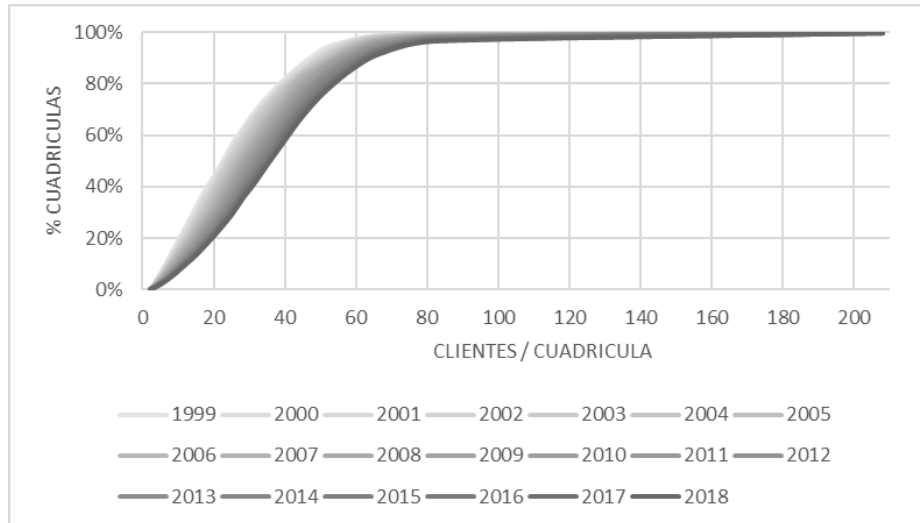


Figura 5.9 Análisis estadístico de clientes-cuadrícula,

La curva de crecimiento S, nos brinda información del estado de crecimiento de dicha cuadrícula, se puede dividir la curva en 3 partes: la parte inicial que refleja el crecimiento originario que existe hasta llegar a la segunda parte que es la que tiene mayor pendiente determinando el rango de mayor crecimiento hasta la última parte que define la saturación.

La asignación de probabilidades en base a clientes se realiza por un histograma, el cual determina la media y desviación estándar. La mayor probabilidad de desarrollo se da cuando la cuadrícula tiene entre 20 y 40 clientes, a partir de los 80 clientes la probabilidad de crecimiento es menor ya que está próximo a su saturación como se observa en la Figura 5.11.

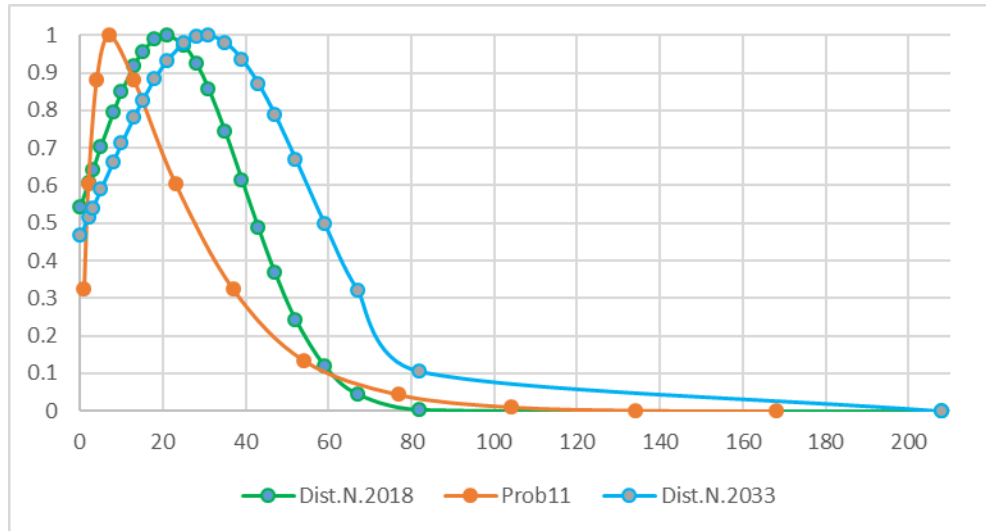


Figura 5.10 Histograma de probabilidades.

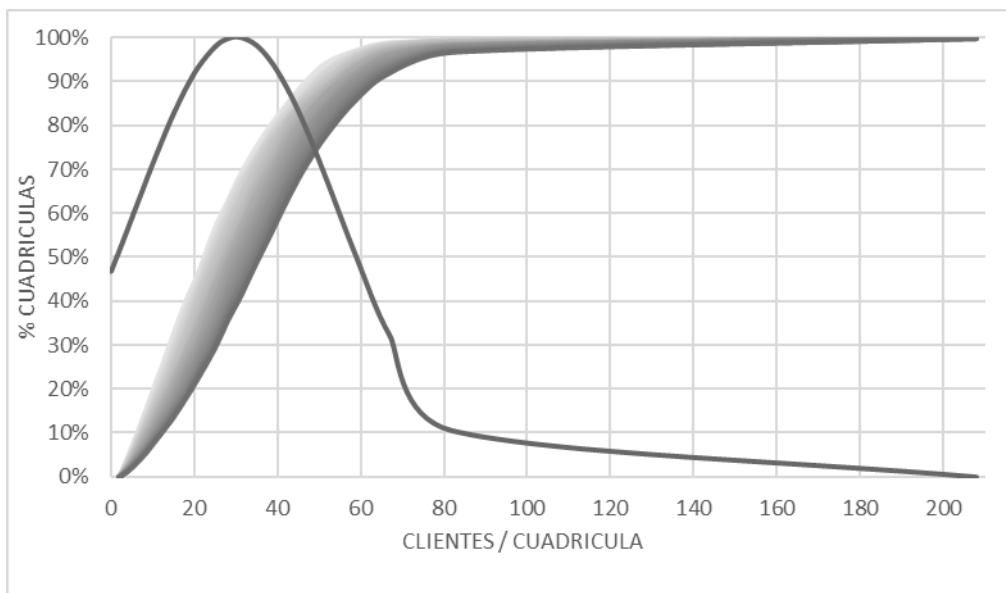


Figura 5.11 Curva S y Curva de probabilidad.

5.3.2 Mapa de probabilidad de desarrollo.

El mapa de probabilidades 2018 se obtuvo mediante la implementación de una red neuronal, los datos para el proceso de entrenamiento del modelo están

conformados por la variación de distintos factores espaciales (entorno, distancias y densidad) en el transcurso de 10 años para cada una de las cuadrículas.

Este proceso da como resultado un mapa de probabilidades con entrenamiento localizado y características temporales del desarrollo, siendo 1 la mayor probabilidad de recepción de un nuevo cliente mientras que 0 la menor probabilidad de recepción.

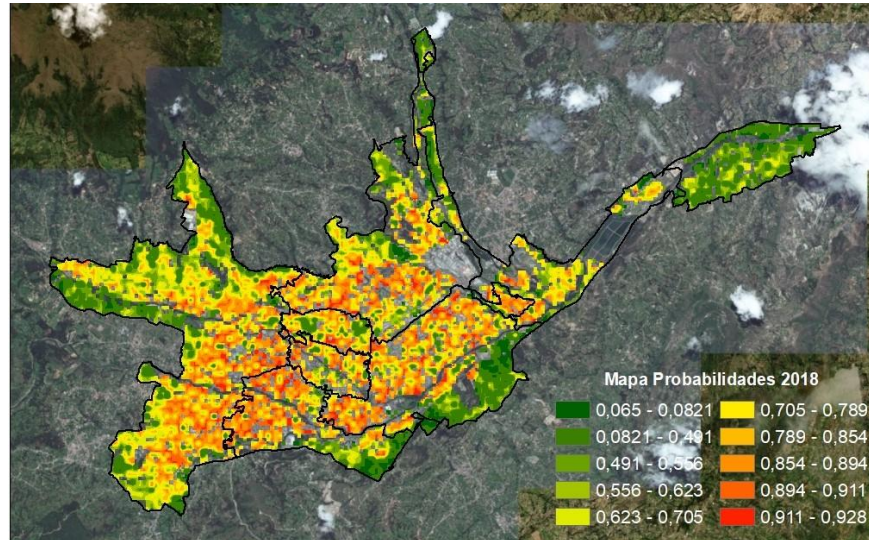


Figura 5.12 Mapa de probabilidades 2018.

La Figura 5.12 representa el mapa de probabilidades para el año 2018, la probabilidad más elevada de desarrollo es representada por una tonalidad rojiza, mientras que los valores que tienden al color verde reflejan una menor posibilidad de desarrollo.

5.3.3 Asignación de nuevos clientes.

CENTROSUR cuenta con una proyección de clientes a nivel de subestaciones que toma en cuenta el crecimiento vegetativo, la distribución de los nuevos clientes para las 8 subestaciones se realizó mediante el modelo matemático CA descrito en el capítulo 4.

Tabla 5.11 Proyección de clientes nuevos a nivel de subestaciones.

	SE1	SE2	SE3	SE4	SE5	SE7	SE8	SE12	TOTAL
--	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	------	-------

2023	100	100	2,749	2,442	5,424	804	1,481	151	13,251
2028	200	200	5,748	5,082	11,121	1,644	3,046	312	27,353
2033	300	300	8,756	7,227	16,802	2,482	4,608	472	40,947

Para el proceso de asignación de nuevos clientes la red neuronal brinda el mapa de probabilidades, para que mediante C.A se evalué y en función de la misma asigne un nuevo cliente, este proceso se toma como valido agregando un año más a los históricos de entrenamiento de la red neuronal, dentro de los 11 factores involucrados se cambiaran los relacionados a clientes y densidad de clientes, el resto de factores se mantendrán constantes ya que no existe un planeamiento oficial que involucre cambios dentro de los años de proyección. El proceso se repite hasta lograr la repartición de clientes del ultimo corte como se indica en la Figura 5.16.

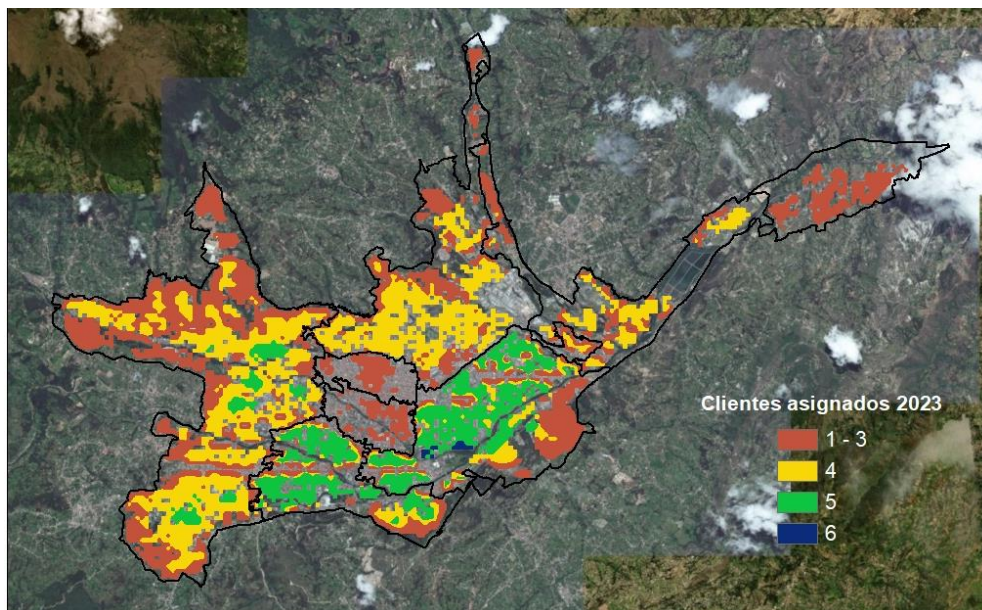


Figura 5.13 Clientes asignados corte 2023

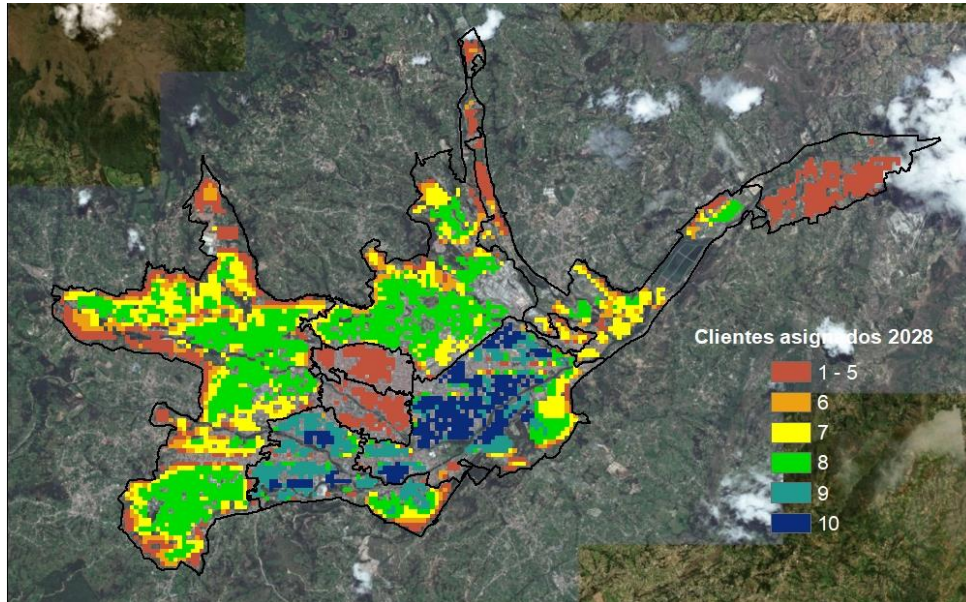


Figura 5.14 Clientes asignados corte 2028.

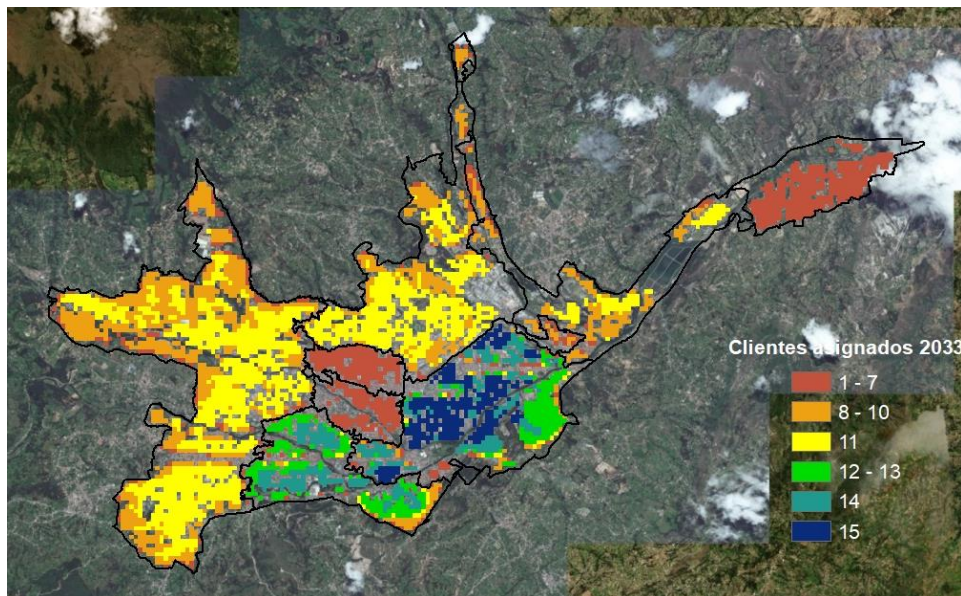


Figura 5.15 Clientes asignados corte 2033.



En la Figura 5.13, Figura 5.14 y Figura 5.15 se observa la asignación de clientes para los años de corte, el algoritmo CA se basa en los mapas de probabilidad resultantes de la red neuronal, en los cuales evalúa cada cuadrícula con su respectivo vecindario y un valor de incertidumbre, definiendo una probabilidad que señala si dicha área es apta para acoger nuevos clientes.



Figura 5.16 Proceso de asignación de clientes.

5.3.4 Análisis del error.

5.3.4.1 Error en la red neuronal

Los resultados encontrados en la red neuronal para las estructuras planteadas (11,7,1), (11,21,1) son confiables, ya que el error se encuentra en función del número de iteraciones del entrenamiento, se encontró el mínimo error con 1500 iteraciones cada red. Sin embargo, el error máximo se mantiene constante desde la iteración 400, para lo cual se evaluó la acumulación de los datos bajo el tercer cuartil, siendo la red de 21 capas que acumula el 75% de los datos bajo el valor de 0.0029, escogiéndose como la arquitectura ideal para el caso de estudio.

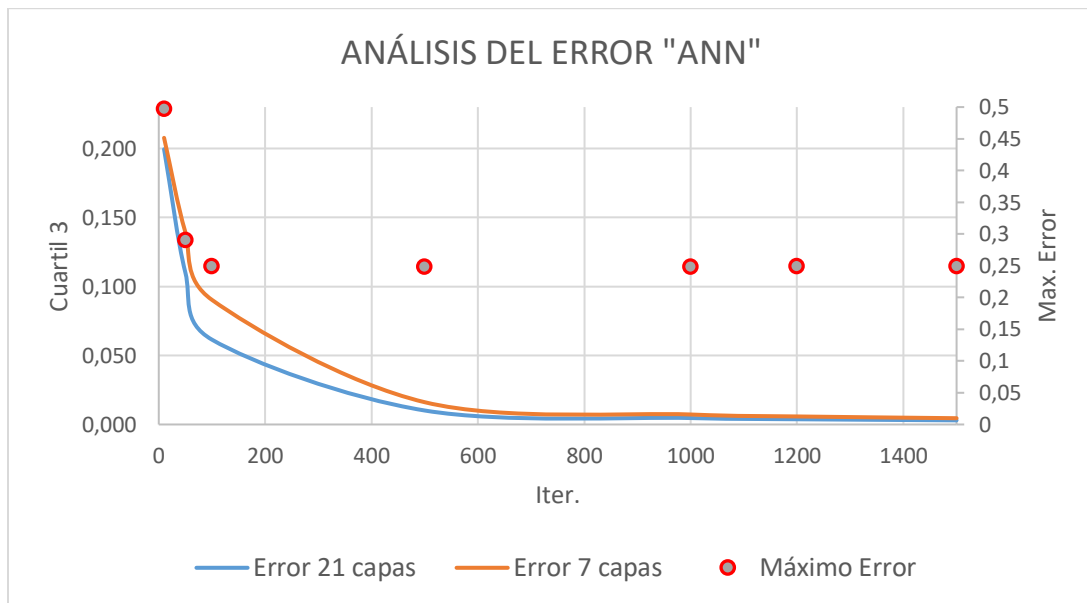


Figura 5.17 Análisis del error y máximo error

5.3.4.2 Coeficiente Kappa

Para la evaluación del coeficiente Kappa se tomó el desarrollo real de clientes entre los años 2015-2018 para compararlo con el entrenamiento de la red con corte 2015 y la asignación de clientes mediante CA hasta el año 2018. La Tabla 5.12 muestra los resultados con distintos valores del límite umbral.

El coeficiente kappa más elevado resulto en dos casos: cuando el límite umbral es constante en 0.7 y con el límite variable 0.7 con aspiración de crecimiento en cada iteración del 0.02.

