



ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO

FACULTAD DE CIENCIAS

ESCUELA DE FÍSICA Y MATEMÁTICA

**“PRONÓSTICOS DEL CONSUMO Y DEMANDA DE POTENCIA
MÁXIMA DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN LA CIUDAD DE
RIOBAMBA PARA EL PERIODO 2017-2020, MEDIANTE
MODELOS ARIMA”**

TRABAJO DE TITULACIÓN

TIPO: TRABAJO EXPERIMENTAL

Presentado para optar al grado académico de:

INGENIERO EN ESTADÍSTICA INFORMÁTICA

AUTOR: JORGE IVÁN BARAHONA BONIFAZ

TUTOR: JORGE WASHINGTON CONGACHA AUSHAY

Riobamba–Ecuador

2018

© 2018, Jorge Iván Barahona Bonifaz

Se autoriza la reproducción total o parcial, con fines académicos, por cualquier medio o procedimiento, incluyendo la cita bibliográfica del documento, siempre y cuando se reconozca el Derecho de Autor.

ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO
FACULTAD DE CIENCIAS
ESCUELA DE FÍSICA Y MATEMÁTICA

El Tribunal del Trabajo de Titulación certifica que: El trabajo de titulación, Tipo: Trabajo experimental: PRONÓSTICOS DEL CONSUMO Y DEMANDA DE POTENCIA MÁXIMA DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN LA CIUDAD DE RIOBAMBA PARA EL PERIODO 2017-2020, MEDIANTE MODELOS ARIMA, de responsabilidad del señor Jorge Iván Barahona Bonifaz, ha sido minuciosamente revisado por los Miembros del Tribunal del Trabajo de Titulación, quedando autorizada su presentación.

FIRMA

FECHA

Dr. Jorge W. Congacha Aushay
DIRECTOR DEL TRABAJO

Ing. Isabel Escudero Villa.
MIEMBRO DEL TRIBUNAL
DE TITULACIÓN

Yo, Jorge Iván Barahona Bonifaz soy responsable de las ideas, doctrinas y resultados expuestos en el presente trabajo de titulación y el patrimonio intelectual de la tesis de grado perteneciente a la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo

Jorge Iván Barahona Bonifaz

060333537-3

DEDICATORIA

El presente trabajo de titulación está dedicado a mis padres Jorge Enrique Barahona Bocon y Aida Virginia Bonifaz quienes con su amor, cariño, ejemplo y motivación constante han hecho de mí una persona con valores regalándome la herencia más valiosa que es mi profesión.

A mi sobrina Sophia Valentina Ortiz Barahona y a mi tío Luis Bonifaz mi guía y motores en mi vida que siempre me motivan seguir adelante.

Jorge

AGRADECIMIENTO

A Dios por guiar mi camino y darme la fortaleza para afrontar con valentía los obstáculos presentados, a mis padres por su apoyo incondicional para conseguir esta meta.

A la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo por abrir las puertas para estudiar y convertirme en profesional, a todos mis queridos docentes que conforman la Escuela de Física y Matemática quienes compartieron sus conocimientos y se convirtieron en amigos durante toda la formación profesional.

De manera muy especial al Dr. Jorge Washington Congacha Aushay Director de mi trabajo de titulación y la Ing. Isabel Escudero Asesora, quienes, con sus conocimientos, su experiencia, paciencia y motivación han logrado que se pueda concluir con éxito el presente trabajo de investigación.

A la Empresa Eléctrica S.A. en la persona del Ing. Renzo Córdova quien estuvo colaborándome durante el proceso de experimentación.

TABLA DE CONTENIDOS

RESUMEN	xiii
ABSTRACT.....	xiv
INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO I	
1. MARCO TEÓRICO	6
1.1. Definiciones básicas.....	6
<i>1.1.1. Energía.....</i>	<i>6</i>
<i>1.1.2. Consumo de energía</i>	<i>7</i>
<i>1.1.3. Demanda de potencia</i>	<i>7</i>
1.2. Análisis exploratorio de datos.....	8
<i>1.2.1. Etapas del A.E.D</i>	<i>9</i>
<i>1.2.2. Variables Cuantitativas</i>	<i>9</i>
<i>1.2.3. Estadística Descriptiva</i>	<i>9</i>
<i>1.2.4. Medidas de centralización.....</i>	<i>10</i>
<i>1.2.5. Medidas de Dispersión.....</i>	<i>10</i>
<i>1.2.6. Medidas de forma.....</i>	<i>12</i>
<i>1.2.7. Descripción gráfica de datos</i>	<i>13</i>
1.3. ArcGIS	15
<i>1.3.1. Herramientas de ArcGis.....</i>	<i>15</i>
<i>1.3.2. Hot-Spot.....</i>	<i>16</i>
1.4. Modelos Estadísticos	17
1.5. Análisis de Series de Tiempo	18
<i>1.5.1. Componentes de la serie de tiempo</i>	<i>18</i>
<i>1.5.2. Metodología box-Jenkins (ARIMA).....</i>	<i>19</i>
<i>1.5.3. Medidas de precisión</i>	<i>22</i>

1.5.4.	<i>Test de Deibold-Mariano</i>	23
1.5.5.	<i>Validación de los supuestos del Modelo de predicción</i>	23
1.5.6.	<i>Suavización exponencial (Holt Winters)</i>	25
CAPÍTULO II		
2.	METODOLOGÍA	27
2.1.	Tipo y diseño de la Investigación	27
2.2.	Unidad de análisis	28
2.3.	Población de estudio	28
2.3.1.	<i>Lugar de investigación</i>	29
2.3.2.	<i>Organización de Datos</i>	29
2.4.	Hipótesis General	29
CAPÍTULO III		
3.	ANÁLISIS ESTADÍSTICO E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS	31
3.1.	Aplicación del AED	31
3.1.1.	<i>Consumo de Energía</i>	31
3.1.2.	<i>Demanda de potencia de energía eléctrica</i>	35
3.2.	Hot-Spot consumo de energía.	41
3.3.	Modelación del consumo de energía	46
3.3.1.	<i>Análisis de series Temporales para el Consumo de energía</i>	46
3.3.2.	<i>Validación para el modelo SARIMA del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba</i>	50
3.3.3.	<i>Validación para el modelo Holt-Winters del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba</i>	56
3.3.4.	<i>Medidas de Precisión de los modelos de predicción del consumo de energía</i>	61
3.3.5.	<i>Pronósticos del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba 2017-2020.</i>	63
3.4.	Modelación de potencia máxima	64
3.4.1.	<i>Análisis de series temporales para la demanda de potencia máxima de energía</i>	64

3.4.2.	<i>Validación para el modelo de ARIMA de la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba</i>	68
3.4.3.	<i>Validación para el modelo de Holt-Winters de la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba</i>	72
3.4.4.	<i>Medidas de precisión de los modelos de predicción para la demanda de potencia máxima</i>	76
3.4.5.	<i>Pronósticos de la demanda de potencia máxima energía eléctrica.</i>	78
3.5.	Comprobación de hipótesis de la investigación	80
3.5.1.	<i>Hipótesis del consumo de energía</i>	80
3.5.2.	<i>Hipótesis de la demanda de potencia máxima</i>	83
	CONCLUSIONES	86
	RECOMENDACIONES	87
	BIBLIOGRAFÍA	
	ANEXOS	

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1-1: Medidas descriptivas numéricas y representaciones gráficas aconsejadas en función de la escala de medida de la variable.....	9
Tabla 2-2: Consumo de energía en la ciudad de Riobamba en KW/h	30
Tabla 3-2: Demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba en MW/h	30
Tabla 4-3: Distribución estadística de frecuencia del consumo de energía en la ciudad de Riobamba.....	31
Tabla 5-3: Medidas de centralización sobre el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba.....	33
Tabla 6-3: Medidas de dispersión del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba.....	34
Tabla 7-3: Medidas de asimetría y curtosis del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba.....	34
Tabla 8-3: Distribución estadística de frecuencia de la demanda de potencia máxima de energía	35
Tabla 9-3: Medidas de centralización de la demanda de potencia máxima en la ciudad de Riobamba.....	39
Tabla 10-3: Medidas de variabilidad de la demanda de potencia en la ciudad de Riobamba. ...	40
Tabla 11-3: Medidas de asimetría y curtosis de la demanda de potencia en la ciudad de Riobamba.....	40
Tabla 12-3: Medidas de precisión para el modelo SARIMA(0,1,1)(1,0,0)[12]	61
Tabla 13-3: Pronostico del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba 2017-2020	63
Tabla 14-3: Medidas de precisión para la Demanda de Potencia máxima	77
Tabla 15-3: Pronósticos de la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba 2017-2020.	78
Tabla 16-3: Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra	80
Tabla 17-3: Consumos medios de energía eléctrica reales y pronosticados.....	81
Tabla 18-3: Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra	84
Tabla 19-3: Demanda de potencia máxima media reales y pronosticados.....	84