Tabla 5.12 Coeficiente Kappa en función del límite umbral

Pb	Kappa	Desarrollo
0.7 Fijo	0.5224	0.6589
0.75 Fijo	0.5085	0.6437
0.8 Fijo	0.475	0.6246
0.85 Fijo	0.4427	0.6092
0.9 Fijo	0.3928	0.5894
0.7/phi variable	0.5278	0.662
0.75/phi variable	0.522	0.659
0.8/phi variable	0.5197	0.6556
0.85/phi variable	0.52077	0.6557

El coeficiente kappa para los dos casos se encuentra en 0,52 siendo este valor en la escala Cohen como Moderado [36] y la coincidencia en el desarrollo es del 66%, Por lo que para la asignación de clientes el modelo con limite umbral igual a 0.70 con aspiración de crecimiento es elegido y se toman los valores de los parámetros con los que se obtuvo estos resultados por lo tanto $\alpha= 0.79$, $\beta=0.19$ y $\lambda=0.02$.

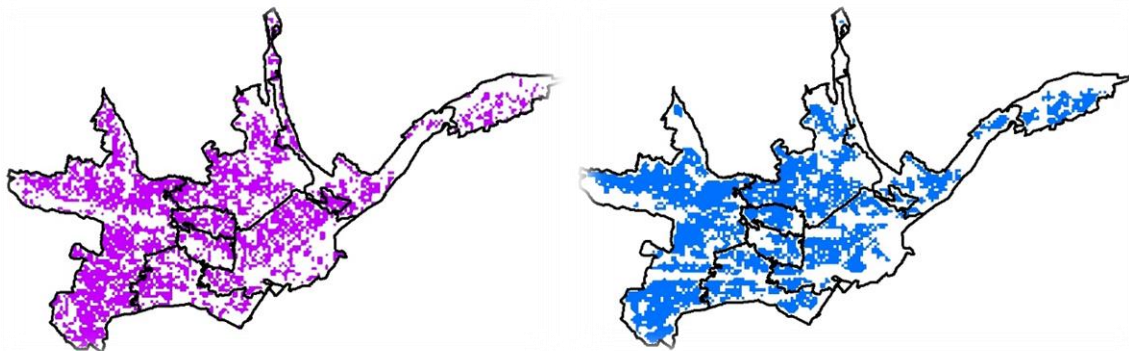


Figura 5.18 Desarrollo real vs desarrollo simulado por CA 2015-2018

5.3.5 Modelo de carga y proyección de demanda.

Este modelo se encarga de transformar los nuevos clientes distribuidos en demanda eléctrica, mediante un análisis local de la demanda de los clientes actuales y su



vecindario, se determina un factor de conversión o de ajuste para repartir la demanda proyectada en cada una de las cuadrículas [3].

La potencia P para los nuevos clientes tipo c en la cuadrícula k se define como la relación entre la sumatoria de las potencias y la cantidad de clientes del mismo tipo existentes en la propia cuadrícula con las cuadrículas circundantes en el período t; esto se puede representar con la ecuación.

$$P_k^c(t + x) = \frac{\sum_i^n P_k^c(t)}{n_k^c(t)} \tag{5.1}$$

La potencia L asignada a las cuadrículas depende de la cantidad de nuevos clientes con su respectiva potencia establecida calculándose mediante la ecuación.

$$L_k^c(t + x) = P_k^c(t + x) * C_k^c(t + x) \tag{5.2}$$

$P_k^c(t + x)$: potencia promedio para los nuevos clientes.

$C_k^c(t + x)$: cantidad de nuevos clientes.

$L_k^c(t + x)$: potencia total de los nuevos clientes.

La demanda total obtenida del método de simulación debe ser igual a la global por subestaciones realizada por Centrosur para los diferentes cortes de tiempo. Mediante el factor de ajuste se calibrará las potencias obtenidas de las cuadrículas para que cada uno de los aportes resulte en los incrementos de demanda para cada uno de los cortes de estudio, presentados en la tabla 5.13. Los incrementos de demanda se adicionan a los valores de demanda del año base 2018 (tabla 5.14).

Tabla 5.13 Incremento de demanda por subestación.

Año	SE01	SE02	SE03	SE04	SE05	SE07	SE08	SE12	Total
2023	5	5	451.75	474.10	2934.64	201.59	484.90	601.73	4875.95
2028	5	5	425.86	461.02	2338.72	338.64	147.77	121.41	3905.43
2033	5	5	243.07	267.78	2264.83	359.23	54.22	97.78	3273.82

Tabla 5.14 Demanda proyectada para las subestaciones.

Subestación	Demanda MW			
	2018	2023	2028	2033
SE1	1.985	1.990	1.995	2.000
SE2	1.415	1.420	1.425	1.430
SE3	6.060	6.512	6.938	7.181
SE4	4.685	5.185	5.656	5.928
SE5	9.212	12.146	14.485	16.750
SE7	1.418	1.620	1.958	2.318
SE8	2.882	3.367	3.514	3.569
SE12	0.512	1.114	1.235	1.333
TOTAL	28.169	33.353	37.207	40.508

La proyección global de CENTROSUR se desagregó en cada cuadrícula para los años de corte 2023, 2028 y 2033, con el objetivo de determinar los mapas de densidad (kW/km²) representados en la Figura 5.19 y Figura 5.20

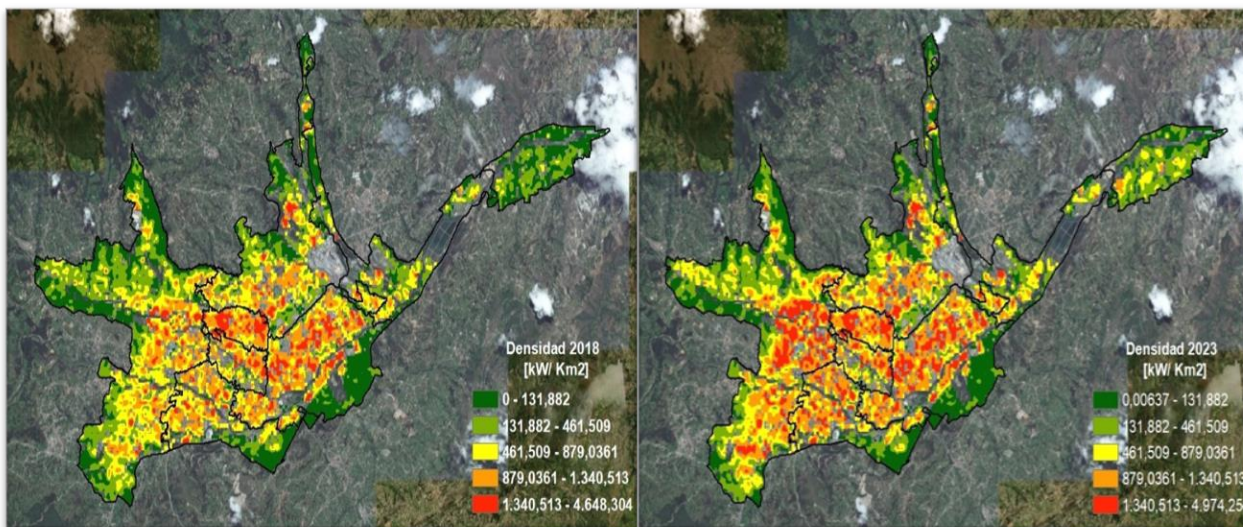


Figura 5.19 Mapas de densidad 2018-2023

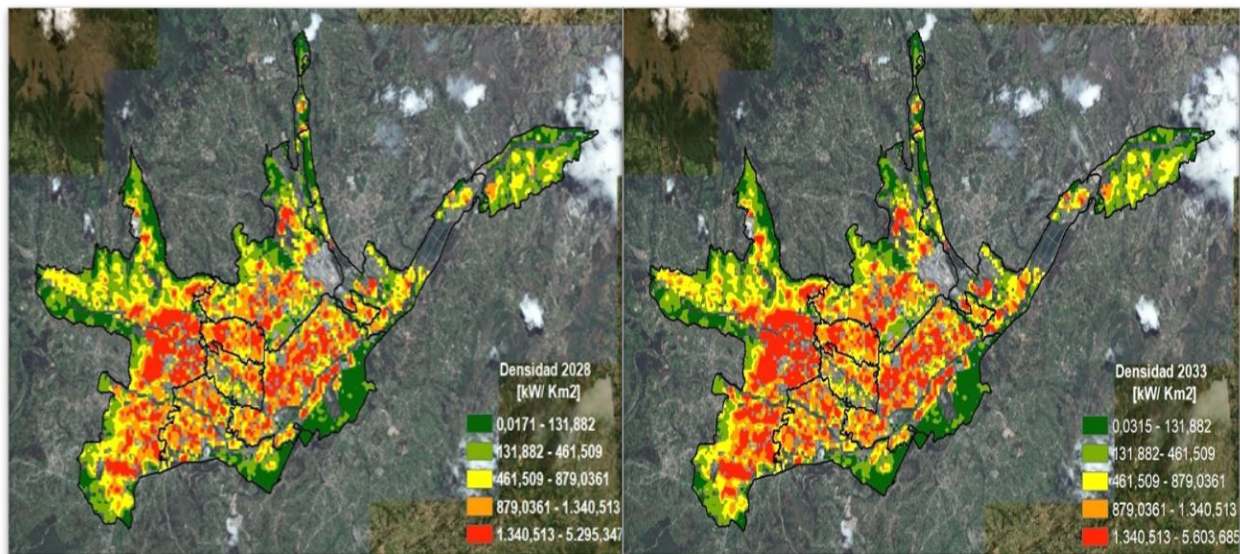


Figura 5.20 Mapas de densidad 2023-2033

5.3.6 Comparación con proyección de Centrosur.

CENTROSUR utiliza el método Multicriterio para realizar la proyección espacio temporal en el cual se pesa y clasifica cada uno de los factores espaciales, determinando un mapa de preferencias y de igual manera mediante CA realiza la asignación de nuevos clientes, con la diferencia en su formulación pues esta considera los estados de cada una de las cuadrículas.

Para la comparación en las proyecciones se utilizó los mapas de desarrollo encontrados por ambos métodos siendo evaluados por el coeficiente kappa y el porcentaje de coincidencia, se analizará con las subestaciones 4-5 pues Centrosur dispone de su estudio actualizado, sin embargo, los cortes de proyección son diferentes por lo que se tomara como válida la última comparación corte 2033.

Tabla 5.15 Coeficiente Kappa y porcentaje de coincidencia

Comparación	Kappa	Desarrollo
2021-2023	0.4939	72.9
2025-2028	0.5132	74.7
2033-2033	0.5449	77.09

El coeficiente kappa encontrado dentro de la escala planteada por Cohen [41] resulta ser “Moderado” es decir tiene un alto grado de coincidencia a pesar de que los dos primeros cortes son distintos, para el tercer corte el índice kappa aumenta sin embargo se mantiene en la misma categoría, a pesar de aquello el porcentaje de coincidencia se eleva hasta el 77% definiendo en gran parte la similitud de la proyección del desarrollo encontrado por ambos métodos.

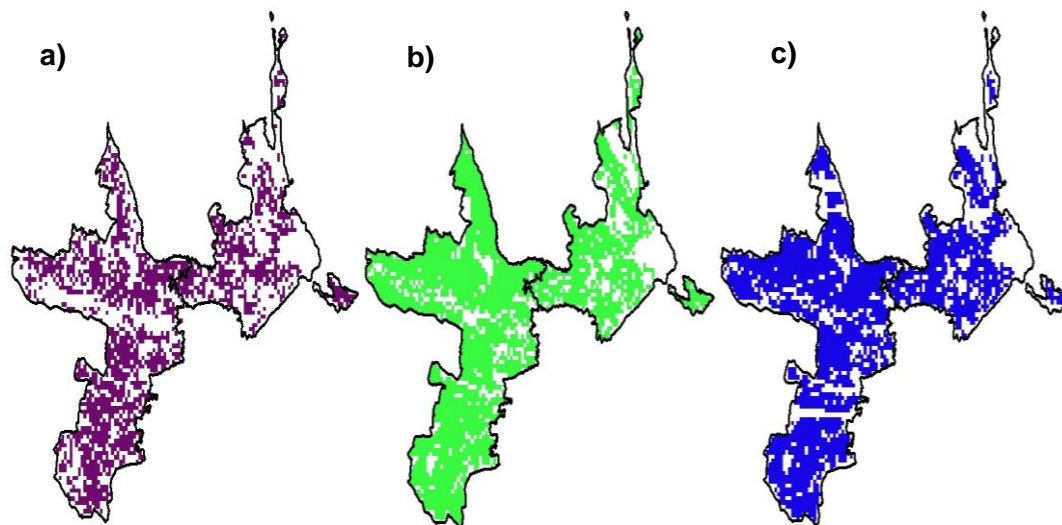


Figura 5.21 Mapas de desarrollo a) 2018 real. b) 2033 proyectado CENTROSUR. c) 2033 proyectado.

Como se puede observar en la Figura 5.21 el método utilizado por CENTROSUR con el método planteado, presentan similitudes en la asignación de nuevo desarrollo para las subestaciones 4 y 5 con corte 2033.



Capítulo 6 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.

6.1 Conclusiones

Las cargas especiales proyectadas al incluirse al sistema eléctrico de CENTROSUR juegan un papel importante en la predicción, pues estas aumentan de manera considerable las tasas de crecimiento para los cantones involucrados, un ejemplo es el cantón Girón que incrementa el consumo de energía 37 veces más en comparación al año base, esto se debe a la futura incorporación del proyecto minero Loma Larga. Debido a estos nuevos ingresos el crecimiento tendencial en los históricos se ve afectado, existiendo picos que afectan a la fase de entrenamiento.

Se logró determinar que los modelos de lógica difusa y redes neuronales, brindan buenos resultados para el trabajo con series de tiempo, incluso los valores pronosticados pueden ser comparados con los encontrados por el modelo Holt Winter manejado por CENTROSUR presentando una diferencia máxima del 10% para el año 2028, cabe mencionar que la estimación con redes neuronales y lógica difusa tuvieron como dato de entrada la proyección de clientes de CENTROSUR, demostrando que las metodologías son buenas pero por sí solas no suficientes.

El criterio de evaluación MAPE resulto elevado, debido a que se promedió los 37 cantones proyectados, esto se debe a que algunos de los cantones no presentan históricos desde el año 2006 sino que a lo largo del tiempo se han incorporado al Sistema, entre ellos Naranjal, el Triunfo, la Troncal, el Guabo y Taisha, al haber creado una red que no modela todos los casos prediciendo valores muy diferentes a los del test.

Los resultados obtenidos por los algoritmos para el caso 1 son inferiores a los proyectados por CENTROSUR en un 6% mientras que en el análisis del caso 2 se evidencia que lógica difusa presenta un escenario mayor a las predicciones de los otros dos métodos con un 7% de aumento. Para CENTROSUR estos resultados



caben dentro de lo planificado y asegura confiabilidad del Sistema con horizonte 2028, para esto se ha planificado diferentes escenarios de expansión que satisfagan la demanda futura, así como la ampliación de la subestación 14 Lentag, repartición de carga entre subestaciones continuas, programas de eficiencia energética, alumbrado público con tecnología LED entre otros.

El proceso de simulación involucra parámetros constantes que fueron elegidos de manera empírica, eligiendo siempre los que en la evaluación resulten ser más elevados para el caso de CA se eligió los valores de $\alpha= 0.79$, $\beta=0.19$ y $\lambda=0.02$ mientras que para el límite umbral el valor de 0,7 con aspiración de crecimiento del 0,02 brindo los mejores resultados.

El número de iteraciones para la red neuronal elegida definió el valor máximo del error, sin embargo, al considerar errores máximos semejantes se ha considerado el criterio estadístico del tercer cuartil que agrupa el 75% de los datos debajo del valor hallado, para este análisis la estructura de red planteada por Patuwo estableció el cuartil 3 en el 2%, por lo que la estructura fue elegida para el proceso de simulación.

Aunque el coeficiente kappa resulto ser relativamente bajo 0,52, se lo clasifica en la categoría “Moderada” en la escala planteada por Cohen [41], a pesar de aquello presentó una coincidencia del 66% comparado con el crecimiento real de clientes. Mostrando que la simulación por el CA elegido modela de manera correcta el crecimiento el desarrollo de nuevos clientes.

La evolución de CA en pasos discretos jugo un papel muy importante pues se halló que cada 5 evoluciones el modelamiento del desarrollo será mejor, comparado a un CA que no evoluciona en pasos discretos.

Los resultados de la simulación por cada uno de los métodos comparados por la índice kappa resultan ser moderados en la evaluación de los 3 cortes, sin embargo, por lo que el porcentaje de coincidencia resulta ser elevado de 77%. Al existir incertidumbre en el desarrollo potencial de nuevos clientes ambas metodologías son válidas por tal motivo la proyección de demanda a nivel de cuadrículas resulta ser aceptable. Los resultados encontrados por la metodología planteada están dentro



de la escala de Cohen resultando ser “Moderados” es decir simulan el comportamiento real en un gran porcentaje de coincidencia.

6.2 Recomendaciones y trabajos futuros.

Pese a que los resultados en distintos cantones son semejantes a los pronósticos existentes, aún se puede realizar mejoras en trabajos futuros, como son: combinación de los métodos para ayudar el proceso de aprendizaje y pronóstico, para el entrenamiento de la red se requiere mayor cantidad de datos históricos y en lo posible adicionar nuevas variables de ingreso que tengan un aceptable factor de correlación con la demanda de energía tales como factores climáticos, demográficos, geográficos, además se deberían considerar factores propios de los sitios ya que PIB es general para el país.

Para mejorar la confiabilidad de la proyección es recomendable usar datos de fuentes u organismos oficiales, logrando de esta manera reducir el error evaluado y que se encuentre dentro de los parámetros adecuados. Así mismo, se puede plantear distintos escenarios en cuanto a variables independientes para tener una visión global de la variación de la demanda de energía en multiescenarios.

En el proceso de proyección es recomendable no considerar cargas especiales debido a que generan datos atípicos en los históricos afectando directamente a la fase de entrenamiento. Por lo que se recomienda excluir esta información para luego adicionarla en los resultados.

Para la obtención del mapa de probabilidades es recomendable usar distintos tipos de entrenamiento por optimización Adam, optimización Adam Delta, optimización AdamGrad, etc. En cuanto al análisis del área de cobertura, este puede ser a nivel local usando un solo año de referencia.

La asignación de clientes se puede realizar mediante diferentes modelos matemáticos como son: monte carlo, multiagente y comparar sus resultados.



El modelamiento de la curva S es un pilar fundamental en el estudio realizado, por tal motivo se recomienda efectuar una investigación exclusivamente en dicha área.