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1-1: Curvas de asimetría	12
Figura 2-1: Distribuciones según Curtosis	13
Figura 3-1: Histograma	14
Figura 4-1: Diagrama de Caja	15

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1-3: Histograma de frecuencia de la distribución del consumo de energía en la ciudad de Riobamba.....	32
Gráfico 2-3: Box Plot del consumo de energía de la ciudad de Riobamba.....	33
Gráfico 3-3: Histograma de la distribución de la demanda potencia máxima de energía en la ciudad de Riobamba.....	36
Gráfico 4-3: Box-plot de la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba.....	37
Gráfico 5-3: Histograma de la demanda de potencia máxima sin datos atípicos	38
Gráfico 6-3: Box-plot Demanda de potencia máxima de energía eléctrica sin datos atípicos....	39
Gráfico 7-3: Hot-spot Consumo de energía en la ciudad de Riobamba año 2013.	41
Gráfico 8-3: Hot-spot Consumo de energía en la ciudad de Riobamba año 2014.	42
Gráfico 9-3: Hot-spot Consumo de energía en la ciudad de Riobamba año 2015.	43
Gráfico 10-3: Hot-spot Consumo de energía en la ciudad de Riobamba año 2016.....	44
Gráfico 11-3: Hot-spot Consumo de energía en la ciudad de Riobamba año 2017.....	45
Gráfico 12-3: Comportamiento del consumo de energía en la ciudad de Riobamba.	46
Gráfico 13-3: Descomposición de la serie de tiempo del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba.	47
Gráfico 14-3: Autocorrelograma simple y parcial del consumo de energía periodo 2013-2017.	48
Gráfico 15-3: Autocorrelograma simple y parcial de la primera diferencia de la serie de tiempo.	49
Gráfico 16-3: Histograma de los residuos del modelo ARIMA.	51
Gráfico 17-3: Gráficos secuencial y Q-Q normal de los residuos del modelo.	52
Gráfico 18-3: Test de raíz unitaria sobre los residuales del modelo de predicción.	53
Gráfico 19-3: Autocorrelograma y autocorrelograma parcial de los residuales del modelo	54
Gráfico 20-3: Residuales del modelo de predicción del consumo de energía eléctrica.....	55
Gráfico 21-3: Gráficos secuencial y Q-Q normal de los residuos del modelo.	57
Gráfico 22-3: Test de raíz unitaria sobre los residuales del modelo de predicción.	58
Gráfico 23-3: Autocorrelograma y autocorrelograma parcial de los residuales del modelo	59
Gráfico 24-3: Residuales del modelo de predicción del consumo de energía eléctrica.....	60
Gráfico 25-3: Valores Observados vs Predichos para el consumo de energía eléctrica.....	62
Gráfico 26-3: Pronósticos con el intervalo de confianza al 95%.	64

Gráfico 27-3: Comportamiento de la serie de tiempo sobre la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba.....	65
Gráfico 28-3: descomposición de la serie de tiempo de la Demanda de Potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba.....	66
Gráfico 29-3: Autocorrelograma simple y parcial de la demanda de potencia máxima periodo 2013-2017.	67
Gráfico 30-3: Gráficos secuencial y Q-Q normal de los residuos del modelo.	69
Gráfico 31-3: Test de raíz unitaria sobre los residuales del modelo de predicción.	70
Gráfico 32-3: Autocorrelograma y autocorrelograma parcial de los residuales del modelo	71
Gráfico 33-3: Histograma de residuales del modelo Holt-Winters.	73
Gráfico 34-3: Gráficos secuencial y Q-Q normal de los residuos del modelo.	74
Gráfico 35-3: Test de raíz unitaria sobre los residuales del modelo de predicción.	75
Gráfico 36-3: Autocorrelograma y autocorrelograma parcial de los residuales del modelo	76
Gráfico 37-3: Valores observados vs predichos de la demanda de potencia máxima.	77
Gráfico 38-3: Pronósticos de la demanda de potencia máxima con el intervalo de confianza al 95%.....	79
Gráfico 39-3: Regiones de no rechazo y rechazo	82
Gráfico 40-3: Regiones de rechazo y no rechazo	85

RESUMEN

El objetivo fue predecir el consumo y demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba en el periodo 2017- 2020, mediante modelos ARIMA, el mismo que se efectuó con información real tomada del Departamento de planificación de la Empresa Eléctrica Riobamba S.A (EERSA), mediante la aplicación del conocimiento en Geo-estadística, se pudo realizar la sectorización del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba dando como resultados que los años que más consumo de energía existió fueron en los años 2015, 2017. El consumo elevado se muestra principalmente en la zona comercial de la ciudad abordando el centro histórico de la ciudad. A través del estudio de series de tiempo se determinaron los mejores modelos de predicción, donde se aplica los modelos: $ARIMA(0,1,1)(1,0,0)$ [12] para el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba, mientras que para la demanda de potencia máxima de energía eléctrica se estableció mediante las medidas de precisión, el modelo que mejor se ajusta para la generación de pronósticos es el método de Holt-Winters, los modelos que se aplican son validados mediante la comprobación de los supuestos de los modelos de predicción, corroborando los residuales, la normalidad, estacionariedad e independencia. Se recomienda a la EERSA implementar y utilizar los modelos de pronósticos propuestos en el presente trabajo para pronosticar el consumo y demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba.

Palabras claves: <ESTADÍSTICA>, <SERIES DE TIEMPO>, <MODELO AUTOREGRESIVO DE MEDIAS MÓVILES (ARIMA)> <PRONÓSTICOS DEL CONSUMO DE ENERGÍA> <GEORREFERENCIACIÓN>< DEMANDA DE POTENCIA MÁXIMA>.

ABSTRACT

The objective was to predict the consumption and the maximum power demand of electrical energy in Riobamba city in the period 2017-2020, using ARIMA models. It was carried out with real information taken from the Planning Department of the Empresa Eléctrica Riobamba S.A. (EERSA). Through the application of knowledge in Geo-statistics, it was possible to carry out the sectorisation of electrical energy consumption in Riobamba city, resulting in the years that consumed the most energy were 2015, 2017. The high consumption is mainly shown in the commercial area of the city, approaching the historical centre of the city. Through the study of time series, the best prediction models were determined, where the following models are applied: ARIMA (0,1,1)(1,0,0)[12] for the electrical energy consumption in Riobamba city, while the demand for maximum power of electrical energy was established by means of precision measurements. The model that best fits the generation of prediction in the Holt-Winters method, the validated models that apply by the verification of the assumptions of the prediction models, corroborating the residuals, normality, stationarity and independence. It is recommended to EERSA implements and uses the prediction models proposed in this paper to predict the consumption and demand of maximum power of electrical energy in Riobamba city.

Keywords: <STATISTICS>, <TIME SERIES>, < AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE MODEL (ARIMA) > <ENERGY CONSUMPTION PREDICTION> <GEOREFERENCING> < MAXIMUM POWER DEMAND >.

INTRODUCCIÓN

Identificación del Problema

El Ecuador tiene una superficie aproximada de 283 560 km² y una población estimada a diciembre del 2015 de 16 143 363 habitantes. El sector eléctrico es considerado un área estratégica para el desarrollo de todo el país, puesto que vela y garantiza el buen vivir de los habitantes cumpliendo con lo que dicta la constitución ecuatoriana. Por este motivo se ve la necesidad de reforzar este sector tomando medidas de cambio, como: la percepción que se tiene sobre el servicio que brinda el sector público, adquiriendo un compromiso entre el estado, los trabajadores y la comunidad. El trabajo conjunto de la Empresa Eléctrica Riobamba S.A. (EERSA), el estado y toda la comunidad se plantea llegar al cumplimiento de la dotación de servicio eléctrico a toda la población, cumpliendo estándares de calidad a precios razonables, además de incentivar el uso de energías alternativas para dotar de servicio a las comunidades alejadas y aportando en la preservación del medio ambiente.

El sector eléctrico ha sufrido significativos cambios marcados por tres fuertes transformaciones: un primer momento se da con la creación del Instituto Ecuatoriano de Electrificación INECEL en el año de 1961 cuyo objetivo de planificar, ejecutar, operar, regular y controlar la actividad del sector eléctrico, así como también la aprobación de sus tarifas, constituyéndose también en el accionista mayoritario en las empresas eléctricas dedicadas a la distribución de energía eléctrica dentro del país. El segundo momento inicia en el año de 1996 cuando se elabora el Primer Plan Nacional de Electrificación y se publica la Ley de Régimen del Sector Eléctrico, con el objetivo de satisfacer las necesidades de energía eléctrica del país y aprovechar óptimamente los recursos naturales, además que con esta ley se crea el Consejo Nacional de Electricidad como ente Público encargado de la generación, transmisión, distribución y comercialización de la energía eléctrica. El tercer momento se inicia en el año 2007 con el gobierno del Ec. Rafael Correa Delgado, rescatando el papel del estado como responsable del manejo y gestión de las áreas estratégicas, promulgándose el Mandato Constituyente N° 15, conocido como Mandato Eléctrico en el que se dicta el camino a seguir para la reunificación de todo el sector, además, dispone que la inversión necesaria para el rescate y mantenimiento del sector mediante el presupuesto general del Estado. En la provincia de Chimborazo la entidad encargada de la generación y comercialización de energía eléctrica es la Empresa Eléctrica Riobamba S.A. (EERSA), esta empresa tiene interés en realizar proyecciones estadísticas a largo plazo del consumo de energía y demanda de potencia

máxima. Motivo por el cual, la EERSA bajo la dependencia de la Dirección de Planificación promueve la ejecución de tesis relacionado con sus intereses.

Se realizó un análisis preliminar y se estableció que no existe un procedimiento adecuado para conocer el consumo promedio de energía eléctrica y por ello tampoco se realizan pronósticos sobre el consumo y demanda de potencia máxima de energía eléctrica dentro de la EERSA, motivo por el cual se planteó la siguiente interrogante:

¿Qué comportamiento se ha presentado en el consumo y demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba para el periodo 2013-2016 y cuánto será el consumo y demanda de potencia máxima de energía eléctrica desde el año 2017 hasta el año 2020 en la ciudad de Riobamba?

En la presente investigación se efectuó análisis espacial con el uso del software ARCGIS sectorizando el consumo de energía eléctrica de las 5 parroquias urbanas de la ciudad de Riobamba, también se desarrolló el cálculo de pronósticos desde el año 2017 hasta el año 2020 mediante el uso de modelos ARIMA, se evaluaron dichos modelos mediante la comprobación de supuestos para optimizar la toma de decisiones sobre el consumo y demanda de potencia máxima de energía eléctrica.

Justificación de la Investigación

La energía eléctrica ha sido un elemento evolucionario de la industria, la medicina, la ciencia, el comercio, la tecnología, etc. Convirtiéndose en uno de los servicios de mayor importancia para el desarrollo de las ciudades en particular para la ciudad de Riobamba y de la población en general. Tomando en cuenta lo que se enmarca en el objetivo 3 del Plan Nacional del Buen Vivir; “MEJORAR LA CALIDAD DE VIDA DE LA POBLACION”, artículo 8: “PROPORCIONAR CONDICIONES ADECUADAS PARA EL ACCESO A UN HÁBITAD SEGURO E INCLUYENTE” se ha dado especial importancia a la energía eléctrica como un servicio y un derecho (Consejo Nacional de Planificación, 2013, p. 136).

La población en la ciudad de Riobamba va en constante incremento, lo que, conlleva a la vez el crecimiento demográfico y junto con este la preocupación de la EERSA es suministrar el servicio público de energía eléctrica en el área de concesión con efectividad y transparencia, preservando el medio ambiente y contribuyendo al desarrollo socioeconómico, Por este motivo se debe

conseguir generar modelos de pronósticos los cuales permitirán estimar el consumo y demanda de potencia máxima de energía eléctrica. La Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, en la carrera de Ingeniería en Estadística Informática forma profesionales capacitados con alto conocimiento en el análisis de series de tiempo, lo cual permitirá dar solución a este tipo de problemas, cabe mencionar que los sistemas de información geográficas (SIG) ayudan al logro de los objetivos propuestos en la presente tesis.

Antecedentes

Dentro de los trabajos referentes a pronósticos de consumo y demanda de potencia máxima de energía eléctrica, se ha recopilado y analizado variada documentación, estudios e investigaciones a nivel mundial, nacional y local, de este tema, los mismos que servirán de guía para llevar a cabo el presente trabajo de titulación.

En el año 2013 se realiza un estudio llamado ***“La generación y distribución de energía eléctrica en Brasil”***, en la cual indica que a mediados del siglo XX cuando el gobierno de ese país asumió un papel activo en el sector eléctrico, creando por primera vez un modelo de pronósticos en el año de 1963. Hoy en día la empresa Electrobras es la encargada de ejecutar la política gubernamental en el sector eléctrico, lo que conlleva a la creación de pronósticos del consumo de energía eléctrica siendo en la actualidad una potencia en el ámbito de su generación, ya que, cuentan con la mayor central hidroeléctrica con capacidad de 12600MW/h (Becker, 2013, pp. 153-161).

El artículo científico denominado ***“Proyección sobre energía eléctrica en México mediante la identidad de kaya”***, el mismo que se efectuó en la Universidad nacional autónoma de México (UNAM), en el cual se concluyó que considerando un crecimiento económico anual del 6% y un incremento en la intensidad eléctrica de 0,3 GW/H la generación de electricidad tendría que crecer en 11,5 veces al 2015 y de 210,5 veces para el año 2020 (Sandoval, 2013).

En Colombia, la Unidad de Planeación Minero Energética (UPME) llevó a cabo el estudio sobre ***“Proyecciones de demanda de energía eléctrica y potencia máxima 2002-2011”*** para el cual aplican el modelo analítico lineal para el consumo obteniendo que con un crecimiento anual del 1,8%; y un modelo de regresión lineal para generar la potencia máxima, dando un incremento en la demanda de 7787MW/h a 11170 MW/h del 2001 al 2011. Se efectúa un nuevo análisis en el

año 2016 de la proyección de demanda de energía eléctrica en Colombia donde se tiene que para finales del año el crecimiento será del 2,3%; al año 2017 el crecimiento será del 3,2% dando lugar a un el incremento paulatino hasta llegar al 3,8% MW/h en el año 2020. (Unidad de planeación Minero Energética, 2002, pp. 12-20), (Valencia, 2016).

En el año 2009 se realizó un estudio denominado ***“Proyección del consumo de la energía residencial en Perú (2005-2030) mediante el software MAED-D”*** mediante el cual se realizaron proyecciones mediante la metodología Modelo para el análisis de la demanda de energía-Demo (MAED_D) determinando una tasa de crecimiento demográfico anual de 0.942% y proyectó que la demanda de energía nacional se incrementará de 4536 GW en el 2005 hasta 7845 GW en el 2030. (Rojas, 2009).

En Ecuador el análisis de la proyección de la demanda eléctrica, se ha generado por parte del Consejo Nacional de Electricidad (CONELEC), como resultado de estos análisis, las distribuidoras establecen y presentan sus proyecciones de demanda por cada subestación de su sistema y del total de la empresa, en la proyección del consumo se mantienen los tres escenarios de crecimiento: menor, medio y mayor, en función del crecimiento del producto interno bruto y las metas del nivel de precios y cobertura del servicio eléctrico que se desean alcanzar. Para el año 2009, se toma en cuenta la estimación del Banco Central del Ecuador que es de 3,82 % la tasa de crecimiento del sector eléctrico según el CAPÍTULO 5 Plan Maestro de Electrificación del Ecuador 2009 – 2020.

En la ciudad de Cuenca se efectuó la tesis ***“Proyección espacial de la demanda eléctrica del cantón Cuenca, provincia del Azuay” con el uso de las herramientas del CYMSIDT, GIS y estadísticos*** en el cual se llega realizar el análisis con una regresión lineal logarítmica dando como resultado que para el año 2022 la proyección del consumo residencial se incrementará en 1,495% (Zamora, 2013).

Cabe recalcar que desde 1963 inicia la comercialización de la energía eléctrica en la provincia de Chimborazo tomando como prioridad la ciudad de Riobamba, teniendo como política brindar el mejor servicio básico a la provincia y hoy tiene una cobertura del 98% en la población de Riobamba. La EERSA cuenta con tres Centrales Hidroeléctricas que generan energía propia: Alao, Rio Blanco y Nizag (Vacacela, 2014, p. 14).

En la ciudad de Riobamba se realizó un estudio ***“Modelación y pronóstico del número de abonados y el consumo de energía eléctrica en MWH (Mega Watt Hora) de la EERSA”*** dando

como resultado que para generar los pronósticos es adecuado aplicar el método de Holt que genera un error muy bajo con el 0,24% para el número de abonados y el método de Brown para el consumo de energía con un error del 3% en el modelo. (Vacacela, 2014, p. 82).

Objetivos

Objetivo General

Predecir el consumo y demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba en el periodo 2017- 2020, mediante modelos ARIMA.

Objetivos Específicos

- Sectorizar el comportamiento del consumo de energía eléctrica mediante el uso de SIG y representación gráfica.
- Analizar con el software R la información de las series temporales proporcionada por EERSA.
- Determinar los pronósticos del consumo y demanda de potencia máxima de energía eléctrica para el periodo 2017-2020; mediante la construcción de un modelo estadístico.
- Evaluar el modelo de predicción para el consumo de energía y demanda de potencia máxima.