BIBLIOGRAFÍA

- [1] EMPRESA ELÉCTRICA REGIONAL CENTRO SUR C.A, “PLAN ESTRATÉGICO 2017-2021,” p. 56, 2018.
- [2] CONELEC, “Plan Maestro de Electrificación 2013 - 2022,” vol. II, p. 206, 2013.
- [3] W. E. Chumbi Quito and C. A. Patiño Chitacapa, “PROYECCIÓN ESPACIAL DE LA DEMANDA EN LA EMPRESA ELÉCTRICA REGIONAL CENTRO SUR C.A. MEDIANTE EL MÉTODO DE SIMULACIÓN ESPACIO-TEMPORAL,” Universidad de Cuenca, 2017.
- [4] G. Enriquez Harper, “El ABC de las Instalaciones Electricas Residenciales.” Editorial LIMUSA NORIEGA, Santander, 1999.
- [5] S. R. Castaño, *Redes de Distribución de Energía*, Tercera Ed. Manizales, 2004.
- [6] P. F. Loja Sandoya and R. F. Maldonado Duclós, “Rediseño del Sistema de Distribución e Iluminación Externa de la Ciudadela Universitaria Mediante el Uso de Nuevas Tecnologías.,” Universidad Nacional de Loja, 2010.
- [7] C. D. Martins, “Fuzzy Spatial Load Forecasting,” Universidad de Porto, Porto, 2002.
- [8] J. R. BERREZUETA SUÁREZ and A. P. ENCALADA SERRANO, “Análisis De Los Factores Que Afectan La Demanda De Energía Eléctrica Y Su Estimación. Sector Residencial Del Área De Concesión De La Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.a., Periodo 2002-2012,” Universidad de Cuenca, 2014.
- [9] I. Marquez, “Desarrollo y Consumo Energético,” 2019-03-21, 2019. [Online]. Available: <http://www.eluniversal.com/el-universal/35898/desarrollo-y-consumo-energetico>. [Accessed: 22-Apr-2019].
- [10] Agencia de Regulación y Control de Electricidad, “Pliego tarifario para las Empresas Eléctricas de Distribución. Servicio Público de Energía Eléctrica. Periodo: enero - diciembre 2018,” vol. 18. pp. 1–18, 2018.
- [11] MATHWORKS, “What Is Fuzzy Logic? MATLAB & Simulink,” 2019. [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/fuzzy/what-is-fuzzy-logic.html>. [Accessed: 05-Sep-2019].
- [12] . P. P. M., “Comparative Study of Fuzzy Logic and Ann for Short Term Load Forecasting,” *Int. J. Res. Eng. Technol.*, vol. 03, no. 04, pp. 448–454, 2014.
- [13] T. J. Ross and Timothy J. Ross, *Fuzzy Logic With Engineering Applications*, vol. 91. 2017.



- [14] eMathTeacher, “MathTeacher: Mamdani’s fuzzy inference method - Mamdani’s Method.” [Online]. Available: http://www.dma.fi.upm.es/recursos/aplicaciones/logica_borrosa/web/fuzzy_inferencia/mamdani_en.htm. [Accessed: 05-Sep-2019].
- [15] C. Wang, “A Study of Membership Functions on Mamdani-Type Fuzzy Inference S,” *Theses Diss.*, vol. Paper 1665, 2015.
- [16] MathWorks, “What Is Sugeno-Type Fuzzy Inference? - MATLAB & Simulink - MathWorks España.” [Online]. Available: <https://es.mathworks.com/help/fuzzy/what-is-sugeno-type-fuzzy-inference.html>. [Accessed: 05-Sep-2019].
- [17] MathWorks, “Fuzzy Inference Process - MATLAB & Simulink.” [Online]. Available: https://www.mathworks.com/help/fuzzy/fuzzy-inference-process.html?fbclid=IwAR1IY8W_zFsIFLmHYSDpd2JzeaV03WBNy-TcgJ3QsCcyWRF7PZmfgnjUSCo. [Accessed: 05-Sep-2019].
- [18] MathWorks, “Neuro-Adaptive Learning and ANFIS - MATLAB & Simulink.” [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/fuzzy/neuro-adaptive-learning-and-anfis.html>. [Accessed: 05-Sep-2019].
- [19] J. S. R. Jang, “Input Selection for ANFIS Learning,” *IEEE Int. Conf. Fuzzy Syst.*, vol. 2, p. 7, 1996.
- [20] J. S. R. Jang, “ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System,” *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 23, no. 3, pp. 665–685, 1993.
- [21] I. L. López-Cruz and L. Hernández-Larragoiti, “Modelos neuro-difusos para temperatura y humedad del aire en invernaderos tipo cenital y capilla en el centro de México,” *Agrociencia*, vol. 44, no. 7, pp. 791–805, 2010.
- [22] F. M. Lora, “Predicción de la Demanda Eléctrica: Comparativa Arima-Redes Neuronales Mediante Software SPSS,” Universidad de Sevilla, 2016.
- [23] A. K. Jain, J. Mao, and K. M. Mohiuddin, “Artificial neural networks: A tutorial,” *Computer (Long Beach, Calif.)*, vol. 29, no. 3, pp. 31–44, 1996.
- [24] “Training Neural Network using PyTorch - Towards Data Science.” [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/training-a-neural-network-using-pytorch-72ab708da210>. [Accessed: 07-Oct-2019].
- [25] X. Li and A. G. Yeh, “Calibration of cellular automata by using neural networks for the simulation of complex urban systems,” *Environ. Plan. A*, vol. 33, no. 8, pp. 1445–1462, 2001.
- [26] O. Honey, S. Okwuashi, and E. Sciences, “The application of geographic information systems cellular automata based models to land use change



- modelling of lagos, nigeria,” Victoria Universiti of Wellington, 2011.
- [27] E. L. S. Eléctrico and T. P. De, “Descripción de la centrosur,” pp. 1–6, 2018.
- [28] Q. Technology and D. Elizondo, “Asistencia para la Elaboración del Plan de Expansión del Sistema de Distribución de CENTROSUR,” 2016.
- [29] Z. S, “Investigación y Caracterización de la Carga,” 2016.
- [30] Esri, “¿Qué es el geoprocésamiento?—Ayuda | ArcGIS for Desktop.” [Online]. Available: <http://desktop.arcgis.com/es/arcmap/10.3/main/analyze/what-is-geoprocessing.htm>. [Accessed: 05-Sep-2019].
- [31] MathWorks, “Deep Learning Toolbox - MATLAB.” [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/products/deep-learning.html>. [Accessed: 05-Sep-2019].
- [32] MathWorks, “Fuzzy Logic Toolbox - MATLAB.” [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/products/fuzzy-logic.html>. [Accessed: 05-Sep-2019].
- [33] C. Mathworks, “Fuzzy Logic Toolbox™ User’s Guide R2018a,” 1995.
- [34] “PyTorch.” [Online]. Available: <https://pytorch.org/>. [Accessed: 12-Nov-2019].
- [35] S. Maithani, “A neural network based urban growth model of an Indian city,” *J. Indian Soc. Remote Sens.*, vol. 37, no. 3, pp. 363–376, 2009.
- [36] L. Galparsoro, “Medidas de concordancia: el índice Kappa,” *Unidad de Epidemiología Clínica y Bioestadística. Complejo Hospitalario Universitario de A Coruña (España)*. [Online]. Available: <https://www.fisterra.com/mbe/investiga/kappa/kappa.asp>. [Accessed: 09-Oct-2019].
- [37] Cámara de Comercio de Guayaquil, “Cifras Macroeconómicas del Ecuador PIB y coyuntura,” 2019.
- [38] INEC, “Proyecciones Poblacionales |.” [Online]. Available: <https://www.ecuadorencifras.gob.ec/proyecciones-poblacionales/>. [Accessed: 05-Sep-2019].
- [39] Inec, “Proyecciones De La Población De La Rep. Del Ecuador,” *Inec*, p. 48, 2012.
- [40] M. Kumar and S. S. Hans, “Load Forecasting using Fuzzy Logic Tool Box,” *GRD Journals-Global Res. Dev. J. Eng.*, vol. 3, no. 8, pp. 12–19, 2018.
- [41] J. D. A.-A. 1 Cohen 1960 DO - 10.1177/001316446002000104, “A coefficient



of agreement for nominal scales," *Educ. Psychol. Meas.*, vol. 20, no. 1, pp. 37-46 ST-A coefficient of agreement for nominal, 1960.

ANEXO 1

MAPAS DE DENSIDAD HISTÓRICOS POR TIPO DE CLIENTE

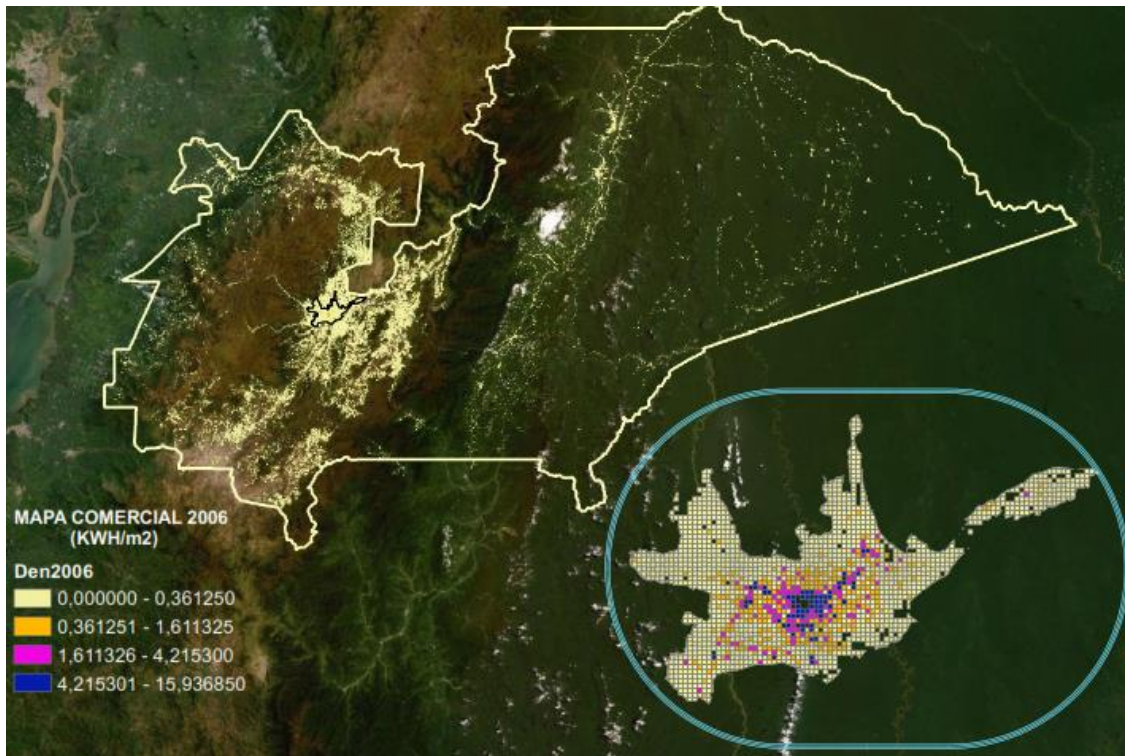


Figura. 1 Mapa de densidad 2006, clientes tipo comercial.

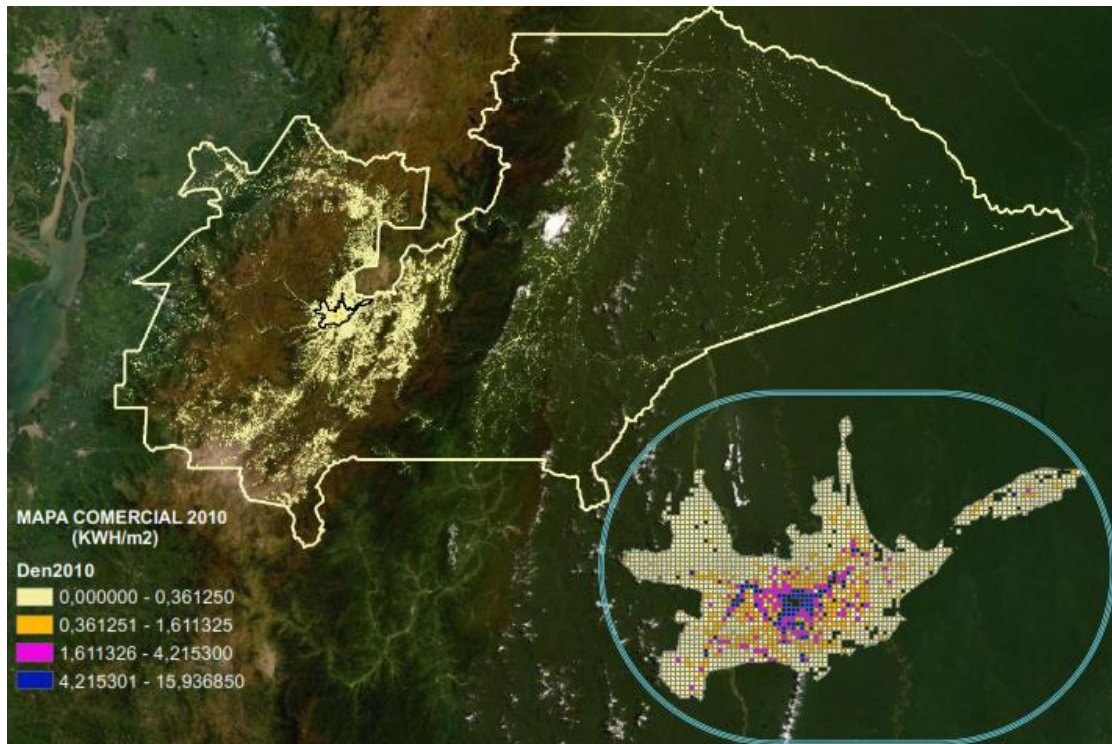


Figura. 2 Mapa de densidad 2010, clientes tipo comercial.

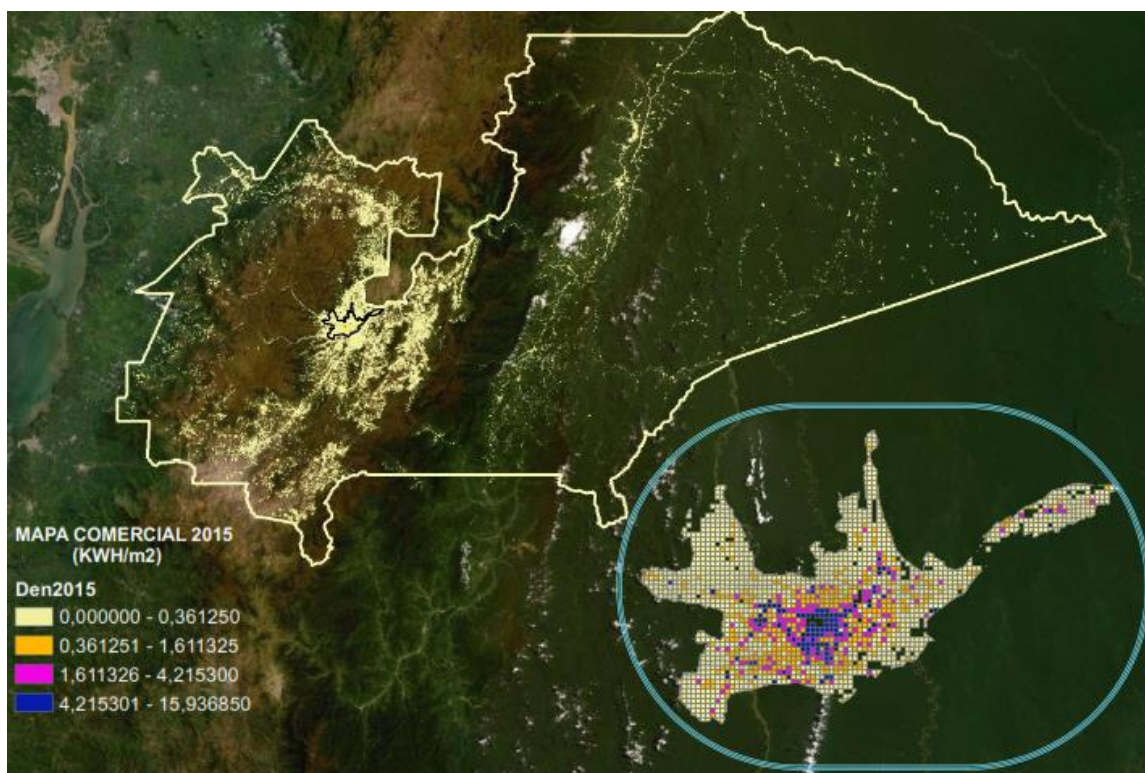


Figura. 3 Mapa de densidad 2015, clientes tipo comercial.

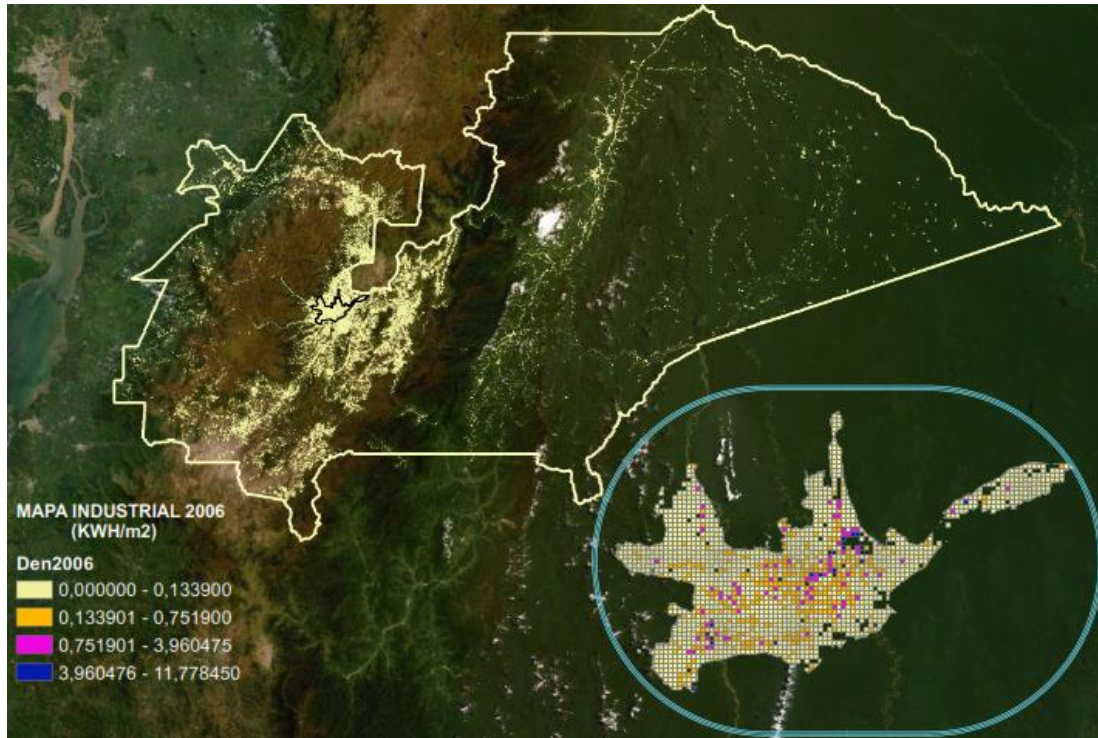


Figura. 4 Mapa de densidad 2006, clientes tipo industrial.