CAPÍTULO I

1. MARCO TEÓRICO

1.1. Definiciones básicas

1.1.1. *Energía*

Energía es una magnitud física que se presenta bajo diversas formas, está involucrada en todos los procesos enseñanza de las ciencias, (de cambio de estado, se transforma y se transmite, depende del sistema de referencia y fijado éste se conserva), (Zemansky, 2009, p. 392).

La energía se presenta de varias formas: calorífica, eléctrica, química, mecánica, elástica y nuclear. Pero la experiencia ha enseñado que unas formas de energía se transforman en otras, por ejemplo, la energía calorífica de una máquina de vapor se transforma en la energía mecánica que mueve la locomotora basado en el principio de la conservación de la energía, según el cual la energía no se crea ni se destruye, solo se transforma (Lehrman, 1987, pp. 15-18).

- **Energía hidráulica**

Es aquella que usa como fuente la fuerza del agua de ríos, lagos y vertientes, para lograr convertirla en electricidad.

- **La hidroelectricidad**

Es un método altamente eficiente en la generación de electricidad y no contamina. Es aconsejable para los países que tienen climas y topografías apropiadas. En Ecuador en los últimos años se ha incrementado la utilización de energías renovables lo que genera una inversión para el gran desarrollo de nuevas infraestructuras, como la construcción de represas que pueden incluir la desviación del curso de ríos, inundación de tierras arables y el desplazamiento de personas. Sin embargo cabe mencionar que también existen desventajas como: la afectación al hábitat silvestre de peces, ya que pueden morir atrapados en las turbinas (Lehrman, 1987, pp. 15-18).

1.1.2. Consumo de energía

La energía es imprescindible para la vida, consumir energía se ha convertido en sinónimo de actividad, de transformación y de progreso hasta tal punto de que la tasa de consumo energético es hoy en día un indicador del grado de desarrollo económico de un estado. Se puede definir como la emisión de energía secundaria y primaria proveniente de todas las fuentes de energía (Holton, 1986, p. 46).

- **Energía comercial**

Es la energía utilizada por las entidades comerciales, industriales, transportes, etc. Las compañías tales como tiendas o concesionarios de automóviles son ejemplos de los usuarios finales de la energía servida por las centrales eléctricas comerciales. (Ecoinnova, 2015)

- **Energía industrial**

Es indispensable para todos los países, esencial para la asistencia social pública, industria, ciencia y cultura, sin dicha energía, es imposible el desarrollo económico mundial. Un suministro estable de energía industrial es la clave más importante para el desarrollo de cualquier nación. Las bombas brindan una importante función en excavaciones, transporte, almacenamiento y procesamiento de energía, es decir en las plantas de generación incluyendo generación de poder. En tales lugares Torishima encuentra una variedad de requerimientos y necesidades del usuario, ofreciendo una línea completa de productos para cada una de estas aplicaciones (Ecoinnova, 2015).

1.1.3. Demanda de potencia

El objetivo del control de demanda es determinar los potenciales de reducción en la facturación eléctrica al aplicar medidas de control, manual o automático, que modifiquen los patrones de consumo y demanda eléctrica en periodo punta.

- **Demanda de energía eléctrica**

La disponibilidad de una mayor capacidad de generación eléctrica en los próximos tres años, también vendrá acompañada por un significativo incremento de la demanda de energía eléctrica en el Ecuador. A partir de la suscripción del contrato para la construcción del proyecto Coca-Codo Sinclair en el 2009 el gobierno ha venido promoviendo la idea de que el país pasará de ser deficitario a ser exportador de energía eléctrica, debido a la entrada en operación de ocho centrales hidroeléctricas. Coca-Codo, Minas San Francisco, Toachi Pilatón, Delsintanisagua, Manduriacu, Quijos y Mazar Dudas, sin embargo, el ingreso de nuevos proyectos extractivos, industriales, de transporte y el retiro del subsidio al gas de uso doméstico, además del crecimiento regular de la demanda energética en el país, la nueva oferta de electricidad será totalmente suplida por la nueva demanda hasta el 2018. De acuerdo con datos publicados en el Plan Maestro de Electrificación 2013-2022 por el Consejo Nacional de Electricidad (CONELEC), el Ecuador pasará de un promedio del 5,5% en el incremento anual de la demanda de electricidad registrado entre el 2000 y el 2012, a tasas de crecimiento que llegarán hasta el 21,3% anual en el 2017. Este cálculo se basa en una primera etapa sobre el incremento proyectado de la demanda del país, con base en el consumo de los usuarios. A ello, se incorporan las demandas industriales vinculadas con la actividad minera, como es el proyecto de cobre Mirador, el cual comenzaría a explotarse a partir del próximo año y esto ayudara al mejoramiento de la generación de energía eléctrica a nivel nacional (Araujo, 2015).

- **Demanda de potencia máxima del consumo de energía eléctrica.**

Es la demanda media en KW/h durante un periodo de 15 minutos en el cual el consumo de energía es mayor que en cualquier otro tiempo, se aplica a las tarifas de consumo más elevadas, entre más alta sea la demanda de energía en un momento dado por un periodo de 15 min, más alto será su cargo de facturación.

1.2. Análisis exploratorio de datos

El análisis exploratorio de datos (AED) tiene como principal finalidad el examinar previamente los datos en estudio con el uso de las diferentes técnicas estadísticas existentes, lo cual nos ayudara para organizar y detectar fallos en la base de datos, como es el caso de valores ausentes, identificación de valores atípicos, comprobación de supuestos para lo cual se basa en una serie de pasos que se detallara a continuación.

1.2.1. Etapas del A.E.D

Establece que para llevar a cabo un A.E.D es necesario seguir varias etapas fundamentales como son:

Realizar un análisis estadístico gráfico y numérico de las variables en estudio con el fin de conocer toda la información del conjunto de datos, así como evidenciar la presencia de posibles errores en la codificación de los mismos, el tipo de análisis a aplicar dependerá de la escala de medida de la variable analizada como se muestra. En la tabla 1 se muestra las representaciones gráficas y los resúmenes descriptivos más aconsejables. (Figueras, 2003)

Tabla 1-1: Medidas descriptivas numéricas y representaciones gráficas aconsejadas en función de la escala de medida de la variable.

Escala de medida	Representaciones gráficas	Medidas de tendencia central	Medidas de dispersión
Nominal	Diagrama de barras Diagrama de líneas Diagrama de sectores	Moda	
Ordinal	Boxplot	Mediana	Rango Intercuartílico
Intervalo	Histogramas Polígono de frecuencias	Media	Desviación típica
Razón		Media geométrica	Coefficiente de variación

Fuente: (Figueras, 2003)

1.2.2. Variables Cuantitativas

Como su nombre lo indica son variables las cuales se pueden cuantificar o medir numéricamente, se clasifican en variables cuantitativas continuas: que se generan al realizar alguna medición y poseen valores decimales y variables cuantitativas discretas que por lo regular son el resultado de contar y por tanto dichas variables tomaran solo valores enteros.

1.2.3. Estadística Descriptiva

En general se busca analizar los aspectos propios que caracterizan a una población como es el promedio, la desviación estándar, coeficiente de variación CV, los mismos que se pueden generar

a través de gráficos, cuadros, cálculo analítico de las estadísticas descriptivos, este análisis es fundamental ya que mediante el mismo se tiene una noción del comportamiento de la información.

1.2.4. Medidas de centralización

Son indicadores de los valores que ubican al centro de un conjunto de datos, para identificar dichos valores se utilizan medidas de localización o de tendencia central.

- **Media Aritmética**

Es la suma de la totalidad de los valores correspondientes de la variable dividida para el total de la misma, se la representa por \bar{X} la fórmula para la media poblacional es:

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

- **Mediana**

Es el valor que al ordenar los datos queda ubicado justo en el centro del conjunto de datos, en caso que existieran dos valores al centro únicamente se halla el promedio de dichos valores

$$Me = \begin{cases} \frac{X_{\frac{n+1}{2}}}{2}, & \text{si } n \text{ es impar} \\ \frac{X_{\frac{n}{2}} + X_{\frac{n}{2}+1}}{2}, & \text{si } n \text{ es par} \end{cases}$$

- **Moda**

Es el valor que al ordenar los datos presenta la mayor frecuencia en el conjunto de datos

1.2.5. Medidas de Dispersión

Corresponde a los índices utilizados para definir agrupación o disgregación. Cuanto menor sea su valor más información aportaran a los índices de localización.