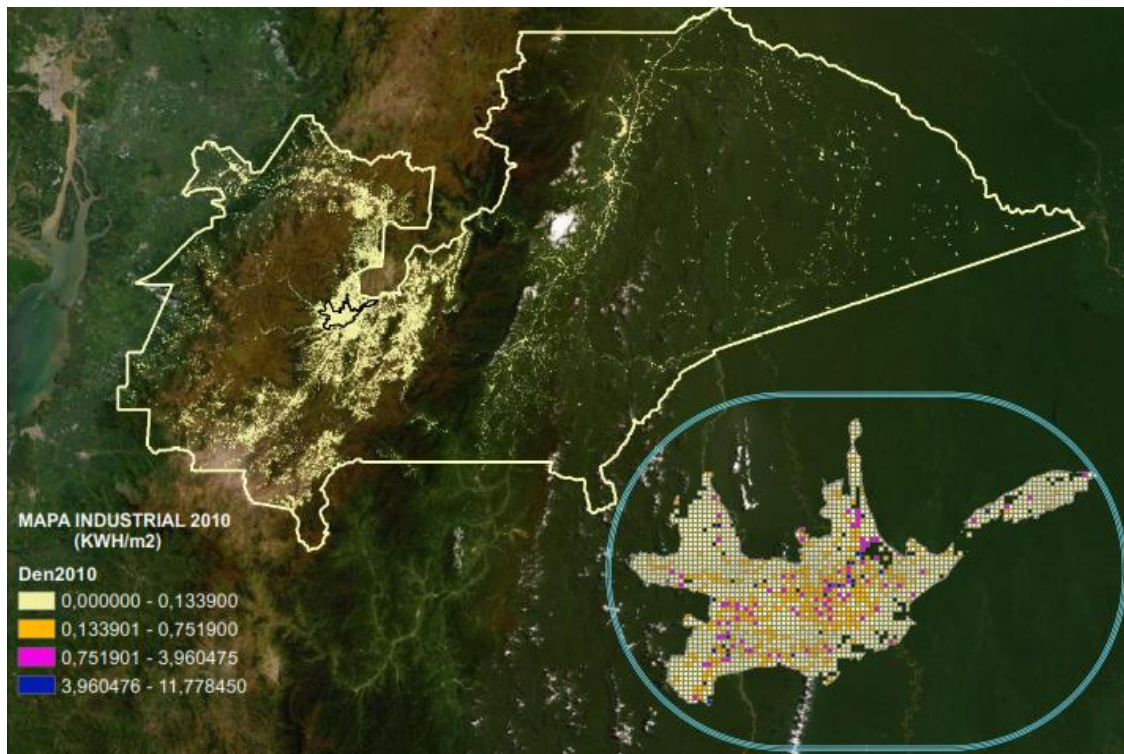


Figura. 5 Mapa de densidad 2010, clientes tipo industrial.

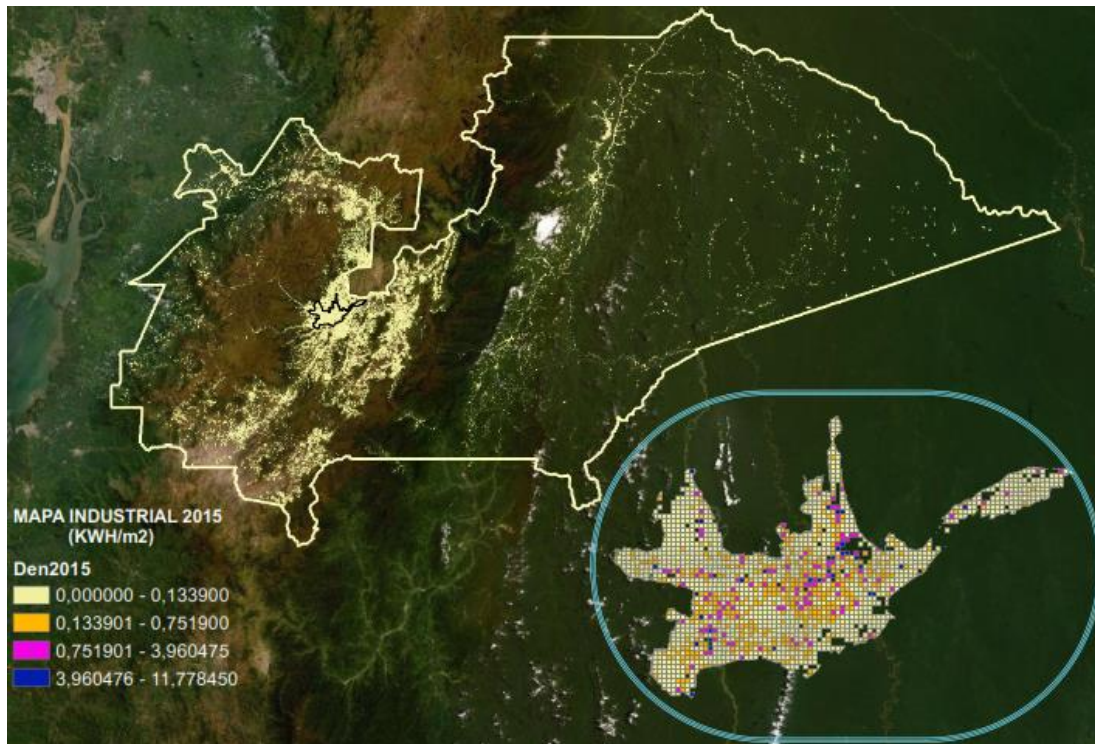


Figura. 6 Mapa de densidad 2015, clientes tipo industrial.

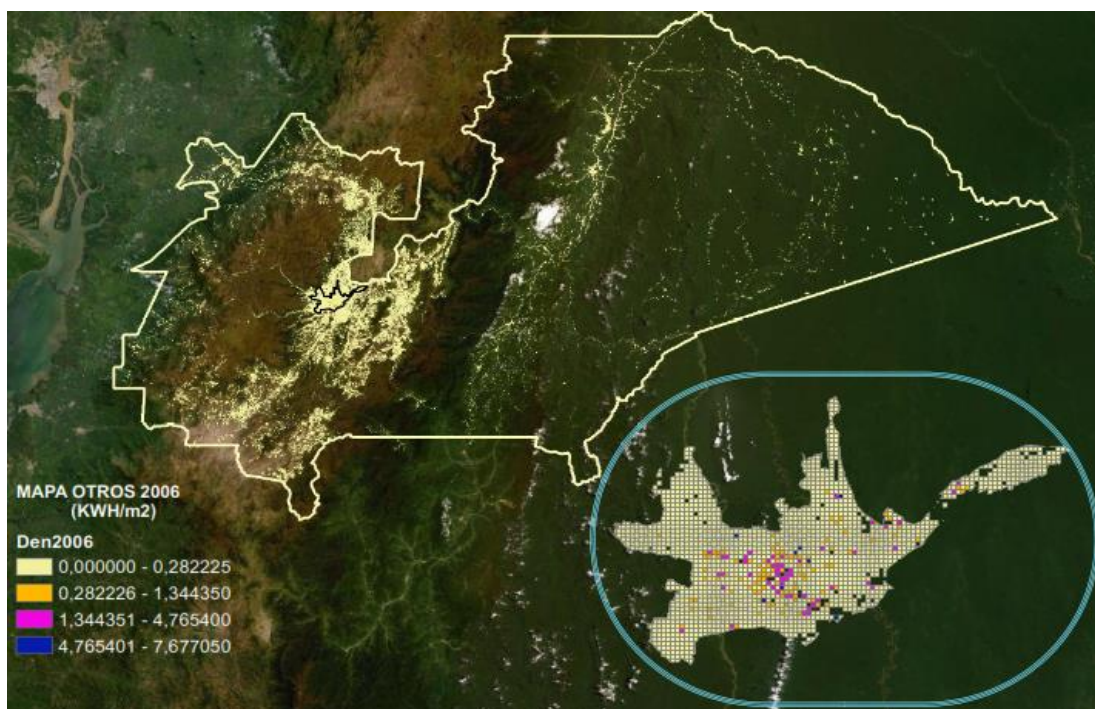


Figura. 7 Mapa de densidad 2006, clientes tipo otros.

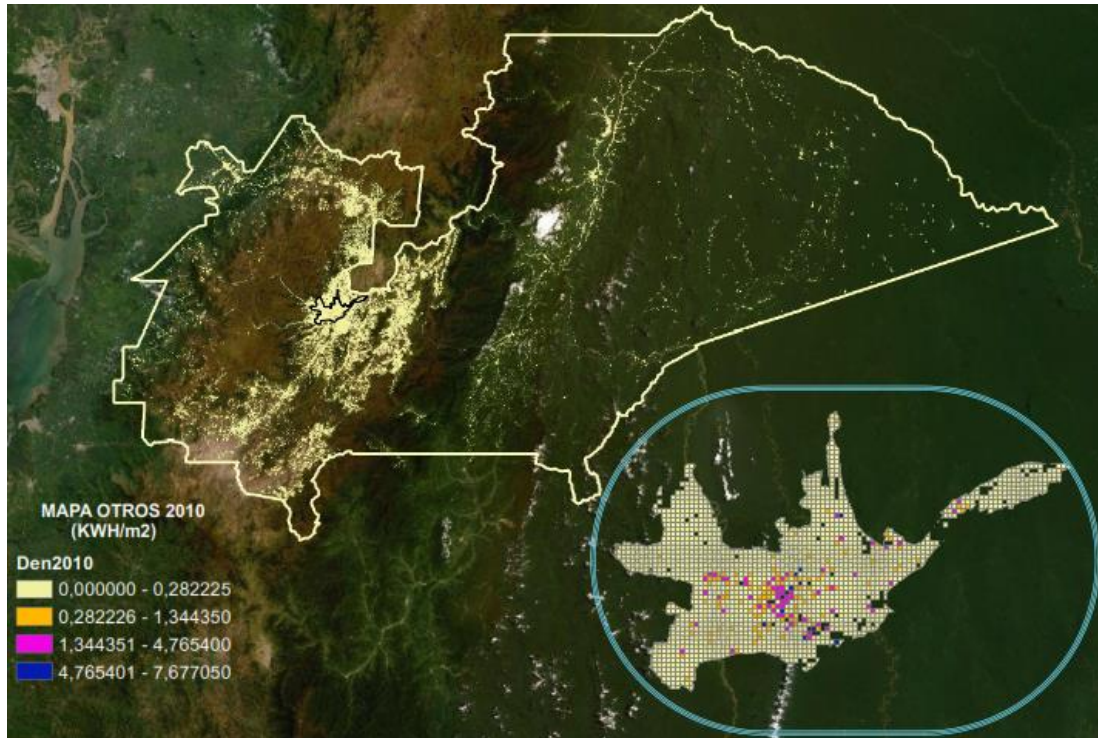


Figura. 8 Mapa de densidad 2010, clientes tipo otros.

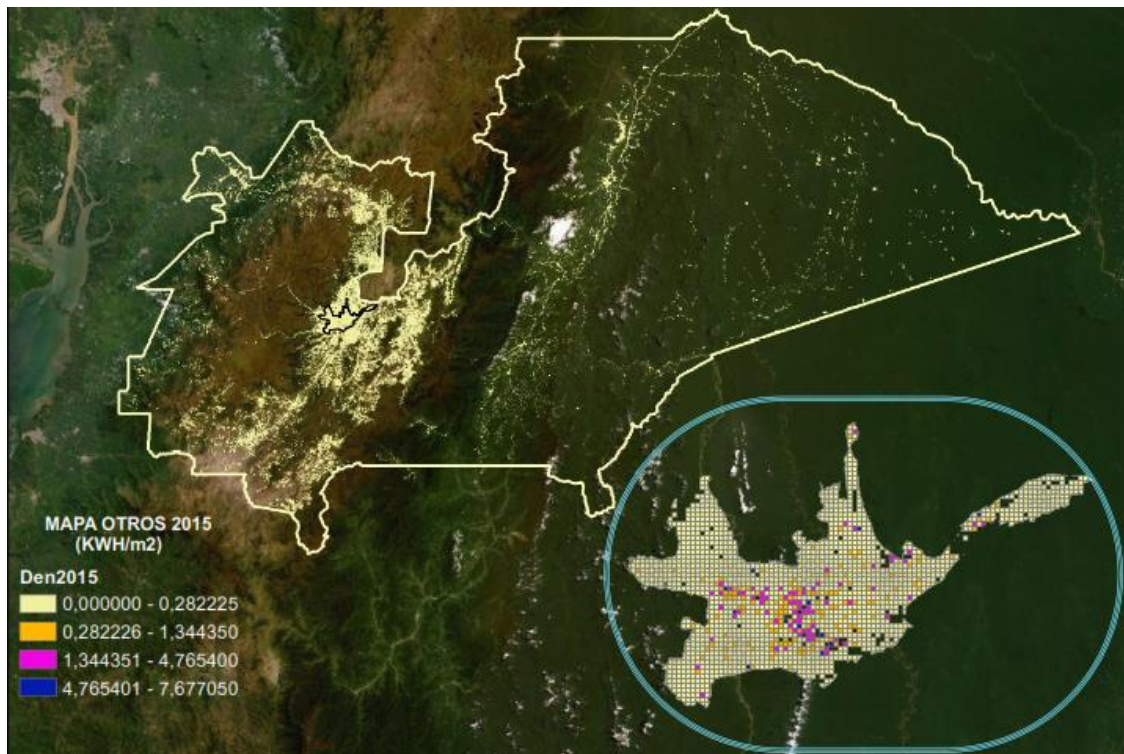


Figura. 9 Mapa de densidad 2015, clientes tipo otros.



ANEXO 2

TABLAS DE PIB-POBLACIÓN-CLIENTES-ENERGÍA CANTONAL

Tabla. 1 Proyección PIB millones de dólares nivel cantonal, período 2019-2024

CANTONES	2019	2020	2021	2022	2023	2024
CUENCA	2618.86838	2663.28028	2718.43337	2776.38389	2834.47234	2892.70802
GIRON	54.71469	54.507697	54.50103	54.528239	54.536972	54.5174048
GUALACEO	203.81787	205.303824	207.565254	209.977304	212.334388	214.635485
NABON	72.19125	72.297852	72.677826	73.098749	73.499552	73.8657137
PAUTE	121.302225	122.143734	123.442002	124.835095	126.193116	127.517156
PUCARA	44.340075	44.251704	44.33058	44.438683	44.525068	44.5970455
SAN FERNANDO	17.430525	17.376236	17.388324	17.408274	17.423588	17.4296087
SANTA ISABEL	86.98941	87.529235	88.401132	89.332154	90.242432	91.1255259
SIGSIG	126.82224	127.558129	128.77677	130.082001	131.351276	132.577092
OÑA	17.129205	17.259168	17.451234	17.660934	17.8633	18.0578556
CHORDELEG	62.67456	63.450856	64.474362	65.552637	66.620596	67.6851218
EL PAN	12.994425	12.923471	12.900744	12.88566	12.865804	12.8408588
SEVILLA DE ORO	28.545885	28.80709	29.177658	29.569642	29.959608	30.3383861
GUACHAPALA	16.04529	16.134479	16.289496	16.452377	16.607584	16.7631575
CAMILO PONCE ENRIQUEZ	145.52919	152.284563	159.929802	168.056799	176.527456	185.371062
AZOGUES	355.85055	360.719956	367.008552	373.608342	380.185988	386.715728
BIBLIAN	98.70741	99.261121	100.186272	101.173486	102.135796	103.062218
CAÑAR	285.354225	287.431207	290.593872	293.957277	297.241084	300.437892
LA TRONCAL	312.52743	321.401832	331.737012	342.590116	353.663744	364.956309
EL TAMBO	51.04863	52.103622	53.377038	54.713523	56.059052	57.4166797
DELEG	28.269675	28.355542	28.54017	28.748497	28.944888	29.1285861
SUSCAL	26.729595	27.243396	27.873324	28.533736	29.198568	29.8672008
EL GUABO	261.390915	266.099745	271.905408	278.014431	284.168108	290.36896
EL TRIUNFO	243.654885	249.338116	256.098222	263.200133	270.410196	277.727613
NARANJAL	386.99532	397.412412	409.619592	422.460153	435.555876	448.916424
SARAGURO	139.632525	140.088586	141.06519	142.117039	143.113572	144.046844
MORONA	237.201615	243.672861	251.149302	258.904913	266.714924	274.556663
GUALAQUIZA	81.419175	81.759455	82.382742	83.024076	83.6087	84.1341558
LIMON INDANZA	43.394265	43.269169	43.290468	43.318557	43.31586	43.2811228
SANTIAGO	45.938745	46.354747	46.926666	47.516924	48.085044	48.6169771
SUCUA	97.824375	99.603963	101.750634	103.965379	106.152396	108.304685
HUAMBOYA	50.224185	51.769142	53.53641	55.37465	57.238664	59.1188894
SAN JUAN BOSCO	20.510685	20.842285	21.250998	21.669806	22.078616	22.481054
TAISHA	108.67608	111.937913	115.674714	119.558712	123.487196	127.449238
LOGROÑO	31.29543	31.955383	32.73417	33.536404	34.339816	35.1308917



TIWINTZA	44.42796	46.162421	48.117762	50.169854	52.270764	54.4197718
EL PIEDRERO	32.019435	32.448741	33.002586	33.582725	34.153784	34.7191352

Tabla. 1 Proyección PIB millones de dólares nivel cantonal, período 2025-2028

CANTONES	2025	2026	2027	2028
CUENCA	2951.06163	3009.57906	3068.24246	3127.07253
GIRON	54.4840228	54.4323857	54.3622796	54.2734887
GUALACEO	216.887666	219.090246	221.238239	223.335212
NABON	74.2123193	74.5391211	74.8372776	75.1150605
PAUTE	128.807151	130.071194	131.300328	132.498395
PUCARA	44.6561007	44.697799	44.7219323	44.7326037
SAN FERNANDO	17.4311368	17.4238405	17.4162069	17.3952937
SANTA ISABEL	91.9844074	92.8187494	93.628222	94.4168059
SIGSIG	133.772255	134.932069	136.060357	137.148067
OÑA	18.2536819	18.442228	18.6276944	18.8057229
CHORDELEG	68.7400504	69.7894986	70.8290583	71.8628782
EL PAN	12.8112463	12.7811914	12.742099	12.7024894
SEVILLA DE ORO	30.7111912	31.0779355	31.4428263	31.7971993
GUACHAPALA	16.9111861	17.0515728	17.192812	17.3262818
CAMILO PONCE ENRIQUEZ	194.576663	204.165306	214.15834	224.586051
AZOGUES	393.223433	399.687154	406.127557	412.505257
BIBLIAN	103.960323	104.829732	105.670064	106.472309
CAÑAR	303.561756	306.607389	309.582313	312.45536
LA TRONCAL	376.465675	388.198202	400.15604	412.33704
EL TAMBO	58.7842715	60.1618854	61.5538756	62.951726
DELEG	29.304767	29.4690544	29.6255951	29.7742901
SUSCAL	30.5407155	31.2191405	31.8982082	32.5778956
EL GUABO	296.614873	302.910386	309.251517	315.634218
EL TRIUNFO	285.141861	292.653769	300.268466	307.982531
NARANJAL	462.513267	476.370024	490.472004	504.847394
SARAGURO	144.934149	145.757785	146.529843	147.24536
MORONA	282.422774	290.321747	298.257912	306.235669
GUALAQUIZA	84.607073	85.0268011	85.3926847	85.708376
LIMON INDANZA	43.2155813	43.1231494	43.0035103	42.8563446
SANTIAGO	49.1225631	49.6014634	50.0533365	50.4821515
SUCUA	110.425613	112.510428	114.562898	116.586855
HUAMBOYA	61.0175027	62.9389169	64.8747261	66.8336413
SAN JUAN BOSCO	22.8778344	23.2603136	23.6368945	24.0074893
TAISHA	131.445262	135.475494	139.544458	143.652431