- **Varianza**

Mide la tendencia de las observaciones individuales a desviarse con respecto a la media, está definida como el cuadrado de la distancia entre cada uno de los datos menos la media dividido para el número total de observaciones:

$$\bar{S}_j^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2$$

- **Desviación típica**

También mide la variabilidad de las observaciones con respecto a la media y se calcula calculando la raíz cuadrada de la varianza.

$$S_j = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2}$$

- **Coefficiente de variación (CV)**

Cuando se quiere comparar el grado de dispersión de dos distribuciones que no vienen dadas en las mismas unidades o que las medias no son iguales se utiliza el coeficiente de variación de Pearson que se define como el cociente entre la desviación típica y el valor absoluto de la media aritmética, el CV representa el número de veces que la desviación típica contiene a la media aritmética y por lo tanto cuanto mayor es CV mayor es la dispersión y menor la representatividad de la media.

$$C_{vj} = \sqrt{\frac{\bar{S}_j^2}{\bar{x}_j^2}} = \left| \frac{S_j}{\bar{x}_j} \right|$$

(Walpole, 2012, pp. 11-15).

1.2.6. Medidas de forma

Estos indicadores se utilizan para evaluar la situación de los datos desde los ejes tanto verticales como horizontales la asimetría y la curtosis respectivamente.

- **Coefficiente de asimetría**

Dicho coeficiente ayuda a verificar si los datos presentan una distribución simétrica, es decir, que la mediana, moda y la media aritmética coinciden entre sí. Existen dos tipos de asimetría: positiva a la derecha las frecuencias descienden más lentamente hacia la derecha e izquierda si las frecuencias descienden por la izquierda. El coeficiente de asimetría es 0 cuando la distribución es simétrica.

Si $A_j > 0$, la distribución será asimétrica positiva.

Si $A_j < 0$, la distribución será asimétrica negativa.

Si $A_j = 0$, la distribución es simétrica.

$$A_j = \frac{1}{n} \frac{\sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^3}{\bar{s}_j^3}$$

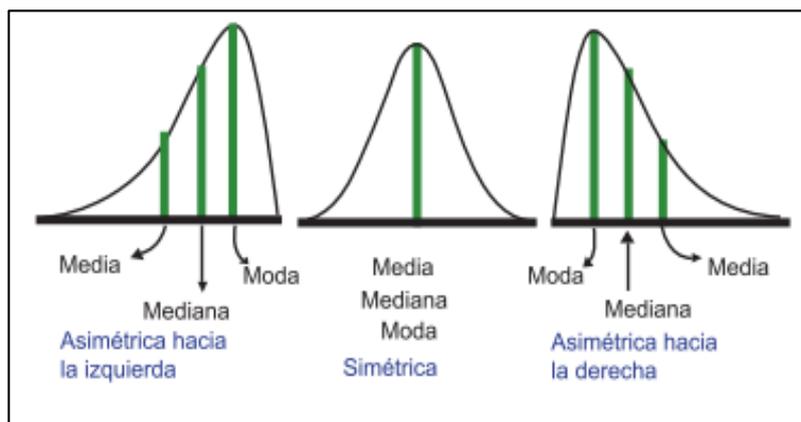


Figura 1-1: Curvas de asimetría

Fuente: (Congacha, 2015, p. 114)

- **Coefficiente de Curtosis**

Es una medida que ayuda a verificar si la distribución se agrupa de mayor o menor cantidad con respecto a la moda y estadísticamente se definen tres tipos distribuciones según la curtosis las mismas que son:

- **Distribución leptocúrtica:** cuando el pico de la distribución se encuentra alto, es decir si $K_j > 0$.
- **Distribución Mesocúrtica:** cuando la distribución se presenta un pico moderado, es decir, ni muy alto ni muy bajo en su de la distribución, tal que si $K_j = 0$.
- **Distribución Platicúrtica:** cuando la distribución se presenta un pico relativamente plano en su de la distribución, es decir si: $K_j < 0$.

La fórmula de la curtosis está definida por:

$$K_j = \frac{1}{n} \frac{\sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^4}{\bar{s}_j^4} - 3$$

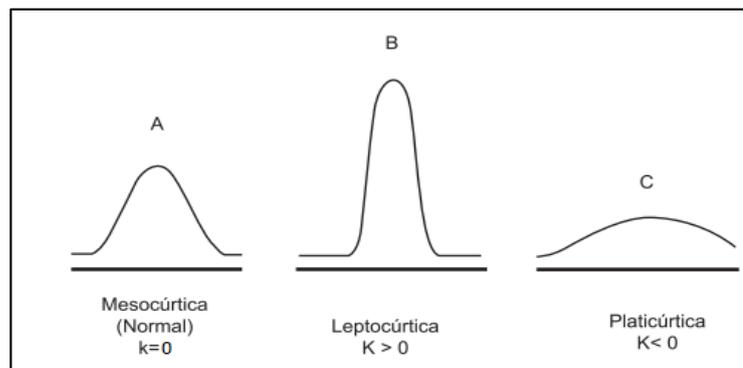


Figura 2-1: Distribuciones según Curtosis

Fuente: (Congacha, 2015, p. 115)

1.2.7. Descripción gráfica de datos

- **Histograma**

Es la representación gráfica del conjunto de rectángulos mediante la cual se representan las Variables, mediante el mismo se puede visualizar la presencia de dispersión, tendencia, variabilidad y la forma que sigue la distribución

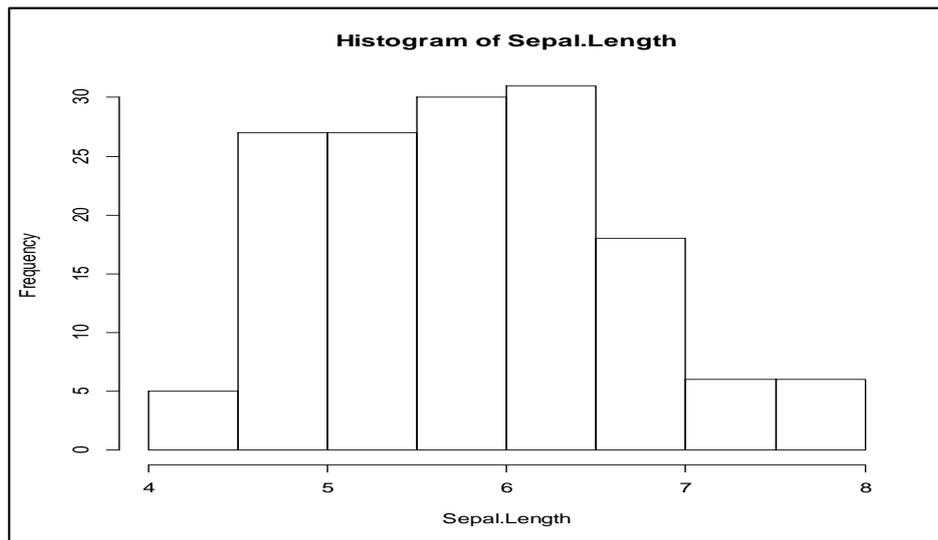


Figura 3-1: Histograma

Fuente: (Charte, 2014)

- **Diagramas de Caja**

Este diagrama permite visualizar la distribución de la variable y analizar si están más o menos centrados o dispersos tomando en cuenta los cuartiles centrales. Adicionalmente con la ayuda de los diagramas de caja también se pueden evidenciar la presencia de datos atípicos.

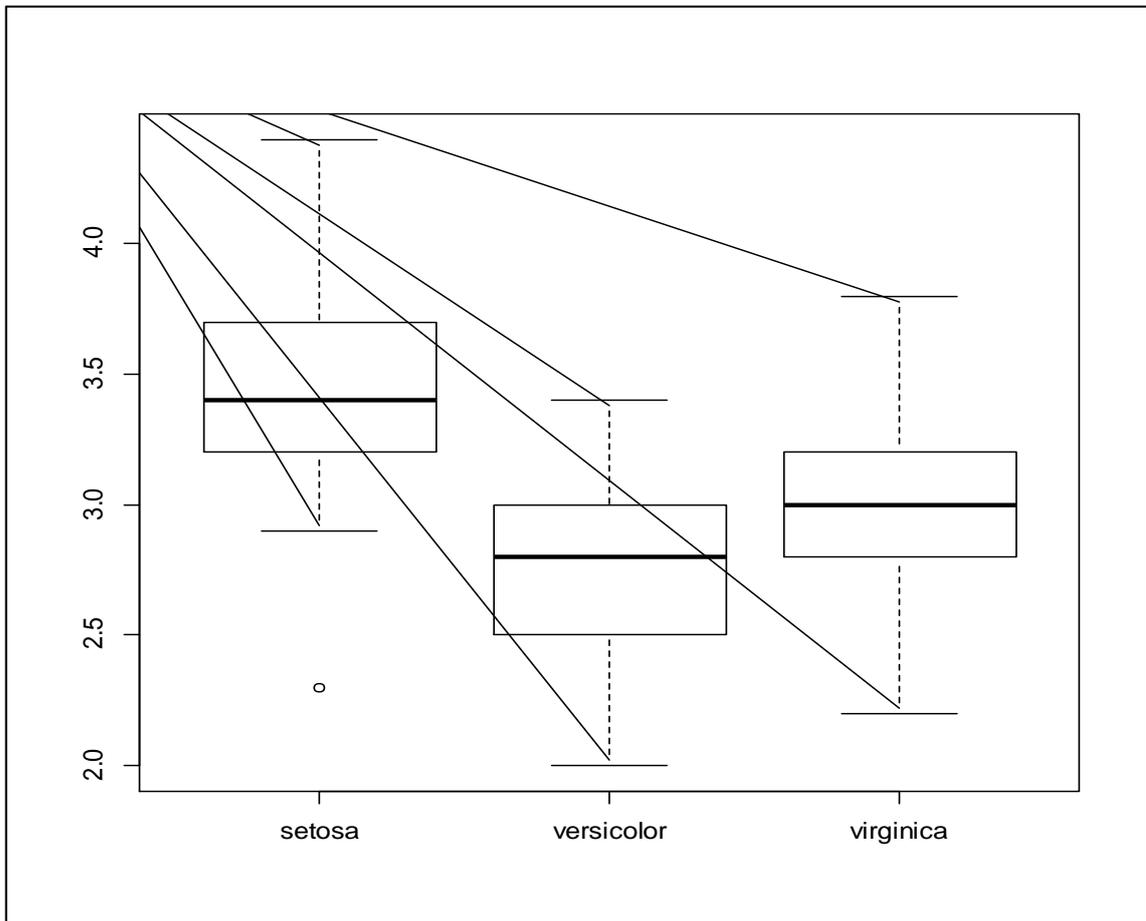


Figura 4-1: Diagrama de Caja

Fuente: (Charte, 2014)

1.3. ArcGIS

ArcGIS es el nombre de un conjunto de productos de software en el campo de los Sistemas de Información Geográfica o SIG. Producido y comercializado por Environmental System Research Institute (ESRI), bajo el nombre genérico ArcGIS. Se agrupan varias aplicaciones para la captura, edición, análisis, tratamiento, diseño, publicación e impresión de información geográfica. Estas aplicaciones se engloban en familias temáticas como ArcGIS Server, para la publicación y gestión web, o ArcGIS Móvil para la captura y gestión de información en campo. (Gonzalez, 2016, pp. 6-14)

1.3.1. Herramientas de ArcGis

Las principales Herramientas de trabajo, además de ArcMap, son: 3D Analyst, Geostatistical Analyst, Maplex, Network Analyst, Schematics, Spatial Analyst, Tracking Analyst y ArcScan, las cuales permiten varias opciones para el manejo del análisis geo-espacial.

- **Spatial Analyst**

Proporciona una amplia posibilidad de recursos relacionados con el análisis espacial de datos. Con esta herramienta se pueden crear, consultar y analizar datos ráster; combinar varias capas ráster; aplicar funciones matemáticas, construir y obtener nueva información a partir de datos ya existentes, etc. Spatial Analyst permite: obtener información nueva de los datos existentes; hallar ubicaciones adecuadas; realizar análisis de distancia y coste del trayecto; identificar la mejor ruta existente entre dos puntos; realizar análisis estadísticos e Interpolar valores de datos para un área de estudio determinada.

- **3D Analyst**

De acuerdo a Esri, la extensión 3D Analyst de ArcGIS proporciona herramientas para la creación, visualización y análisis de datos SIG en un contexto tridimensional; la función ArcScene por ejemplo permite crear y animar ambientes 3D. Por ejemplo, un uso común de esta herramienta es el modelado de capas geológicas y datos de agua subterránea relacionada a las captaciones de hidráulica subterránea.

- **Geostatistical Analyst**

Esta herramienta permite la realización de análisis geoestadístico, partiendo del análisis exploratorio de los datos hasta su representación espacial.

1.3.2. Hot-Spot

La herramienta Análisis de puntos calientes calcula la estadística G_i^* de Getis-Ord (que se pronuncia G-i-estrella) para cada entidad en un dataset. Las puntuaciones z y los valores P resultantes indican dónde se agrupan espacialmente las entidades con valores altos o bajos. Esta herramienta funciona mediante la búsqueda de cada entidad dentro del contexto de entidades vecinas. Una entidad con un valor alto es interesante, pero es posible que no sea un punto caliente estadísticamente significativo. Para ser un punto caliente estadísticamente significativo, una entidad debe tener un valor alto y también estar rodeada por otras entidades con valores altos. La suma local para una entidad y sus vecinos se compara proporcionalmente con la suma de todas las entidades; cuando la suma local es muy diferente de la esperada, y esa diferencia es demasiado grande como para ser el resultado de una opción aleatoria, se obtiene como consecuencia

una puntuación z estadísticamente significativa. La importancia estadística se ajusta para dar cuenta de la dependencia espacial y la realización de varias pruebas como el estadístico de Getis-Ord, el cual está definido por:

$$G_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{i,j} x_j - \bar{X} \sum_{j=1}^n w_{i,j}}{S \sqrt{\frac{[n \sum_{j=1}^n w_{i,j}^2 - (\sum_{j=1}^n w_{i,j})^2]}{n-1}}}$$

Donde x_j es el valor del atributo para j , $w_{i,j}$ es el peso espacial entre la característica de i y j , n es el número total de puntos, \bar{X} es la media de los datos y S es la desviación estándar. La estadística G_i^* devuelta para cada entidad en el dataset es una puntuación z. Para las puntuaciones z positivas que son estadísticamente significativas, mientras más grande es la puntuación z, más intenso es el clustering de valores altos (punto caliente). Para las puntuaciones z negativas que son estadísticamente significativas, mientras más pequeña es la puntuación z, más intenso es el clustering de valores bajos (punto frío) (Mitchel, 2005, p. 3).

1.4. Modelos Estadísticos

El empleo de modelos es un proceso consustancial al ser humano. Para comprender lo que sucede a nuestro alrededor, a partir de la observación detallada de los acontecimientos solemos elaborar “modelos” mentales sobre cómo funcionan los fenómenos, pudiendo realizar, incluso, predicciones sobre ellos. En el ámbito científico, un modelo que explica un fenómeno suele expresarse de forma matemática (un modelo que, igualmente, ha sido derivado de descripciones y que probablemente será útil para predecir). Con esa vestimenta formal, la elaboración de modelos a la que estamos acostumbrados en la vida cotidiana puede transformarse aparentemente en algo extraño, pero no es más que una versión elegante del mismo procedimiento. Así lo señalan McCullagh y Nelder (1989) cuando afirman que la construcción de modelos requiere de una mezcla de arte y conocimientos por parte del investigador. Este proceso se conoce en ciencia como modelado matemático o modelización matemática, y cuando los fenómenos a explicar son probabilísticos, antes que determinísticos (como sucede frecuentemente en las ciencias del comportamiento, sociales y de la educación), hablamos de modelado estadístico o estocástico. En un sentido amplio, un modelo pretende explicar la variación de una respuesta a partir de la relación conjunta de dos fuentes de variabilidad, una de carácter determinista y otra aleatoria, lo que responde a la expresión:

$$\text{Respuesta} = \text{componente sistemático} + \text{componente aleatorio.}$$

Judd y McClelland (1989, 1) toman la expresión anterior como:

$$\text{DATOS} = \text{MODELO} + \text{ERROR}$$

Asociando MODELO a la parte sistemática. Así, los DATOS corresponderían a las observaciones que se quieren analizar (la variable de respuesta o variable dependiente) (López , 2011, p. 12).

Dentro de los modelos estadísticos se aplican varias técnicas de pronósticos como el análisis por regresión lineal simple, análisis de regresión múltiple, regresión con datos de series de tiempo, la metodología Box-Jenkins, entre otros.

1.5. Análisis de Series de Tiempo

El análisis de series de tiempo hace énfasis principalmente al conjunto de datos estadísticos que se recopilan, observan e incluso se registran en intervalos de tiempo de forma periódica, el principal objetivo de una serie de tiempo es su análisis para hacer pronósticos en diferentes ámbitos de estudio como: economía y marketing, demografía, medio ambiente, etc. (Hanke, 2010, p. 165).

1.5.1. Componentes de la serie de tiempo

Los componentes básicos y fundamentales para que un conjunto de datos sea catalogado como serie de tiempo son cuatro: Tendencia, variación estacional, variación Cíclica y variación irregular o irregularidad.