LOGROÑO	35.9192228	36.6961827	37.4701915	38.2368654
TIWINTZA	56.6149687	58.8610878	61.1586386	63.5081339
EL PIEDRERO	35.2756772	35.8232791	36.3575132	36.8911348

Tabla. 2 Proyección a nivel cantonal período 2019-2028

CANTONES	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028
CUENCA	625775	636996	648172	659317	670405	681453	692430	703347	714200	724994
GIRON	13074	13037	12995	12949	12899	12843	12784	12721	12654	12583
GUALACEO	48702	49104	49491	49864	50221	50563	50890	51202	51498	51779
NABON	17250	17292	17329	17359	17384	17401	17413	17420	17420	17415
PAUTE	28985	29214	29433	29645	29847	30040	30223	30398	30563	30719
PUCARA	10595	10584	10570	10553	10531	10506	10478	10446	10410	10371
SAN FERNANDO	4165	4156	4146	4134	4121	4106	4090	4072	4054	4033
SANTA ISABEL	20786	20935	21078	21214	21344	21467	21583	21692	21794	21890
SIGSIG	30304	30509	30705	30891	31067	31232	31388	31534	31671	31797
OÑA	4093	4128	4161	4194	4225	4254	4283	4310	4336	4360
CHORDELEG	14976	15176	15373	15567	15757	15945	16129	16310	16487	16661
EL PAN	3105	3091	3076	3060	3043	3025	3006	2987	2966	2945
SEVILLA DE ORO	6821	6890	6957	7022	7086	7147	7206	7263	7319	7372
GUACHAPALA	3834	3859	3884	3907	3928	3949	3968	3985	4002	4017
CAMILO PONCE ENRIQUEZ	34774	36423	38133	39909	41752	43669	45655	47714	49850	52069
AZOGUES	85030	86276	87508	88722	89921	91101	92265	93408	94535	95637
BIBLIAN	23586	23741	23888	24026	24157	24279	24393	24499	24597	24685
CAÑAR	68185	68747	69288	69807	70303	70776	71227	71655	72062	72441
LA TRONCAL	74678	76872	79098	81356	83648	85975	88333	90723	93145	95598
EL TAMBO	12198	12462	12727	12993	13259	13526	13793	14060	14328	14595
DELEG	6755	6782	6805	6827	6846	6862	6876	6887	6896	6903
SUSCAL	6387	6516	6646	6776	6906	7036	7166	7296	7425	7553
EL GUABO	62459	63645	64832	66021	67211	68404	69597	70791	71985	73178
EL TRIUNFO	58221	59636	61063	62503	63957	65426	66905	68394	69894	71404
NARANJAL	92472	95052	97668	100323	103017	105754	108523	111329	114168	117046
SARAGURO	33365	33506	33635	33749	33849	33934	34007	34064	34108	34138
MORONA	56679	58281	59883	61483	63083	64679	66267	67849	69426	70999
GUALAQUIZA	19455	19555	19643	19716	19775	19820	19852	19871	19877	19871
LIMON INDANZA	10369	10349	10322	10287	10245	10196	10140	10078	10010	9936
SANTIAGO	10977	11087	11189	11284	11373	11453	11526	11592	11651	11704
SUCUA	23375	23823	24261	24689	25107	25514	25910	26294	26667	27030
HUAMBOYA	12001	12382	12765	13150	13538	13927	14317	14709	15101	15495
SAN JUAN BOSCO	4901	4985	5067	5146	5222	5296	5368	5436	5502	5566
TAISHA	25968	26773	27581	28392	29207	30024	30842	31661	32482	33305



LOGROÑO	7478	7643	7805	7964	8122	8276	8428	8576	8722	8865
TIWINTZA	10616	11041	11473	11914	12363	12820	13284	13756	14236	14724
EL PIEDRERO	7651	7761	7869	7975	8078	8179	8277	8372	8463	8553

Tabla. 3 Proyección de clientes nivel cantonal, período 2019-2028.

CANTONES	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028
CUENCA	226758	234352	241958	249404	256667	263896	271275	278854	286500	294025
GIRON	6650	6843	7036	7224	7404	7583	7768	7960	8155	8345
GUALACEO	19277	19850	20424	20982	21521	22057	22608	23179	23756	24322
NABON	7053	7254	7456	7635	7787	7934	8102	8299	8504	8692
PAUTE	12059	12476	12894	13301	13695	14086	14488	14903	15324	15736
PUCARA	1650	1712	1775	1819	1841	1859	1894	1952	2017	2068
SAN FERNANDO	1882	1920	1957	2000	2051	2104	2150	2189	2226	2267
SANTA ISABEL	9579	9906	10232	10584	10965	11353	11717	12051	12376	12720
SIGSIG	12438	12805	13173	13528	13868	14205	14555	14920	15291	15651
OÑA	1857	1915	1974	2025	2069	2111	2159	2216	2276	2330
CHORDELEG	5334	5496	5658	5819	5980	6140	6302	6464	6626	6788
EL PAN	1644	1673	1700	1742	1801	1862	1911	1943	1969	2006
SEVILLA DE ORO	2246	2362	2480	2562	2604	2638	2704	2813	2935	3030
GUACHAPALA	1529	1578	1627	1677	1728	1780	1830	1880	1929	1979
CAMILO PONCE ENRIQUEZ	1333	1397	1460	1516	1561	1605	1656	1717	1782	1841
AZOGUES	31	32	33	34	35	36	37	38	39	41
BIBLIAN	9759	10060	10363	10622	10832	11032	11271	11562	11871	12146
CAÑAR	21288	22055	22828	23491	24027	24539	25150	25893	26681	27384
LA TRONCAL	18066	21221	24441	26481	27182	27617	29105	31996	35353	37810
EL TAMBO	3951	4095	4240	4382	4521	4659	4800	4944	5089	5233
DELEG	350	357	363	375	395	416	431	439	444	454
SUSCAL	1909	1974	2039	2099	2155	2210	2269	2332	2398	2460
EL GUABO	52	53	54	54	54	54	55	56	56	57
EL TRIUNFO	3	4	5	6	6	5	5	6	8	8
NARANJAL	8	9	11	12	12	12	13	14	16	17
SARAGURO	982	1011	1040	1075	1116	1159	1197	1227	1255	1288
MORONA	14499	15107	15713	16363	17064	17774	18446	19066	19669	20306
GUALAQUIZA	794	829	864	898	929	961	993	1028	1063	1097
LIMON INDANZA	3283	3369	3456	3554	3665	3780	3883	3973	4058	4152
SANTIAGO	3065	3177	3288	3407	3533	3662	3784	3898	4008	4125
SUCUA	6667	6907	7146	7406	7691	7981	8252	8497	8734	8988
HUAMBOYA	913	959	1006	1051	1094	1137	1181	1227	1274	1320
SAN JUAN BOSCO	1141	1168	1196	1237	1295	1355	1403	1435	1460	1497
TAISHA	3317	3481	3638	3933	4385	4867	5228	5424	5567	5815



LOGROÑO	1413	1465	1516	1583	1667	1755	1829	1885	1935	1996
TIWINTZA	1440	1592	1746	1860	1927	1984	2078	2221	2381	2509
EL PIEDRERO	49	50	52	53	55	57	59	60	61	63



ANEXO 3

RESULTADOS DE LA PROYECCIÓN

Tabla. 4 Resultados de la proyección anual energía total MWh con ANN-Caso 1.

CANTONES	2019	2020	2021	2022	2024	2025	2026	2027	MAPE
CUENCA	694,605.47	735,539.59	779,679.77	843,100.87	930,935.39	939,173.15	947,441.46	955,741.61	2.30%
GIRON	7,191.77	12,714.28	34,315.46	163,215.93	253,672.13	253,668.40	253,663.25	253,656.58	11.16%
GUALACEO	23,447.76	23,655.05	23,853.24	24,042.70	24,390.34	24,547.86	24,694.58	24,830.71	7.66%
NABON	5,096.19	5,261.37	5,355.85	5,408.40	5,454.74	5,463.51	5,466.77	5,465.69	7.17%
PAUTE	14,925.69	14,933.25	14,948.36	14,968.82	15,018.61	15,045.72	15,073.43	15,101.39	2.32%
PUCARA	1,305.22	1,307.08	1,308.37	1,309.32	1,309.82	1,309.54	1,308.84	1,307.65	8.82%
SAN FERNANDO	1,691.35	1,694.87	1,696.33	1,696.70	1,696.12	1,695.53	1,694.80	1,694.06	8.34%
SANTA ISABEL	13,062.26	13,437.76	13,776.47	14,076.67	14,535.64	14,679.38	14,753.14	14,741.56	6.41%
SIGSIG	9,854.92	9,881.54	9,871.98	9,851.77	9,806.54	9,784.00	9,761.77	9,739.99	8.66%
OÑA	1,329.36	1,333.30	1,336.48	1,339.06	1,342.99	1,344.56	1,345.85	1,346.96	1.94%
CHORDELEG	5,363.81	5,499.00	5,623.48	5,734.37	5,895.40	5,929.92	5,911.84	5,801.05	3.34%
EL PAN	1,269.94	1,306.38	1,337.46	1,361.04	1,377.66	1,368.96	1,349.61	1,320.93	9.35%
SEVILLA DE ORO	1,892.23	1,902.49	1,926.58	1,957.47	2,010.46	2,021.70	2,017.85	1,995.65	6.99%
GUACHA PALA	1,460.55	1,491.03	1,502.77	1,506.98	1,509.38	1,509.89	1,510.34	1,510.84	4.91%
CAMILO PONCE ENRIQUEZ	17,992.32	18,426.98	18,597.42	18,661.21	18,677.12	18,661.97	18,637.98	18,606.35	3.13%
AZOGUES	110.96	112.25	113.12	113.74	114.57	114.87	115.14	115.38	8.72%
BIBLIAN	10,513.82	10,578.67	10,636.14	10,686.83	10,769.47	10,802.75	10,831.43	10,856.11	3.76%
CAÑAR	27,233.02	28,163.55	28,707.87	29,029.97	29,378.74	29,484.59	29,566.02	29,630.17	3.83%
LA TRONCAL	55,475.37	56,821.66	57,731.82	58,376.02	59,239.40	59,562.68	59,848.45	60,109.63	6.98%
EL TAMBO	5,003.58	5,048.49	5,078.79	5,100.31	5,129.10	5,139.83	5,149.26	5,157.84	6.12%
DELEG	211.85	212.94	213.67	214.20	214.88	215.12	215.32	215.50	6.30%
SUSCAL	1,743.41	1,810.80	1,876.86	1,937.96	2,036.13	2,072.21	2,100.81	2,123.45	6.50%
EL GUABO	32.53	32.85	33.08	33.24	33.45	33.53	33.61	33.67	10.20%
EL TRIUNFO	17.16	17.39	17.66	17.93	18.47	18.75	19.02	19.30	8.40%
NARANJAL	22.30	22.28	22.26	22.24	22.20	22.18	22.17	22.16	10.20%
SARAGURO	1,034.77	1,039.59	1,037.88	1,039.31	1,041.32	1,043.49	1,046.50	1,050.31	2.00%
MORONA	29,211.34	29,672.25	30,097.35	30,494.65	31,219.76	31,553.01	31,869.57	32,170.95	2.98%
GUALA QUIZA	516.33	519.36	521.42	522.90	524.80	525.46	525.99	526.42	5.30%
LIMON INDANZA	4,128.60	4,132.94	4,135.57	4,137.03	4,136.10	4,133.97	4,130.70	4,126.09	1.09%



SANTIAGO	5,724.81	5,770.75	5,801.64	5,823.82	5,853.21	5,863.81	5,872.77	5,880.54	2.34%
SUCUA	10,714.32	10,821.20	10,939.81	11,063.49	11,309.88	11,429.01	11,544.27	11,655.35	4.07%
HUAMBOYA	558.68	558.62	558.89	559.26	560.17	560.65	561.13	561.61	1.83%
SAN JUAN BOSCO	1,323.88	1,333.11	1,339.31	1,343.72	1,349.61	1,351.79	1,353.65	1,355.33	3.43%
TAISHA	1,844.11	1,884.50	1,911.70	1,930.94	1,956.71	1,966.33	1,974.78	1,982.46	9.42%
LOGROÑO	1,425.24	1,455.63	1,484.64	1,512.81	1,567.22	1,593.42	1,618.83	1,643.52	3.23%
TIWINTZA	1,895.49	1,926.34	1,942.20	1,952.26	1,966.36	1,972.13	1,977.42	1,982.32	4.56%
EL PIEDRERO	15.39	15.50	15.66	15.83	16.22	16.42	16.62	16.82	8.64%
TOTAL	959,245.79	1,010,334.64	1,079,347.33	1,274,159.76	1,456,090.12	1,465,680.09	1,475,025.01	1,484,095.95	5.74%

Tabla. 5 Resultados de la proyección anual de energía total MWh con FL- Caso 1

CANTONES	2019	2020	2021	2022	2024	2025	2026	2027	MAPE
CUENCA	707,957.10	743,489.96	783,294.22	833,532.08	914,927.60	937,923.88	961,023.85	984,228.23	2.61%
GIRON	6,449.21	9,175.50	20,010.99	84,511.01	129,832.51	129,874.61	129,914.39	129,951.79	1.93%
GUALACEO	23,950.66	24,178.60	24,269.11	24,320.27	24,394.75	24,418.26	24,432.36	24,436.68	5.77%
NABON	4,715.17	4,732.73	4,706.54	4,656.73	4,530.17	4,470.24	4,419.52	4,388.05	5.80%
PAUTE	15,591.95	15,676.57	15,729.57	15,773.16	15,849.48	15,882.16	15,911.69	15,937.42	2.62%
PUCARA	970.66	831.49	831.18	843.96	942.51	979.07	996.34	1,014.58	1.14%
SAN FERNANDO	1,474.49	1,601.71	1,691.64	1,800.06	2,050.65	2,192.83	2,351.92	2,510.98	8.19%
SANTA ISABEL	13,848.48	14,493.16	15,137.51	15,756.86	16,912.45	17,444.99	17,947.51	18,420.01	3.96%
SIGSIG	9,086.39	9,147.82	9,206.19	9,261.48	9,362.78	9,409.08	9,452.38	9,492.99	3.05%
OÑA	1,353.76	1,363.54	1,373.28	1,383.15	1,401.24	1,410.01	1,418.23	1,426.18	4.21%
CHORDELEG	5,396.13	5,539.20	5,692.74	5,847.33	6,150.04	6,298.20	6,444.53	6,588.27	4.81%
EL PAN	1,153.46	1,228.54	1,322.38	1,384.05	1,438.62	1,454.24	1,468.61	1,481.57	4.26%
SEVILLA DE ORO	1,937.55	1,960.53	1,981.83	2,002.21	2,041.27	2,059.62	2,077.29	2,094.61	7.22%
GUACHAPALA	1,438.20	1,482.08	1,521.20	1,555.72	1,617.81	1,645.36	1,669.43	1,693.44	5.80%
CAMILO PONCE ENRIQUEZ	18,413.93	19,471.39	20,081.13	20,575.54	21,543.71	22,013.39	22,469.61	22,911.37	0.00%
AZOGUES	98.91	103.16	107.33	111.43	119.45	123.37	127.23	131.02	15.43%
BIBLIAN	10,533.34	10,696.40	10,891.06	11,085.69	11,450.39	11,619.43	11,780.05	11,932.20	3.76%
CAÑAR	25,488.77	26,588.36	27,599.28	28,555.61	30,332.92	31,155.73	31,933.26	32,669.42	8.75%
LA TRONCAL	52,515.77	53,086.79	56,432.94	60,594.79	69,451.06	74,162.18	79,076.41	84,198.22	0.04%
EL TAMBO	4,755.14	4,802.82	4,847.83	4,905.10	5,044.35	5,119.20	5,195.26	5,272.18	0.00%
DELEG	239.15	246.77	247.90	246.93	242.33	239.35	236.05	232.56	9.06%
SUSCAL	1,590.68	1,619.11	1,661.56	1,707.74	1,801.67	1,849.46	1,897.78	1,945.83	3.36%
EL GUABO	42.48	46.16	48.28	50.09	53.66	55.47	57.17	58.22	2.20%
EL TRIUNFO	20.32	21.56	23.44	25.52	29.80	32.01	34.26	36.55	13.20%
NARANJAL	29.94	31.47	35.93	41.20	51.96	57.56	63.35	69.37	10.50%
SARAGURO	1,025.68	1,032.74	1,047.27	1,062.82	1,091.24	1,104.26	1,116.34	1,127.64	6.72%



MORONA	27,697.68	28,413.47	29,344.07	30,335.11	32,348.83	33,368.44	34,397.58	35,436.76	1.70%
GUALAQUIZA	740.25	774.87	822.58	868.77	950.20	988.65	1,026.31	1,063.23	6.50%
LIMON INDANZA	3,214.45	3,031.07	3,024.62	3,025.80	3,025.17	3,037.95	3,319.65	4,499.64	1.34%
SANTIAGO	6,808.20	7,107.16	7,144.81	7,087.44	6,885.55	6,756.73	6,615.37	6,463.83	9.00%
SUCUA	11,371.97	11,594.77	11,792.38	11,979.67	12,337.20	12,506.93	12,670.11	12,827.26	4.41%
HUAMBOYA	559.05	568.49	579.75	591.56	615.69	627.96	640.40	652.96	2.35%
SAN JUAN BOSCO	1,225.36	1,256.83	1,293.19	1,329.89	1,400.63	1,435.08	1,468.13	1,500.56	6.05%
TAISHA	1,815.82	2,016.05	2,211.95	2,407.13	2,799.06	2,995.06	3,190.97	3,387.05	8.65%
LOGROÑO	1,395.35	1,429.03	1,457.18	1,483.38	1,534.02	1,558.26	1,581.50	1,604.15	3.81%
TIWINTZA	1,921.23	1,989.42	2,024.65	2,050.68	2,098.14	2,119.13	2,138.18	2,155.18	7.17%
EL PIEDRERO	15.45	18.84	20.73	22.09	24.49	25.56	26.53	27.38	5.89%
TOTAL	966,842.15	1,010,848.16	1,069,508.21	1,192,772.06	1,336,683.40	1,368,413.70	1,400,589.55	1,433,867.39	5.17%