- **Tendencia:** es el resultado de factores comunes a largo plazo, en términos intuitivos, la tendencia de una serie de tiempo caracteriza el patrón gradual de las variaciones propias de la serie.
- **Estacionalidad:** la variación estacional representa la variabilidad que existe en los datos debido a la influencia existente en los periodos de tiempo sean estos (anual, mensual, trimestral, etc.)
- **Ciclicidad:** representa los ciclos que existen en la serie de tiempo es decir la periodicidad con la cual se repite el comportamiento, las cuales no dependen de factores como el clima o las costumbres sociales.
- **Irregularidad:** la irregularidad se produce por factores que influyen a corto plazo o no recurrentes que afectan a la serie de tiempo, esto explica la aleatoriedad presente en la serie de tiempo. (Hanke, 2010, p. 165).

Existen varios modelos para analizar series de tiempo entre los cuales se destacan modelos matemáticos, modelos físicos y modelos estadísticos.

1.5.2. Metodología box-Jenkins (ARIMA)

Box Jenkins ha desarrollado modelos estadísticos en los cuales se toman en cuenta la dependencia existente entre los datos, cada observación en un momento dado es modelada en función de los valores anteriores, se modela a través de ARIMA (Promedio móvil integrado autorregresivo) también utiliza los patrones en los datos, pero estos patrones pudieran no estar visibles fácilmente en una gráfica de los datos. En lugar de ello, el modelo ARIMA utiliza las funciones de diferenciación, autocorrelación y autocorrelación parcial para identificar un modelo aceptable.

El modelo ARIMA puede utilizarse para modelar muchas series de tiempo diferentes, con o sin componentes de tendencia o estacionales y para generar pronósticos, el perfil del pronóstico depende del modelo que se ajusta. La ventaja del modelo ARIMA, comparado con los métodos de pronóstico y suavización simple, es que es más flexible para ajustar los datos, sin embargo, la identificación y ajuste de un modelo podría tomar mucho tiempo y el modelo ARIMA no se automatiza con facilidad.

La metodología Box-Jenkins toma solamente algunos factores, como por ejemplo tiene solamente en cuenta la pauta de serie de tiempo en el pasado, ignora la información de variables causales, el procedimiento técnicamente sofisticado de predicción de una variable, utiliza la observación más reciente como valor inicial y permite examinar el modelo más adecuado demás mediante la metodología se analiza errores recientes de pronósticos para seleccionar el ajuste apropiado para periodos futuros, Box-Jenkins es más apropiado para predicciones a largo plazo que para predicciones a corto plazo además se extrae mucha información de la serie de tiempo más que cualquier otro método de pronósticos.

Para efectuar la modelación existen tres tipos de modelos a ser examinados como son:

- Modelos Autoregresivos (AR).
- Modelos de medias móviles (MA)
- Modelos de medias móviles (ARMA)
- Modelos mixtos autoregresivos-medias móviles (ARIMA)
- Modelos estacionales autoregresivo integrado de medial móvil (ARIMA o SARIMA)

- **Modelos autoregresivos AR(p)** describe una clase particular en las cuales las observaciones en un momento dado son predecibles a partir de las observaciones previas del proceso más un término de error, en el caso más simple AR(1) o ARIMA (1,0,0).

$$Y_t = \phi Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

- **Modelos de medias móviles MA(q)** toma en cuenta la parte estacionaria en la cual el valor actual puede predecirse desde componentes aleatorias y en menor medida los impulsos aleatorios ARIMA (0,0,1) o MA(1).

$$Y_t = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1}$$

- **Modelos de medias móviles ARMA(p,q)** describe una serie de tiempo Y_t que posea características de AR y de MA a la vez, y por consiguiente existirá términos p autoregresivos y q términos de media móvil generando un modelo definido para el caso más simple mediante un ARMA(1,1).

$$Y_t = \phi Y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1}$$

- **Modelos mixtos autorregresivos-medias móviles ARIMA(p,d,q)** se sabe que muchas series de tiempo y en especial las series económicas no son estacionarias, porque pueden ir cambiando de nivel en el tiempo o sencillamente la varianza no es constante en el tiempo, a este tipo de proceso se les considera procesos integrados, por consiguiente, se debe diferenciar una serie de tiempo d veces para transformarla en una serie estacionaria y luego aplicar a esta serie diferenciada un modelo ARMA(p,q), se dice que la serie original es ARIMA(p,d,q), es decir, una serie de tiempo autoregresiva integrada de media móvil. Donde denota el número de términos autoregresivos, el número de veces que la serie debe ser diferenciada para hacerla estacionaria y el número de términos de la media móvil invertible, para el caso más general ARIMA(1,1,1) su ecuación está definida como:

$$Y_t^d = \phi Y_{t-1}^d + \varepsilon_t^d - \theta \varepsilon_t^d$$

- **Modelos estacionales autoregresivo integrado de media móvil SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)s**
 Cuando una serie de tiempo en estudio tiene intervalos de observación menores a un año, entonces es frecuente que estas tengan variaciones ó patrones sistemáticos cada cierto periodo, estas variaciones sistemáticas inferiores a un año por ejemplo semestral, mensual, diario, etc. Deben ser captadas en los llamados factores estacionales, y al mismo tiempo esta serie puede ser estacionaria o no estacionaria. Usualmente se presentan con mayor frecuencia los modelos multiplicativos comparados con los modelos aditivos, de esta manera se combinan términos ordinarios del proceso ARMA y términos estacionales, así como

diferencias regulares y diferencias estacionales para transformar en series estacionarias, esto es $\nabla_s^D \nabla^d Y_t$. Este tipo de procesos tiene las siguientes características:

- Contiene una componente $ARIMA(p,d,q)$ que modela la dependencia regular, que es la dependencia asociada a observaciones consecutivas.
- Contiene una componente $ARIMA(P,D,Q)$ que modela la dependencia estacional, que está asociada a observaciones separadas por periodos.

La forma general de un modelo $SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)s$, es:

$$\begin{array}{c}
 \begin{array}{ccc}
 \boxed{AR(p)} & & \boxed{SAR(P)} \\
 \downarrow & & \downarrow \\
 \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} & + & \theta_1 Y_{t-s} + \dots + \theta_P Y_{t-Ps} \\
 \downarrow & & \downarrow \\
 \underbrace{\varepsilon_t - \phi_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \phi_p \varepsilon_{t-p}}_{\boxed{MA(q)}} & - & \underbrace{\vartheta_1 \varepsilon_{t-s} - \dots - \vartheta_Q \varepsilon_{t-Qs}}_{\boxed{SMA(Q)}}
 \end{array} \\
 Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \theta_1 Y_{t-s} + \dots + \theta_P Y_{t-Ps} + \varepsilon_t - \phi_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \phi_p \varepsilon_{t-p} - \vartheta_1 \varepsilon_{t-s} - \dots - \vartheta_Q \varepsilon_{t-Qs}
 \end{array}$$

- **Diferencias:** Calcula y almacena las diferencias entre los valores de datos de una serie de tiempo. Si desea ajustar un modelo ARIMA, pero los datos contienen un componente de tendencia o estacionalidad, la diferenciación de los datos es un paso común para evaluar los posibles modelos ARIMA. Las diferencias se utilizan para simplificar la estructura de correlaciones y para mostrar cualquier patrón subyacente.
- **Desfase o Lag:** Calcula y almacena los desfases de una serie de tiempo, cuando se desfasa una serie de tiempo, R mueve los valores originales hacia abajo en la columna e inserta valores faltantes en la parte superior de la columna. El número de valores faltantes insertados depende de la longitud del desfase.
- **Autocorrelación:** Calcula y crea una gráfica de las autocorrelaciones de una serie de tiempo. La autocorrelación es la correlación entre observaciones de una serie de tiempo separadas por k unidades de tiempo. La gráfica de autocorrelaciones se denomina función de autocorrelación (ACF). Como guía para elegir los términos que incluirá en un modelo ARIMA.

- **Autocorrelación parcial:** Calcula y crea una gráfica de las autocorrelaciones parciales de una serie de tiempo. Las autocorrelaciones parciales, igual que las autocorrelaciones simples, son correlaciones entre conjuntos de pares de datos ordenados de una serie de tiempo. Como sucede con las correlaciones parciales en el caso de la regresión, miden la fuerza de la relación con otros términos que están siendo explicados. En un desfase de k es la correlación entre los residuos en el tiempo t de un modelo autorregresivo y las observaciones en el desfase k con los términos para todos los desfases que intervienen en el modelo autorregresivo. La gráfica de autocorrelaciones parciales se denomina función de autocorrelación parcial (PACF). Como guía para elegir los términos que incluirá en un modelo ARIMA.