Tabla. 6 Resultado de proyección anual de energía total MWh con ANN - Caso 2

CANTONES	2019	2020	2021	2022	2024	2025	2026	2027	2028
CUENCA	733,315.78	763,772.27	795,724.85	833,299.42	886,441.80	895,351.23	904,683.37	914,124.50	923,349.33
GIRON	7,712.95	10,680.14	21,656.29	86,277.68	131,893.82	132,147.76	132,435.19	132,614.29	132,744.32
GUALACEO	24,343.67	24,592.87	25,025.51	25,292.06	25,854.18	26,099.08	26,285.77	26,346.98	26,386.37
NABON	4,594.43	4,788.87	4,908.32	4,979.17	5,057.92	5,093.26	5,128.48	5,162.47	5,174.61
PAUTE	17,825.36	18,188.90	18,488.28	18,746.78	19,135.21	19,267.53	19,362.46	19,425.84	19,481.83
PUCARA	1,620.28	1,695.54	1,753.46	1,799.17	1,860.67	1,879.87	1,889.39	1,892.09	1,891.80
SAN FERNANDO	1,993.58	2,088.33	2,114.63	2,121.18	2,170.68	2,185.46	2,189.84	2,186.77	2,181.65
SANTA ISABEL	17,994.73	19,190.67	20,021.49	20,540.36	20,940.89	20,922.40	20,817.43	20,654.76	20,434.72
SIGSIG	10,758.43	11,112.82	11,376.37	11,604.15	12,014.21	12,173.49	12,281.10	12,331.54	12,330.17
OÑA	1,546.90	1,562.82	1,587.43	1,605.74	1,640.97	1,651.74	1,657.67	1,657.85	1,636.84
CHORDELEG	5,504.11	5,639.28	5,758.68	5,847.83	5,972.02	6,009.44	6,028.67	6,043.69	6,049.12
EL PAN	1,104.20	1,185.70	1,243.09	1,272.47	1,292.22	1,289.46	1,293.93	1,288.71	1,280.19
SEVILLA DE ORO	1,856.54	1,872.64	1,915.09	1,944.14	1,981.30	2,010.39	2,049.97	2,093.47	2,128.71
GUACHAPALA	1,517.34	1,550.18	1,580.08	1,604.36	1,647.08	1,665.33	1,683.27	1,700.36	1,714.51
CAMILO PONCE ENRIQUEZ	18,398.31	22,198.12	25,334.84	27,276.73	28,825.21	29,063.06	29,149.62	29,043.11	28,848.82
AZOGUES	89.94	89.24	91.75	93.89	96.39	99.10	101.78	104.49	107.16
BIBLIAN	10,215.21	10,294.95	10,353.11	10,384.17	10,480.34	10,517.90	10,549.38	10,572.86	10,595.23
CAÑAR	29,226.80	30,290.00	31,242.90	27,973.47	28,791.88	28,981.80	29,093.84	29,169.27	29,231.95
LA TRONCAL	66,235.08	72,471.31	76,921.12	80,028.92	83,346.64	85,283.74	88,199.26	91,246.40	92,820.14
EL TAMBO	5,926.89	6,183.32	6,380.60	6,487.58	6,532.39	6,512.86	6,467.56	6,420.22	6,360.02
DELEG	208.19	214.58	217.46	223.81	250.30	262.99	271.04	276.74	283.05
SUSCAL	1,727.42	1,773.24	1,820.63	1,848.16	1,891.83	1,909.83	1,922.99	1,935.26	1,945.56
EL GUABO	29.06	29.49	29.88	30.26	30.97	31.30	31.61	31.92	32.21



EL TRIUNFO	21.22	21.46	22.30	22.34	21.70	21.83	22.45	23.10	23.36
NARANJAL	49.16	51.04	53.93	57.10	61.21	62.45	64.39	67.10	70.09
SARAGURO	964.39	967.25	981.45	1,005.10	1,012.78	1,020.47	1,026.10	1,041.81	1,082.32
MORONA	30,119.62	31,036.98	31,633.26	32,211.93	33,053.71	33,369.05	33,624.01	33,832.22	34,006.01
GUALAQUIZA	576.46	621.64	643.34	652.24	655.67	654.58	651.14	647.14	642.42
LIMON INDANZA	4,747.08	4,959.50	5,142.28	5,308.92	5,602.30	5,689.35	5,741.56	5,778.40	5,810.05
SANTIAGO	6,361.89	6,545.74	6,635.28	6,701.39	6,805.88	6,848.16	6,884.42	6,914.64	6,939.65
SUCUA	12,030.20	12,285.63	12,500.30	12,676.76	12,934.23	13,028.63	13,101.55	13,160.92	13,217.35
HUAMBOYA	1,267.17	1,303.10	1,340.12	1,354.49	1,391.52	1,407.45	1,418.91	1,429.56	1,436.07
SAN JUAN BOSCO	1,890.05	2,030.80	2,110.20	2,152.64	2,172.16	2,173.09	2,171.57	2,170.17	2,165.61
TAISHA	2,000.48	2,114.64	2,201.60	2,288.00	2,463.91	2,526.67	2,567.51	2,597.52	2,634.83
LOGROÑO	1,417.36	1,442.14	1,463.68	1,481.84	1,522.53	1,533.18	1,539.13	1,549.02	1,561.71
TIWINTZA	1,875.89	1,944.51	1,992.59	2,040.62	2,108.60	2,132.68	2,152.46	2,170.48	2,189.83
EL PIEDRERO	30.31	31.60	32.82	35.01	40.67	42.35	43.48	44.08	44.29
TOTAL	1,027,096.45	1,076,821.36	1,132,299.01	1,239,269.86	1,347,995.78	1,360,918.98	1,374,582.29	1,387,749.73	1,398,831.91

Tabla. 7 Resultado de proyección anual de energía total MWh con FL- Caso 2

CANTONES	2019	2020	2021	2022	2024	2025	2026	2027	2028
CUENCA	736,526.70	787,692.58	841,219.39	899,577.68	984,485.89	1,013,205.35	1,048,141.20	1,085,348.28	1,118,629.67
GIRON	7,274.26	10,419.41	21,645.79	86,513.69	132,521.15	132,937.75	133,378.70	133,843.22	134,276.90
GUALACEO	23,690.50	24,055.70	24,434.80	24,786.81	25,202.85	25,481.31	25,809.06	26,146.26	26,475.32
NABON	4,545.60	4,877.98	5,326.89	5,709.56	6,278.58	6,615.65	7,055.05	7,518.07	7,923.23
PAUTE	18,563.37	19,821.36	21,027.10	22,203.28	24,441.03	25,554.07	26,682.19	27,805.70	29,001.46
PUCARA	1,248.96	1,305.08	1,358.69	1,406.43	1,437.06	1,469.38	1,521.30	1,575.67	1,625.15
SAN FERNANDO	1,839.88	1,914.59	2,018.13	2,148.67	2,465.68	2,604.23	2,717.59	2,821.14	2,940.05
SANTA ISABEL	14,598.17	15,388.08	16,067.99	16,728.85	18,771.51	19,804.76	20,812.30	21,759.82	22,804.37
SIGSIG	8,993.84	9,260.18	9,540.78	9,826.59	10,381.42	10,670.86	10,976.24	11,286.68	11,590.72
OÑA	1,419.51	1,529.54	1,614.22	1,685.23	1,855.27	1,932.34	1,999.42	2,060.87	2,121.28
CHORDELEG	5,909.34	6,282.96	6,469.59	6,634.61	6,914.04	7,048.36	7,204.50	7,358.18	7,495.24
EL PAN	1,340.10	1,518.54	1,600.37	1,678.82	1,977.16	2,139.09	2,239.08	2,357.86	2,502.35
SEVILLA DE ORO	1,978.75	2,053.53	2,121.98	2,196.30	2,208.02	2,278.89	2,352.00	2,421.66	2,494.76
GUACHAPALA	1,465.67	1,543.29	1,629.42	1,719.97	1,932.82	2,054.88	2,184.74	2,326.78	2,469.16
CAMILO PONCE ENRIQUEZ	17,398.67	21,732.39	26,067.76	29,317.35	32,605.66	34,794.63	39,117.82	43,453.99	46,705.15
AZOGUES	112.64	119.49	126.20	132.26	141.35	147.03	152.58	158.10	163.61
BIBLIAN	10,464.84	10,848.93	11,294.98	11,719.65	12,398.95	12,778.61	13,194.19	13,641.24	14,069.63
CAÑAR	28,843.97	30,395.94	32,004.88	33,435.29	35,755.60	37,065.95	38,723.52	40,462.09	42,019.94
LA TRONCAL	60,828.98	64,941.62	70,744.32	75,959.22	83,913.24	88,795.19	95,318.62	102,435.39	108,547.44
EL TAMBO	4,787.55	4,910.27	5,041.32	5,167.85	5,420.82	5,545.83	5,674.37	5,800.18	5,923.67



DELEG	228.61	242.27	249.46	258.66	291.18	307.24	312.75	319.33	326.31
SUSCAL	1,653.94	1,709.74	1,784.52	1,851.65	1,979.95	2,052.55	2,130.81	2,209.45	2,284.30
EL GUABO	24.43	26.59	28.50	28.50	28.50	30.16	31.58	31.58	32.80
EL TRIUNFO	20.56	20.56	20.56	20.56	20.56	20.56	20.56	20.56	20.56
NARANJAL	152.28	156.57	160.87	184.29	192.89	197.18	220.61	224.90	229.20
SARAGURO	999.08	1,018.58	1,067.26	1,086.23	1,157.12	1,170.05	1,180.72	1,231.08	1,242.43
MORONA	27,905.55	28,483.35	28,878.46	29,312.27	30,336.24	30,936.66	31,595.32	32,308.49	33,083.67
GUALAQUIZA	420.45	432.44	442.74	453.05	475.24	487.33	497.65	507.98	518.30
LIMON INDANZA	3,936.47	3,968.76	3,906.23	3,870.64	4,141.06	4,516.18	4,993.39	5,591.59	6,419.34
SANTIAGO	5,144.55	5,445.96	5,696.99	5,980.68	6,598.23	6,925.21	7,176.91	7,456.73	7,751.47
SUCUA	12,041.66	12,439.96	12,786.47	13,146.90	13,951.51	14,378.59	14,814.92	15,240.39	15,679.21
HUAMBOYA	538.25	578.51	603.90	635.12	695.33	722.92	752.75	778.96	806.56
SAN JUAN BOSCO	1,906.78	2,017.63	2,110.39	2,242.36	2,463.85	2,568.00	2,672.14	2,757.09	2,863.34
TAISHA	2,379.32	2,452.42	2,554.79	2,649.67	2,849.28	2,946.44	3,036.66	3,112.92	3,192.11
LOGROÑO	1,380.91	1,403.47	1,436.71	1,480.18	1,606.55	1,657.35	1,693.11	1,727.19	1,770.67
TIWINTZA	1,738.81	1,838.95	1,949.33	2,045.90	2,200.23	2,290.30	2,397.30	2,500.65	2,595.14
EL PIEDRERO	30.72	32.49	34.74	36.46	40.24	42.58	44.47	45.78	47.07
TOTAL	1,012,322.40	1,082,867.18	1,165,052.77	1,303,816.28	1,460,118.85	1,504,155.24	1,558,807.03	1,616,625.96	1,668,620.89

Tabla. 8 Resultados de la proyección anual de energía para clientes tipo residencial MWh con ANN-Caso 2

CANTONES	2019	2020	2021	2022	2024	2025	2026	2027	2028	MAPE
CUENCA	277,912.31	280,884.35	282,554.25	283,723.59	287,847.08	291,769.02	296,829.10	302,469.54	308,046.30	3.37%
GIRON	5,739.18	5,886.20	6,009.64	6,139.33	6,488.39	6,720.01	6,981.66	7,133.78	7,243.95	7.94%
GUALACEO	14,835.43	15,100.56	15,348.99	15,570.37	15,904.25	16,003.49	16,060.22	16,084.38	16,087.20	0.40%
NABON	3,343.38	3,380.44	3,399.59	3,418.80	3,452.01	3,473.00	3,496.98	3,520.61	3,541.04	0.49%
PAUTE	9,823.34	10,034.63	10,228.29	10,397.46	10,646.47	10,723.04	10,769.15	10,789.62	10,791.38	1.96%
PUCARA	1,189.01	1,256.61	1,308.32	1,347.92	1,400.03	1,413.08	1,416.88	1,413.17	1,406.54	6.30%
SAN FERNANDO	1,533.37	1,631.12	1,685.44	1,720.60	1,750.54	1,753.39	1,753.70	1,753.45	1,752.66	7.54%
SANTA ISABEL	13,637.46	14,700.56	15,446.49	15,931.56	16,349.69	16,357.47	16,280.48	16,144.72	15,960.96	2.45%
SIGSIG	8,898.42	9,205.35	9,424.20	9,610.36	9,942.58	10,066.95	10,142.51	10,164.60	10,139.12	6.70%
OÑA	957.06	957.39	976.24	994.11	1,021.62	1,030.19	1,034.14	1,028.78	1,004.37	9.46%
CHORDELEG	4,135.73	4,220.51	4,283.63	4,331.73	4,396.27	4,414.90	4,424.57	4,425.60	4,418.76	1.95%
EL PAN	957.76	1,034.12	1,089.74	1,117.18	1,139.43	1,142.62	1,144.08	1,144.50	1,144.14	3.39%
SEVILLA DE ORO	1,524.11	1,531.40	1,557.75	1,574.75	1,608.25	1,636.61	1,674.13	1,714.01	1,747.10	2.89%
GUACHA PALA	1,215.16	1,237.68	1,253.20	1,264.46	1,280.38	1,286.60	1,292.23	1,297.52	1,302.63	4.81%
CAMILO PONCE ENRIQUEZ	978.41	1,015.68	1,042.13	1,063.26	1,093.70	1,104.04	1,112.30	1,119.62	1,126.80	3.50%
AZOGUES	23.95	23.97	23.98	23.98	23.98	23.98	23.98	23.98	23.98	15.51%



BIBLIAN	7,038.85	7,049.27	7,056.23	7,062.19	7,074.33	7,080.63	7,086.44	7,091.61	7,096.56	1.75%
CAÑAR	16,087.82	16,258.66	16,401.65	16,517.38	16,656.49	16,671.31	16,657.75	16,633.40	16,612.01	3.85%
LA TRONCAL	27,831.88	30,030.21	32,819.50	35,341.23	38,296.91	40,059.69	42,741.04	45,541.15	46,939.04	4.12%
EL TAMBO	4,222.06	4,451.13	4,617.50	4,708.68	4,730.37	4,702.22	4,661.71	4,612.94	4,558.39	6.70%
DELEG	183.80	189.72	192.31	198.55	224.98	236.61	244.72	250.40	256.62	3.45%
SUSCAL	1,395.87	1,434.44	1,463.48	1,484.19	1,508.91	1,516.70	1,522.98	1,528.26	1,532.79	3.40%
EL GUABO	29.06	29.49	29.88	30.26	30.97	31.30	31.61	31.92	32.21	13.74%
EL TRIUNFO	5.48	5.78	6.66	6.74	6.15	6.29	6.93	7.59	7.87	10.23%
NARANJAL	23.53	25.41	28.41	31.57	35.69	37.04	38.97	41.69	44.78	9.99%
SARAGURO	636.38	641.81	646.60	653.36	669.52	676.50	682.32	687.97	694.54	0.42%
MORONA	16,479.12	16,835.72	17,114.17	17,341.71	17,720.61	17,877.50	18,015.59	18,141.50	18,261.50	2.12%
GUALA QUIZA	479.23	522.47	542.52	550.25	551.40	548.75	544.74	539.82	534.44	6.70%
LIMON INDANZA	3,209.99	3,410.20	3,575.32	3,704.26	3,875.34	3,928.54	3,967.82	3,999.38	4,028.24	4.50%
SANTIAGO	2,946.46	2,999.72	3,037.17	3,064.36	3,101.08	3,114.20	3,125.08	3,134.18	3,141.78	4.16%
SUCUA	7,406.16	7,616.74	7,790.05	7,928.24	8,131.11	8,203.57	8,262.60	8,314.17	8,363.20	2.47%
HUAMBOYA	497.73	526.37	549.74	568.29	596.05	607.90	619.16	629.75	639.44	0.72%
SAN JUAN BOSCO	1,274.72	1,377.44	1,436.08	1,466.37	1,483.90	1,484.13	1,483.39	1,482.08	1,479.40	7.50%
TAISHA	1,024.00	1,043.25	1,058.98	1,092.52	1,190.97	1,223.16	1,238.78	1,250.82	1,273.88	3.54%
LOGROÑO	1,018.36	1,028.10	1,035.42	1,042.11	1,054.94	1,060.45	1,065.30	1,070.08	1,075.43	2.30%
TIWINTZA	776.80	800.02	819.70	836.51	860.00	865.80	868.41	869.78	871.95	3.11%
EL PIEDRERO	15.36	15.41	15.40	15.43	15.46	15.45	15.44	15.45	15.46	3.27%
TOTAL	439,286.79	448,391.91	455,868.65	461,873.68	472,159.85	478,866.15	487,316.93	496,101.81	503,196.45	4.78%

Tabla. 9 Resultados de la proyección anual de energía para clientes tipo Residencial MWh con FL-Caso 2

CANTONES	2019	2020	2021	2022	2024	2025	2026	2027	2028	MAPE
CUENCA	273,585.73	283,390.79	293,217.77	302,754.02	321,101.12	330,510.90	340,278.29	350,166.34	359,833.42	1.50%
GIRON	5,207.67	5,522.44	5,861.11	6,209.03	6,921.47	7,279.89	7,638.78	7,997.87	8,357.06	0.92%
GUALACEO	14,154.84	14,343.77	14,534.02	14,716.37	15,058.67	15,237.33	15,427.14	15,620.94	15,807.61	3.56%
NABON	3,458.39	3,711.90	4,060.87	4,370.97	4,889.45	5,179.73	5,520.59	5,878.33	6,204.23	3.70%
PAUTE	10,094.88	10,959.74	11,796.41	12,564.66	13,960.76	14,665.84	15,398.95	16,140.41	16,858.04	5.17%
PUCARA	846.14	866.37	886.95	901.60	915.21	926.72	945.55	966.83	983.22	13.71%
SAN FERNANDO	1,375.60	1,424.68	1,500.76	1,603.84	1,871.34	1,984.23	2,070.13	2,146.21	2,239.47	0.02%
SANTA ISABEL	10,491.50	10,765.73	10,896.37	11,009.88	11,981.54	12,440.99	12,858.19	13,263.50	13,695.23	2.89%
SIGSIG	7,300.89	7,548.80	7,802.00	8,046.91	8,516.06	8,757.82	9,010.79	9,267.50	9,516.74	0.53%
OÑA	814.72	841.00	868.29	890.61	926.34	947.18	972.98	1,000.27	1,024.58	11.47%
CHORDELEG	4,499.88	4,820.37	4,936.44	5,037.88	5,217.54	5,303.12	5,387.79	5,472.27	5,555.08	0.06%
EL PAN	940.29	956.18	980.80	1,039.32	1,279.16	1,400.68	1,489.19	1,567.93	1,691.10	2.61%



SEVILLA DE ORO	1,661.43	1,725.23	1,789.02	1,852.82	1,852.82	1,916.62	1,980.42	2,044.22	2,108.02	1.56%
GUACHAPALA	1,139.82	1,200.93	1,268.84	1,347.33	1,537.62	1,645.03	1,761.13	1,885.06	2,012.79	4.61%
CAMILO PONCE ENRIQUEZ	1,116.22	1,159.90	1,203.59	1,242.59	1,308.90	1,345.57	1,388.47	1,432.94	1,473.50	10.76%
AZOGUES	19.10	21.41	23.57	25.09	25.09	26.22	27.23	28.21	29.17	3.66%
BIBLIAN	7,249.70	7,473.92	7,733.61	7,955.78	8,306.88	8,512.60	8,761.29	9,025.53	9,261.42	2.15%
CAÑAR	16,134.42	17,087.37	18,006.81	18,798.58	20,064.89	20,797.35	21,683.25	22,619.45	23,457.65	2.22%
LA TRONCAL	25,861.94	28,852.31	33,486.02	36,437.08	38,145.40	40,310.77	44,475.46	49,304.31	52,851.06	0.86%
EL TAMBO	3,036.79	3,104.08	3,173.82	3,242.07	3,375.58	3,442.41	3,509.87	3,577.75	3,643.71	8.40%
DELEG	203.67	216.97	221.40	230.27	259.08	270.16	275.33	279.03	285.68	1.79%
SUSCAL	1,345.59	1,391.85	1,451.19	1,508.05	1,618.19	1,678.59	1,742.13	1,808.59	1,873.05	5.82%
EL GUABO	24.43	26.59	28.50	28.50	28.50	30.16	31.58	31.58	32.80	10.64%
EL TRIUNFO	5.96	5.96	5.96	5.96	5.96	5.96	5.96	5.96	5.96	9.79%
NARANJAL	117.95	117.95	117.95	137.08	137.08	137.08	156.21	156.21	156.21	10.23%
SARAGURO	635.34	653.64	662.63	673.30	699.34	711.02	720.36	729.04	739.39	0.00%
MORONA	14,679.29	15,023.13	15,158.02	15,304.25	15,625.46	15,777.50	15,916.18	16,050.50	16,193.29	6.07%
GUALAQUIZA	326.59	334.48	340.69	346.90	358.95	365.00	371.23	377.46	383.68	7.62%
LIMON INDANZA	2,472.76	2,439.01	2,313.96	2,201.09	2,246.85	2,517.53	2,921.04	3,461.23	4,219.36	2.82%
SANTIAGO	2,436.99	2,552.11	2,620.40	2,689.36	2,831.29	2,900.92	2,969.88	3,037.50	3,106.46	5.20%
SUCUA	7,199.83	7,482.68	7,740.32	8,002.51	8,535.99	8,805.71	9,076.72	9,348.68	9,621.34	0.54%
HUAMBOYA	400.19	439.07	463.07	487.92	537.59	562.42	587.25	612.08	636.91	1.20%
SAN JUAN BOSCO	1,327.53	1,377.57	1,438.98	1,507.22	1,634.59	1,700.55	1,766.51	1,827.93	1,893.89	3.42%
TAISHA	1,418.63	1,452.65	1,494.74	1,536.84	1,621.03	1,663.12	1,705.64	1,747.73	1,789.83	6.50%
LOGROÑO	987.95	1,011.48	1,038.37	1,066.10	1,123.24	1,150.97	1,180.38	1,208.11	1,235.84	1.06%
TIWINTZA	733.39	751.15	773.35	794.82	839.23	861.43	882.90	905.10	926.57	5.22%
EL PIEDRERO	17.78	18.29	19.29	19.80	21.31	21.82	22.83	23.33	23.84	7.50%
TOTAL	423,323.83	441,071.48	459,915.89	476,586.39	505,379.50	521,790.93	540,917.63	561,015.89	579,727.17	4.48%

Tabla. 10 Resultados de la proyección anual de energía para clientes tipo Otros MWh con ANN -Caso 2

CANTONES	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027	2028	MAPE
CUENCA	44,349.28	45,115.06	45,843.80	46,455.89	47,028.04	47,566.67	48,082.00	48,573.65	49,040.58	49,481.10	4%
GIRON	553.60	559.94	562.39	563.11	563.56	563.59	563.46	563.22	562.92	562.57	5%
GUALACEO	1,155.04	1,157.84	1,170.72	1,187.73	1,206.15	1,222.91	1,238.92	1,252.06	1,262.21	1,271.31	1%
NABON	713.70	868.09	962.97	1,005.83	1,023.40	1,030.84	1,034.20	1,035.76	1,036.43	1,036.64	15%
PAUTE	1,161.88	1,186.89	1,207.14	1,228.34	1,246.93	1,265.76	1,281.62	1,295.40	1,307.20	1,319.75	6%
PUCARA	251.09	251.94	252.68	253.50	252.97	253.02	253.68	254.76	255.59	256.47	1%
SAN FERNANDO	125.05	125.24	126.88	124.62	127.20	127.07	129.69	130.58	130.73	130.88	5%
SANTA ISABEL	674.14	691.10	708.48	719.59	727.31	731.46	743.67	756.07	768.06	780.24	6%



SIGSIG	634.65	645.11	652.01	653.93	655.03	654.46	653.79	652.12	649.91	646.28	5%
OÑA	132.56	134.02	134.43	134.84	135.25	135.67	136.08	136.49	137.90	139.32	3%
CHORDELEG	201.40	218.67	229.02	230.78	232.45	235.76	236.62	233.68	236.41	236.62	10%
EL PAN	128.34	133.54	135.08	136.64	130.80	133.84	127.51	130.50	124.53	116.02	12%
SEVILLA DE ORO	119.80	122.34	124.48	126.03	126.93	127.63	128.41	129.07	129.66	130.20	12%
GUACHAPALA	84.28	87.20	91.14	91.52	94.64	98.55	101.69	104.95	108.01	108.22	3%
CAMILO PONCE ENRIQUEZ	33.95	35.42	35.66	36.33	37.05	37.71	38.34	38.93	39.50	40.03	9%
AZOGUES	65.99	65.27	67.78	69.91	69.94	72.41	75.12	77.80	80.50	83.18	10%
BIBLIAN	378.65	383.59	387.34	390.91	393.20	393.95	394.88	394.95	393.52	391.81	8%
CAÑAR	7,940.21	8,798.21	9,534.73	6,059.63	6,380.63	6,559.97	6,658.16	6,714.32	6,749.54	6,774.36	11%
LA TRONCAL	3,566.76	3,843.22	4,088.25	4,238.21	4,294.82	4,329.82	4,426.35	4,593.73	4,780.36	4,901.26	1%
EL TAMBO	72.95	68.34	74.14	70.79	76.35	73.00	78.39	74.57	79.99	81.25	10%
DELEG	5.32	5.37	5.38	5.38	5.38	5.38	5.38	5.38	5.38	5.38	11%
SUSCAL	107.25	106.44	115.29	115.78	119.92	119.47	122.62	124.38	125.27	126.89	3%
EL GUABO	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0%
EL TRIUNFO	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0%
NARANJAL	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0%
SARAGURO	46.24	46.83	46.52	46.62	46.92	47.35	47.86	48.42	49.00	49.60	16%
MORONA	5,836.00	6,173.19	6,281.22	6,445.69	6,539.68	6,623.47	6,685.30	6,732.91	6,769.89	6,799.15	8%
GUALAQUIZA	34.08	34.07	34.28	34.57	34.85	35.10	35.31	35.48	35.61	35.72	13%
LIMON INDANZA	622.64	629.29	640.73	672.09	734.99	785.50	816.97	829.43	835.07	839.07	12%
SANTIAGO	2,021.28	2,104.13	2,110.36	2,108.16	2,106.36	2,106.17	2,106.84	2,108.38	2,110.04	2,111.98	7%
SUCUA	1,370.86	1,363.64	1,362.40	1,364.01	1,370.11	1,378.50	1,387.66	1,396.75	1,406.12	1,414.50	4%
HUAMBOYA	48.35	50.10	52.51	52.68	52.25	52.53	53.01	53.28	53.42	53.62	7%
SAN JUAN BOSCO	281.99	290.61	290.29	292.32	295.42	298.89	302.46	306.05	309.59	313.09	6%
TAISHA	472.89	534.27	581.06	618.91	650.95	677.97	701.37	719.63	732.32	741.83	6%
LOGROÑO	105.27	109.62	113.36	115.16	125.92	131.73	131.08	128.19	129.68	132.99	6%
TIWINTZA	568.80	578.41	576.96	581.97	585.94	587.80	589.36	589.58	591.19	592.77	5%
EL PIEDRERO	12.07	13.13	14.20	16.21	19.39	21.63	23.24	24.32	24.86	25.02	10%
TOTAL	73,876.34	76,530.12	78,613.67	76,247.69	77,490.73	78,485.57	79,391.04	80,244.78	81,051.01	81,729.13	6.86%

Tabla. 11 Resultados de la proyección anual de energía para clientes tipo Otros MWh con FL-Caso 2

CANTONES	2019	2020	2021	2022	2024	2025	2026	2027	2028	MAPE
CUENCA	50,331.46	52,440.38	54,525.06	57,094.54	63,542.50	66,378.63	68,608.75	70,620.70	73,044.75	10.31%
GIRON	568.40	593.54	618.67	637.52	668.94	687.79	706.64	738.05	756.90	4.58%
GUALACEO	1,259.99	1,296.56	1,333.13	1,369.69	1,437.60	1,468.94	1,505.51	1,547.30	1,583.87	4.29%
NABON	553.01	575.89	623.65	661.69	699.81	731.58	776.06	826.89	871.37	1.65%
PAUTE	1,133.45	1,196.49	1,261.05	1,351.70	1,545.97	1,636.64	1,714.35	1,779.11	1,856.82	1.91%



PUCARA	231.55	260.78	285.35	309.92	309.92	322.21	346.78	371.35	395.93	0.88%
SAN FERNANDO	134.43	136.24	139.86	143.48	145.29	147.10	150.72	154.35	156.16	9.25%
SANTA ISABEL	699.40	758.40	819.34	866.02	913.31	961.04	1,025.16	1,089.62	1,154.30	3.74%
SIGSIG	600.76	590.86	591.45	600.85	629.82	647.57	670.07	697.00	720.30	1.38%
OÑA	155.68	168.18	180.67	193.17	255.65	280.64	293.14	305.63	318.13	1.61%
CHORDELEG	220.71	231.86	254.95	278.59	314.42	326.41	350.42	374.46	386.48	0.01%
EL PAN	102.33	102.33	102.33	102.33	106.53	110.74	110.74	114.94	123.34	7.20%
SEVILLA DE ORO	124.09	130.98	134.43	141.32	148.21	151.65	158.54	161.98	168.87	1.65%
GUACHAPALA	106.12	111.16	116.20	121.23	126.27	131.31	136.34	141.38	146.42	6.35%
CAMILO PONCE ENRIQUEZ	31.35	32.84	35.81	37.30	40.28	43.25	44.74	47.72	49.20	12.10%
AZOGUES	93.54	98.08	102.63	107.17	116.26	120.81	125.35	129.89	134.44	7.89%
BIBLIAN	391.19	408.98	435.63	453.39	497.79	515.54	533.30	559.93	586.56	1.42%
CAÑAR	8,585.67	8,994.75	9,403.83	9,812.91	10,631.07	11,040.15	11,449.24	11,858.32	12,267.40	2.45%
LA TRONCAL	3,692.30	3,912.37	4,002.44	4,051.66	5,640.24	6,144.55	6,295.85	6,371.50	6,724.52	5.60%
EL TAMBO	103.99	108.62	113.18	117.69	126.62	131.02	135.35	139.51	143.27	9.02%
DELEG	5.12	5.48	5.81	6.15	6.81	7.15	7.48	7.81	8.15	3.28%
SUSCAL	101.50	105.83	114.50	118.84	123.17	127.50	136.17	140.51	144.84	0.00%
EL GUABO	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
EL TRIUNFO	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
NARANJAL	1.43	1.43	1.43	1.43	1.43	1.43	1.43	1.43	1.43	10.20%
SARAGURO	43.59	44.80	45.67	53.96	61.14	62.66	64.00	66.58	67.87	7.20%
MORONA	5,478.44	5,654.69	5,830.94	6,007.19	6,345.00	6,521.25	6,697.50	6,873.75	7,050.00	11.20%
GUALAQUIZA	32.67	34.43	36.19	37.95	41.47	43.23	44.99	46.75	48.51	1.86%
LIMON INDANZA	642.38	677.21	700.42	746.85	897.74	967.39	1,002.21	1,025.43	1,060.25	9.66%
SANTIAGO	1,355.39	1,497.50	1,639.60	1,817.23	2,208.02	2,421.17	2,563.27	2,738.37	2,916.42	10.20%
SUCUA	1,544.08	1,600.92	1,648.28	1,705.11	1,837.73	1,894.56	1,951.40	1,998.76	2,055.60	9.39%
HUAMBOYA	62.64	64.02	65.41	69.56	77.86	80.63	83.40	84.78	87.55	9.89%
SAN JUAN BOSCO	282.02	336.05	358.51	411.25	485.49	514.79	544.09	558.73	588.03	6.54%
TAISHA	484.03	510.03	541.31	577.09	658.53	692.61	715.36	732.54	752.64	5.88%
LOGROÑO	117.73	110.41	110.41	117.73	176.33	190.98	190.98	190.98	198.31	12.95%
TIWINTZA	489.50	535.82	587.40	618.35	654.46	685.40	726.67	778.25	814.35	0.26%
EL PIEDRERO	11.26	12.52	13.76	14.98	17.25	18.24	19.13	19.93	20.71	9.09%
TOTAL	79,760.01	83,327.91	86,765.56	90,740.89	101,471.70	106,188.37	109,866.00	113,274.33	117,382.98	5.74%



Tabla. 12 Resultados de la proyección anual de energía para clientes tipo Comercial MWh con ANN-Caso 2

CANTONES	2019	2020	2021	2022	2024	2025	2026	2027	2028	MAPE
CUENCA	115,814.81	117,675.16	119,185.49	120,281.01	121,321.19	121,423.09	121,346.26	121,162.46	120,927.96	2.83%
GIRON	1,159.13	1,205.37	1,248.99	1,285.93	1,320.01	1,341.43	1,366.83	1,393.39	1,412.85	0.95%
GUALACEO	5,316.51	5,409.64	5,494.27	5,571.86	5,701.10	5,753.56	5,799.42	5,838.33	5,870.16	2.89%
NABON	387.15	389.55	394.92	402.93	423.47	433.64	443.24	452.14	441.92	1.95%
PAUTE	2,573.51	2,636.66	2,685.52	2,726.07	2,788.41	2,812.68	2,833.68	2,851.90	2,870.09	8.48%
PUCARA	166.53	171.79	176.16	180.33	188.76	193.11	197.57	202.06	206.47	6.32%
SAN FERNANDO	161.10	163.73	165.98	167.92	171.01	172.23	173.26	174.12	174.83	5.80%
SANTA ISABEL	2,426.71	2,550.22	2,609.36	2,623.31	2,559.41	2,506.98	2,449.43	2,393.34	2,334.11	8.53%
SIGSIG	1,078.59	1,114.43	1,151.05	1,189.91	1,264.75	1,299.69	1,332.57	1,362.25	1,389.75	4.94%
OÑA	370.67	377.89	381.66	384.01	387.60	389.02	390.28	391.32	392.36	7.53%
CHORDELEG	848.98	865.53	878.72	889.26	900.28	906.49	912.00	917.51	923.02	5.80%
EL PAN	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
SEVILLA DE ORO	178.30	180.71	183.68	184.05	185.14	183.88	183.35	182.33	181.12	15.91%
GUACHAPALA	209.93	216.56	226.76	237.14	255.31	264.15	272.01	278.55	284.97	
CAMILO PONCE ENRIQUEZ	60.69	63.16	64.93	66.19	67.65	67.92	68.39	68.35	68.68	4.67%
AZOGUES	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
BIBLIAN	1,524.17	1,554.95	1,580.69	1,601.29	1,623.05	1,626.41	1,627.17	1,624.13	1,619.21	6.80%
CAÑAR	3,333.85	3,373.61	3,452.36	3,545.67	3,728.44	3,806.63	3,877.18	3,942.64	4,002.64	0.96%
LA TRONCAL	14,636.70	14,763.55	14,870.21	14,962.29	15,121.56	15,193.87	15,262.08	15,327.82	15,390.97	5.90%
EL TAMBO	780.56	790.11	797.50	803.53	811.30	813.66	814.96	815.93	816.24	9.87%
DELEG	5.29	5.18	5.18	5.15	5.10	6.14	6.08	6.11	6.10	8.45%
SUSCAL	211.04	218.03	226.05	232.95	246.14	252.09	257.18	261.94	266.03	7.63%
EL GUABO	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
EL TRIUNFO	15.75	15.69	15.64	15.60	15.55	15.54	15.52	15.51	15.50	12.20%
NARANJAL	25.62	25.63	25.52	25.52	25.52	25.41	25.41	25.41	25.31	11.56%
SARAGURO	34.22	33.91	35.74	35.73	43.07	44.48	44.56	44.62	45.62	7.50%
MORONA	6,989.89	7,184.76	7,378.70	7,553.74	7,822.74	7,913.67	7,977.04	8,016.31	8,035.33	1.15%
GUALAQUIZA	54.51	55.68	56.52	57.28	59.01	60.37	60.76	61.55	62.11	2.64%
LIMON INDANZA	760.31	767.02	773.54	779.53	786.38	787.36	786.31	784.37	781.62	5.30%
SANTIAGO	1,255.92	1,307.16	1,353.81	1,393.94	1,460.72	1,487.83	1,510.44	1,528.89	1,543.58	8.82%
SUCUA	3,143.70	3,200.05	3,243.95	3,276.95	3,316.67	3,325.76	3,329.52	3,328.08	3,323.08	4.90%
HUAMBOYA	721.09	726.62	737.87	733.52	742.94	746.55	746.47	746.39	743.00	7.20%
SAN JUAN BOSCO	295.86	323.35	342.52	351.46	349.37	345.18	340.43	335.29	329.90	4.96%
TAISHA	479.34	512.17	535.77	549.89	566.39	572.63	578.70	583.13	587.09	2.78%
LOGROÑO	271.52	281.94	292.10	301.46	312.29	317.93	321.83	325.43	329.47	1.93%



TIWINTZA	521.97	557.67	587.70	614.12	653.23	669.12	684.97	697.37	709.97	0.53%
EL PIEDRERO	2.88	3.06	3.22	3.36	3.58	3.66	3.72	3.77	3.81	2.37%
TOTAL	165,816.79	168,720.53	171,162.10	173,032.90	175,227.15	175,762.15	176,038.64	176,142.71	176,114.85	5.76%

Tabla. 13 Resultados de la proyección anual de energía para clientes tipo Comercial MWh con FL-Caso 2

CANTONES	2019	2020	2021	2022	2024	2025	2026	2027	2028	MAPE
CUENCA	114,050.57	116,757.50	119,803.07	122,910.50	129,056.94	132,086.18	135,164.28	138,258.67	141,310.72	1.03%
GIRON	1,060.54	1,103.29	1,160.86	1,206.99	1,233.08	1,269.91	1,328.12	1,397.12	1,450.26	6.06%
GUALACEO	5,321.36	5,420.34	5,534.13	5,643.83	5,865.90	5,980.99	6,093.37	6,203.05	6,316.79	2.46%
NABON	383.16	400.06	413.21	428.24	460.16	475.19	490.22	505.64	520.91	7.83%
PAUTE	2,821.71	3,058.28	3,269.28	3,493.06	3,953.41	4,177.19	4,400.98	4,624.76	4,931.66	13.66%
PUCARA	143.60	148.81	155.81	162.88	177.01	184.07	191.14	198.20	205.26	0.42%
SAN FERNANDO	162.61	168.99	175.37	181.75	194.51	200.89	207.27	213.65	220.04	1.56%
SANTA ISABEL	2,338.59	2,661.54	3,042.79	3,409.60	4,192.42	4,584.68	4,977.10	5,347.79	5,762.14	0.02%
SIGSIG	946.20	969.96	993.72	1,020.65	1,069.75	1,095.09	1,120.43	1,144.19	1,171.11	7.60%
OÑA	324.97	350.57	376.18	396.66	447.86	473.46	499.06	519.54	545.14	16.07%
CHORDELEG	869.04	891.90	917.03	941.03	989.02	1,013.01	1,038.15	1,061.00	1,087.28	0.02%
EL PAN	275.38	437.92	493.67	512.13	564.97	599.71	611.19	645.57	657.02	7.54%
SEVILLA DE ORO	155.40	159.02	160.23	163.86	168.69	172.32	174.74	177.16	179.57	4.55%
GUACHAPALA	212.10	220.23	228.22	233.51	249.31	257.19	262.44	270.32	278.20	0.01%
CAMILO PONCE ENRIQUEZ	56.70	66.44	76.34	76.34	86.26	96.19	96.19	106.11	106.11	4.66%
AZOGUES	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
BIBLIAN	1,431.92	1,477.77	1,541.25	1,597.68	1,721.12	1,781.08	1,833.98	1,893.94	1,953.90	4.59%
CAÑAR	3,239.54	3,360.04	3,492.41	3,624.38	3,894.19	4,029.03	4,163.86	4,301.81	4,433.50	5.73%
LA TRONCAL	13,353.55	13,841.33	14,391.89	14,942.45	16,038.75	16,589.31	17,135.04	17,685.61	18,236.17	7.47%
EL TAMBO	750.52	777.32	810.08	839.87	902.41	932.19	964.95	994.73	1,024.51	8.07%
DELEG	4.31	4.31	4.31	4.31	4.31	5.76	5.76	5.76	5.76	9.97%
SUSCAL	193.56	198.13	204.90	210.19	222.74	229.94	235.35	242.56	247.97	8.61%
EL GUABO	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
EL TRIUNFO	14.61	14.61	14.61	14.61	14.61	14.61	14.61	14.61	14.61	8.45%
NARANJAL	32.89	37.19	41.48	45.78	54.37	58.67	62.97	67.26	71.56	
SARAGURO	47.26	47.26	46.98	46.98	45.57	45.29	45.29	45.29	45.01	10.40%
MORONA	6,782.81	6,831.17	6,905.79	7,009.83	7,366.47	7,632.36	7,966.74	8,359.99	8,807.81	0.01%
GUALAQUIZA	55.39	57.34	59.28	61.22	67.05	70.93	72.87	74.82	76.76	1.95%
LIMON INDANZA	671.17	700.28	737.46	766.19	835.72	868.39	905.15	937.83	970.50	5.32%
SANTIAGO	1,195.74	1,238.28	1,277.27	1,312.72	1,394.24	1,436.78	1,475.77	1,511.21	1,557.29	8.11%
SUCUA	2,947.04	2,986.72	3,015.61	3,038.07	3,145.02	3,232.93	3,322.47	3,415.99	3,506.38	5.99%



HUAMBOYA	75.41	75.41	75.41	77.64	79.87	79.87	82.10	82.10	82.10	6.78%
SAN JUAN BOSCO	256.15	260.37	266.69	275.13	289.89	296.21	302.54	308.86	317.30	9.83%
TAISHA	450.34	462.36	490.29	506.22	538.08	557.98	581.87	597.79	613.71	10.90%
LOGROÑO	252.70	258.92	265.14	273.43	283.79	292.07	298.29	304.51	312.79	1.12%
TIWINTZA	504.92	540.82	577.25	621.24	694.71	731.46	775.56	804.95	841.70	0.60%
EL PIEDRERO	1.68	1.68	1.68	1.68	1.68	2.52	2.52	2.52	2.52	10.22%
TOTAL	161,383.46	165,986.15	171,019.69	176,050.62	186,303.86	191,553.47	196,902.37	202,324.94	207,864.07	5.81%

Tabla. 14 Resultados de la proyección anual de energía para clientes tipo Industrial MWh con ANN-Caso 2

CANTONES	2019	2020	2021	2022	2024	2025	2026	2027	2028	MAPE
CUENCA	295,239.38	320,097.70	348,141.31	382,838.92	429,706.86	434,077.13	437,934.37	441,451.92	444,893.97	5.55%
GIRON	261.04	3,028.63	13,835.27	78,289.31	123,521.83	123,522.85	123,523.47	123,524.20	123,524.95	7.65%
GUALACEO	3,036.68	2,924.84	3,011.53	2,962.10	3,025.92	3,103.10	3,174.07	3,162.06	3,157.70	6.40%
NABON	150.20	150.79	150.83	151.60	151.60	152.42	152.49	153.29	155.01	3.45%
PAUTE	4,266.62	4,330.73	4,367.34	4,394.92	4,434.56	4,450.19	4,464.23	4,477.13	4,500.60	7.78%
PUCARA	13.65	15.21	16.29	17.41	18.86	20.00	20.19	21.27	22.33	2.62%
SAN FERNANDO	174.06	168.23	136.33	108.04	122.07	130.15	132.29	128.47	123.29	6.54%
SANTA ISABEL	1,256.42	1,248.79	1,257.15	1,265.89	1,300.33	1,314.29	1,331.44	1,348.64	1,359.42	7.54%
SIGSIG	146.76	147.93	149.11	149.96	152.42	153.06	153.89	154.77	155.02	0.46%
OÑA	86.60	93.53	95.09	92.78	96.08	96.45	96.76	99.85	100.79	9.70%
CHORDELEG	318.01	334.58	367.31	396.06	439.72	451.44	458.43	464.17	470.72	7.26%
EL PAN	18.10	18.03	18.28	18.65	18.96	19.34	19.36	19.68	20.03	13.12%
SEVILLA DE ORO	34.33	38.19	49.17	59.31	60.27	61.49	63.42	67.47	70.30	10.30%
GUACHAPALA	7.97	8.74	8.99	11.25	12.84	12.88	14.08	16.28	18.69	5.45%
CAMILO PONCE ENRIQUEZ	17,325.26	21,083.86	24,192.11	26,110.95	27,626.15	27,852.77	27,929.99	27,815.65	27,613.32	8.40%
AZOGUES	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00%
BIBLIAN	1,273.53	1,307.14	1,328.85	1,329.77	1,389.01	1,415.98	1,440.82	1,463.61	1,487.65	10.51%
CAÑAR	1,864.91	1,859.53	1,854.15	1,850.79	1,846.97	1,845.69	1,844.60	1,843.69	1,842.94	10.20%
LA TRONCAL	20,199.74	23,834.34	25,143.16	25,487.20	25,598.35	25,603.83	25,602.41	25,597.08	25,588.86	9.20%
EL TAMBO	851.32	873.74	891.46	904.58	917.72	918.59	916.32	911.36	904.15	5.33%
DELEG	13.78	14.31	14.59	14.74	14.84	14.85	14.85	14.85	14.95	4.23%
SUSCAL	13.27	14.33	15.81	15.23	17.30	18.42	18.45	19.80	19.85	5.42%
EL GUABO	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00%
EL TRIUNFO	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00%
NARANJAL	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00%
SARAGURO	247.55	244.71	252.59	269.39	252.84	251.63	250.80	260.23	292.56	5.11%
MORONA	814.61	843.30	859.18	870.79	886.90	892.59	898.46	904.52	910.03	5.33%
GUALAQUIZA	8.64	9.42	10.01	10.13	10.15	10.15	10.15	10.15	10.15	7.99%
LIMON INDANZA	154.13	152.99	152.68	153.04	155.07	156.48	158.00	159.57	161.12	9.70%



SANTIAGO	138.22	134.73	133.94	134.94	137.91	139.29	140.51	141.52	142.31	5.43%
SUCUA	109.47	105.21	103.90	107.57	107.94	111.63	112.68	112.55	116.57	6.70%
HUAMBOYA	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00%
SAN JUAN BOSCO	37.48	39.40	41.32	42.48	40.00	41.32	41.70	43.21	43.22	3.66%
TAISHA	24.25	24.95	25.78	26.68	28.57	29.50	30.40	31.24	32.03	7.02%
LOGROÑO	22.21	22.48	22.80	23.10	23.57	23.71	23.80	23.84	23.82	1.64%
TIWINTZA	8.33	8.41	8.23	8.01	7.57	8.40	9.49	12.14	15.14	6.54%
EL PIEDRERO	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00%
TOTAL	348,116.53	383,178.79	426,654.59	528,115.59	622,123.20	626,899.64	630,981.94	634,454.20	637,791.48	11.42%

Tabla. 15 Resultados de la proyección anual de energía para clientes tipo Industrial MWh con FL para el caso 2

CANTONES	2019	2020	2021	2022	2024	2025	2026	2027	2028	MAPE
CUENCA	298,558.93	335,103.91	373,673.49	416,818.63	470,785.33	484,229.64	504,089.88	526,302.56	544,440.79	7.21%
GIRON	437.64	3,200.14	14,005.15	78,460.15	123,697.66	123,700.16	123,705.17	123,710.17	123,712.68	1.83%
GUALACEO	2,954.30	2,995.03	3,033.52	3,056.92	2,840.69	2,794.05	2,783.04	2,774.97	2,767.05	9.25%
NABON	151.03	190.13	229.16	248.67	229.16	229.16	268.18	307.20	326.71	5.22%
PAUTE	4,513.33	4,606.84	4,700.36	4,793.87	4,980.89	5,074.40	5,167.91	5,261.42	5,354.93	6.82%
PUCARA	27.66	29.12	30.57	32.02	34.93	36.38	37.84	39.29	40.74	
SAN FERNANDO	167.24	184.68	202.14	219.60	254.53	272.00	289.46	306.93	324.39	10.86%
SANTA ISABEL	1,068.68	1,202.41	1,309.50	1,443.35	1,684.24	1,818.06	1,951.86	2,058.90	2,192.71	4.68%
SIGSIG	145.99	150.56	153.61	158.18	165.80	170.37	174.95	177.99	182.57	9.88%
OÑA	124.14	169.79	189.08	204.79	225.42	231.07	234.25	235.43	233.43	6.77%
CHORDELEG	319.70	338.84	361.16	377.11	393.06	405.81	428.14	450.46	466.41	11.84%
EL PAN	22.10	22.10	23.56	25.03	26.50	27.96	27.96	29.43	30.89	4.60%
SEVILLA DE ORO	37.83	38.30	38.30	38.30	38.30	38.30	38.30	38.30	38.30	4.16%
GUACHAPALA	7.63	10.97	16.17	17.90	19.63	21.36	24.83	30.02	31.76	
CAMILO PONCE ENRIQUEZ	16,194.40	20,473.21	24,752.01	27,961.11	31,170.22	33,309.62	37,588.43	41,867.23	45,076.33	10.20%
AZOGUES	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
BIBLIAN	1,392.04	1,488.26	1,584.49	1,712.79	1,873.16	1,969.39	2,065.61	2,161.84	2,267.75	3.50%
CAÑAR	884.34	953.79	1,101.84	1,199.42	1,165.45	1,199.42	1,427.17	1,682.51	1,861.40	7.80%
LA TRONCAL	17,921.19	18,335.62	18,863.98	20,528.04	24,088.85	25,750.56	27,412.27	29,073.98	30,735.69	0.04%
EL TAMBO	896.26	920.25	944.24	968.23	1,016.21	1,040.20	1,064.20	1,088.19	1,112.18	2.89%
DELEG	15.52	15.52	17.94	17.94	20.99	24.17	24.17	26.73	26.73	7.93%
SUSCAL	13.28	13.92	13.92	14.57	15.86	16.50	17.15	17.79	18.44	3.56%
EL GUABO	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
EL TRIUNFO	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
NARANJAL	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
SARAGURO	272.89	272.89	311.98	311.98	351.07	351.07	351.07	390.16	390.16	4.80%



MORONA	965.00	974.36	983.72	991.00	999.31	1,005.55	1,014.91	1,024.26	1,032.58	7.44%
GUALAQUIZA	5.80	6.19	6.59	6.98	7.77	8.16	8.56	8.95	9.35	4.33%
LIMON INDANZA	150.15	152.27	154.39	156.51	160.75	162.87	164.98	167.10	169.22	9.72%
SANTIAGO	156.41	158.07	159.72	161.37	164.68	166.34	167.99	169.64	171.30	7.80%
SUCUA	350.70	369.64	382.27	401.21	432.77	445.40	464.34	476.96	495.90	1.01%
HUAMBOYA	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
SAN JUAN BOSCO	41.08	43.64	46.20	48.76	53.88	56.44	59.01	61.57	64.13	3.40%
TAISHA	26.31	27.38	28.45	29.52	31.65	32.72	33.79	34.86	35.93	6.30%
LOGROÑO	22.53	22.67	22.80	22.93	23.20	23.33	23.46	23.59	23.73	3.06%
TIWINTZA	10.99	11.16	11.33	11.50	11.84	12.01	12.18	12.35	12.52	5.78%
EL PIEDRERO	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
TOTAL	347,855.11	392,481.64	447,351.62	560,438.38	666,963.79	684,622.47	711,121.02	740,010.81	763,646.68	5.95%

Tabla. 16 Resultados proyección a nivel de subestaciones MWh mediante FL

Subestación	2019	2020	2021	2022	2023	2024
01	31,764.92	31,941.71	32,119.30	32,275.48	32,405.51	32,531.56
02	37,312.26	37,463.01	37,614.99	37,748.29	37,860.80	37,969.00
03	86,508.84	86,921.51	87,313.44	87,675.86	88,011.51	88,341.46
04	281,754.39	329,826.77	376,329.34	422,344.60	468,348.91	514,442.90
05	160,000.19	165,257.53	169,172.64	172,425.24	175,334.67	178,292.66
07	63,277.72	65,878.81	68,481.13	71,334.74	74,469.73	77,666.86
08	57,515.13	57,668.86	57,820.43	57,964.90	58,101.44	58,236.47
09	10,291.94	10,437.24	10,583.02	10,706.38	10,805.61	10,899.64
12	26,622.26	27,645.32	28,670.26	29,658.40	30,601.99	31,537.89
14	44,341.71	45,976.11	47,610.18	49,196.19	50,726.63	52,250.03
15	43,695.03	43,870.01	44,948.52	46,467.67	48,020.35	49,572.75
18	34,445.98	36,513.12	38,591.25	40,464.87	42,111.34	43,712.39
21	39,223.39	39,610.12	39,992.79	40,449.23	40,988.38	41,544.54
22	10,817.45	11,440.59	12,065.18	12,691.23	13,321.65	13,953.52
23	5,259.64	5,348.67	5,436.66	5,545.37	5,677.17	5,814.35
50	54,738.93	59,804.49	68,294.63	73,670.49	75,517.16	76,658.50
TOTAL	987,569.77	1,055,603.87	1,125,043.76	1,190,618.97	1,252,302.85	1,313,424.53

Tabla. 17 Resultados proyección a nivel de subestaciones MWh mediante FL período 2025-2028 y MAPE

Subestación	2025	2026	2027	2028	MAPE
01	32,676.65	32,848.68	33,030.24	33,194.35	6.16%
02	38,093.69	38,240.59	38,394.65	38,535.10	3.15%
03	88,689.66	89,062.44	89,443.57	89,808.82	2.13%



04	560,267.86	605,868.62	651,334.87	697,025.32	0.20%
05	181,349.15	184,514.12	187,722.10	190,887.60	0.00%
07	80,651.79	83,348.75	85,951.97	88,743.69	12.38%
08	58,377.73	58,527.59	58,680.15	58,827.48	4.05%
09	11,013.04	11,152.43	11,300.79	11,432.61	6.22%
12	32,509.15	33,526.50	34,559.23	35,562.75	2.08%
14	53,820.83	55,456.51	57,128.23	58,798.25	3.65%
15	51,167.70	52,818.09	54,487.95	56,123.37	10.71%
18	45,495.11	47,520.82	49,626.02	51,576.79	4.25%
21	42,035.85	42,440.41	42,816.60	43,248.72	2.70%
22	14,582.48	15,208.53	15,833.12	16,460.62	4.11%
23	5,932.26	6,026.28	6,112.60	6,214.32	5.61%
50	80,577.54	88,202.73	97,053.91	103,530.06	9.62%
TOTAL	1,377,240.49	1,444,763.11	1,513,475.98	1,579,969.85	4.81%

Tabla. 18 Resultados proyección a nivel de subestaciones MWh mediante ANN

Subestación	2019	2020	2021	2022	2023	2024
01	32,047.81	31,907.36	31,812.70	31,876.98	31,971.83	32,022.53
02	38,490.05	38,765.00	39,019.03	39,229.61	39,389.20	39,505.17
03	87,781.21	88,350.88	88,805.06	89,162.83	89,452.28	89,692.28
04	237,853.14	240,845.66	242,241.71	242,860.35	243,094.85	243,317.93
05	173,878.64	179,213.66	182,297.80	184,103.30	185,160.19	185,955.81
07	80,003.14	83,116.81	84,603.69	85,217.06	85,417.73	85,434.04
08	59,908.36	60,441.18	60,772.65	60,991.31	61,147.17	61,267.21
09	10,344.55	10,385.09	10,418.16	10,444.55	10,464.51	10,477.72
12	27,693.60	28,129.76	28,396.94	28,583.66	28,731.31	28,862.38
14	47,518.35	48,453.22	49,093.35	49,583.39	49,997.42	50,381.42
15	43,890.37	44,319.56	44,640.29	44,881.27	45,065.69	45,209.66
18	37,716.84	38,207.59	38,345.15	38,374.78	38,372.23	38,358.44
21	42,127.13	43,003.28	43,742.99	44,379.96	44,939.31	45,431.86
22	12,376.53	12,731.07	12,907.16	12,988.98	13,023.83	13,035.49
23	5,926.14	6,028.26	6,097.88	6,143.45	6,168.05	6,175.99
50	62,094.90	66,349.96	72,428.12	76,095.92	77,661.69	78,783.59
TOTAL	999,650.77	1,020,248.33	1,035,622.67	1,044,917.36	1,050,057.29	1,053,911.50

Tabla. 19 Resultados proyección a nivel de subestaciones MWh mediante ANN período 2025-2028 y MAPE

Subestación	2025	2026	2027	2028	MAPE
01	32,032.12	32,043.00	32,073.31	32,111.93	7.41%



02	39,591.33	39,662.68	39,736.67	39,834.37	1.65%
03	89,898.49	90,080.22	90,242.11	90,386.43	2.57%
04	243,532.95	243,743.82	243,954.68	244,170.61	7.58%
05	186,578.24	187,086.68	187,515.70	187,885.18	6.49%
07	85,373.84	85,284.17	85,177.16	85,047.73	3.36%
08	61,365.82	61,450.36	61,524.32	61,589.65	7.15%
09	10,483.29	10,481.14	10,473.24	10,463.47	6.83%
12	28,988.53	29,113.39	29,234.84	29,349.26	5.75%
14	50,761.64	51,145.90	51,527.23	51,894.50	2.45%
15	45,325.00	45,419.99	45,500.06	45,568.51	11.45%
18	38,337.49	38,310.01	38,278.08	38,245.29	11.48%
21	45,860.86	46,234.27	46,569.75	46,888.66	5.61%
22	13,035.50	13,029.37	13,019.70	13,007.66	6.75%
23	6,174.46	6,168.15	6,155.58	6,130.42	6.82%
50	81,567.57	86,389.97	91,616.16	95,243.87	2.12%
TOTAL	1,058,907.13	1,065,643.12	1,072,598.61	1,077,817.56	5.97%