1.5.3. Medidas de precisión

Las medidas de precisión basadas en el análisis de los errores del modelo de predicción ayudan a determinar o corroborar la precisión del modelo, entre las principales medidas se tiene:

- **MEAN ABSOLUTE ERROR (MAE)**, definido como el valor de la media del error absoluto

$$MAE = \text{mean}|e_t|$$

- **ROOT MEAN SQUARED ERROR (RMSE)**, definido como la raíz cuadrada de la media del error al cuadrado

$$RMAE = \sqrt{\text{mean}(e_t^2)}$$

- **MEAN ABSOLUTE PERCENTAGE ERROR (MAPE)**, En español es el error medio porcentual absoluto, se calcula hallando el error absoluto en cada periodo y promediando los errores porcentuales absolutos, es decir, indica una comparación entre distintas técnicas de diferentes variables

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \widehat{Y}_t|}{Y_t}$$

- **MEAN ABSOLUTE SCALED ERROR (MASE)**, En español definido como la media escalada del error simple definida como:

$$MASE = \text{mean}(|q_j = \frac{e_j}{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^n |Y_t - \widehat{Y}_t|}|)$$

- **Criterio de Akaike (AIC)**, Es un estimador muestral $E[\ln f(x|\theta)]$, esperanza del log-verosimilitud, el cual viene dado por la expresión general

$$AIC(k) = -2 \ln L [\hat{\theta}(k)] + 2k$$

1.5.4. Test de Deibold-Mariano

Se lo utiliza con el fin de realizar la comparación predictiva entre varios modelos analizando si las diferencias entre las funciones de pérdida de los errores de predicción de ambos modelos son significativamente distintas de cero, entonces, los dos modelos tendrán distinta capacidad predictiva, dicho contraste viene definido por:

$$DM = L(e_{t+\frac{h}{t}}^1) - L(e_{t+\frac{h}{t}}^2)$$

Donde $L(\cdot)$ es la función de pérdida del error, la hipótesis a probar será:

$$H_0: L\left(e_{t+\frac{h}{t}}^1\right) = L\left(e_{t+\frac{h}{t}}^2\right)$$

$$H_1: L\left(e_{t+\frac{h}{t}}^1\right) \neq L\left(e_{t+\frac{h}{t}}^2\right)$$

1.5.5. Validación de los supuestos del Modelo de predicción

Para la validación de los supuestos del modelo de predicción para lo cual se utilizan los residuales del modelo y se prueba la Normalidad, estacionariedad e independencia:

- **Normalidad:** para probar la normalidad en el modelo de predicción se aplica el test de Jarque Bera la cual es una prueba asintótica basada en el análisis de la asimetría y la curtosis de los residuos, el estadístico de prueba es:

$$JB=n\left[\frac{A^2}{6} + \frac{(K-3)^2}{24}\right]$$

A^2 = coeficiente de asimetría

K = coeficiente de curtosis

Donde se debe probar la siguiente hipótesis:

H_0 : *Los datos provienen de una distribución normal.*

H_1 : *Los datos no provienen de una distribución normal.*

- **Estacionariedad:** para probar la estacionariedad del modelo de predicción se aplica el test de Dickey Fuller en el cual se prueba que:

H_0 : Los residuales del modelo de predicción tienen raíz unitaria

H_1 : Los residuales del modelo de predicción no tienen raíz unitaria

Esta prueba se logra mediante la regresión de Dickey fuller

$$\Delta Y_t = \delta T_{t-1} + U_t$$

- **Independencia:** se utiliza la prueba de Ljung-Box la cual permite probar en forma conjunta que todos los coeficientes de autocorrelación son iguales a 0, esto significara que son independientes, dicha prueba está definida como:

$$LB = n(n + 2) \sum_{k=1}^m \left(\frac{\hat{\rho}_k^2}{n - k} \right) \sim X_{(m)}^2$$

Donde se deberá probar que:

H_0 : *Las autocorrelaciones son independientes*

H_1 : *Las autocorrelaciones no son independientes*

- **Heterocedasticidad o no homecedasticidad:** se utiliza la prueba de White, la cual está definida por:

$$\sigma_t^2 = h(Z'_t)\alpha_0 + \alpha_1 Z_{1t} + \dots + \alpha_p Z_{pt} + \varepsilon_t$$

H_0 : Existe homocedasticidad (la varianza es constante)

H_1 : No existe homocedasticidad (Heterocedasticidad)

- **Criterio de Decisión:** el criterio de decisión para los contrastes de hipótesis mencionado es el siguiente:

Si $p < \alpha$ la hipótesis nula (H_0) se rechaza

Si $p \geq \alpha$ la hipótesis nula (H_0) no se rechaza

Donde α es el nivel de significancia y p es la probabilidad de cometer un error al tomar la decisión.

1.5.6. Suavización exponencial (Holt Winters)

Holt-Winters trabaja con la influencia del patrón estacionalidad en la serie de tiempo, dicha técnica hace uso de tres constantes de suavización como son: estimar el nivel actual de los valores de la serie de tiempo, la segunda estima la pendiente de la línea de tendencia y la tercera es para estimar el factor estacional; las ecuaciones utilizadas para el método de Holt-Winters son:

- **El estimado de la serie de tiempo:**

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1}T_{t-1})$$

- **Estimado de la tendencia:**

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

- **Estimado de la estacionalidad**

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s}$$

- **Pronostico del periodo p en el futuro**

$$\hat{Y}_{t+p} = (L_p - pT_t)S_{t-s+p}$$

Donde:

L_{t-1} = nuevo valor suavizado (estimado nivel actual).

α = constante suavizado para el nivel ($0 < \alpha < 1$).

Y_t = observación nueva o valor real de la serie en el periodo t.

β = constante de suavizado para el estimado de la tendencia ($0 < \beta < 1$).

T_t = observación nueva o valor real de la serie en el periodo t.

γ = constante de suavizado para la estacionalidad ($0 < \gamma < 1$).

S_t = estimado de la tendencia.

p = periodos a pronosticarse a futuro.

s = longitud de la estacionalidad.

\hat{Y}_{t+p} = pronósticos para el periodo p en el futuro.

CAPÍTULO II

2. METODOLOGÍA

2.1. Tipo y diseño de la Investigación

Esta investigación es de tipo intervención experimental ya que el análisis a realizarse es de tipo prospectivo transversal, analítico y explicativo, lo que genera una causa-efecto, este tipo de investigación se realiza especialmente cuando el tema elegido ha sido poco explorado y reconocido, y cuando más aún, sobre él, es difícil formular hipótesis precisas o de cierta generalidad. Suele surgir también cuando aparece un nuevo fenómeno que por su novedad no admite una descripción sistemática o cuando los recursos del investigador resultan insuficientes para emprender un trabajo más profundo. (Martínez, 2010, pp. 4-7)

Los estudios exploratorios sirven para aumentar el grado de familiaridad con fenómenos relativamente desconocidos, obtener información sobre la posibilidad de llevar a cabo una investigación más completa sobre un contexto particular de la vida real, investigar problemas del comportamiento humano que consideren cruciales los profesionales de determinada área, identificar conceptos o variables promisorias, establecer prioridades para investigaciones posteriores o sugerir afirmaciones (postulados) verificables. Esta clase de estudios son comunes en la investigación del comportamiento, sobre todo en situaciones donde hay poca información. Las preguntas iniciales en este tipo de investigación son: ¿para qué?, ¿cuál es el problema? Y ¿que se podría investigar?

Los estudios exploratorios en pocas ocasiones constituyen un fin en sí mismos, “por lo general determinan tendencias, identifican relaciones potenciales entre variables y establecen el ‘tono’ de investigaciones posteriores más rigurosas”. Se caracterizan por ser más flexibles en su metodología en comparación con los estudios descriptivos o explicativos, y son más amplios y dispersos (buscan observar tantas manifestaciones del fenómeno estudiado como sea posible). Asimismo, implican un mayor “riesgo” y requieren gran paciencia, serenidad y receptividad por parte del investigador.

Para llevar a cabo el análisis correspondiente se realizó como primer paso efectuar la recopilación de datos para lo cual el departamento de Planificación de la EERSA proporcionó la información necesaria para el respectivo análisis, como segundo paso se efectuó la representación gráfica de los datos y un análisis exploratorio de los datos, adicionalmente la geo-referenciación y sectorización de la información correspondiente al consumo y demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba en el periodo 2013-2017 mediante la creación de Hot-spot o también conocido como análisis de puntos calientes, siendo los puntos calientes quienes representen el mayor consumo de energía presente, los mismos que ayudaran a determinar mediante un análisis espacial el comportamiento del consumo de energía eléctrica es decir evaluando la sectorización el consumo elevado de energía en diferentes sectores de la ciudad de Riobamba para lo cual se utiliza el software Arcgis 10.3.

Posteriormente se procedió al análisis de las series temporales, con la implementación del análisis en el software libre R se aplicó la función autoarima tomando en cuenta la prueba de KPSS (Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin), dicho test es el encargado de analizar o verificar la prueba de hipótesis sobre la estacionariedad de la serie de tiempo; además también se tomó en cuenta los criterios de AKAIKE y SCHWARZ (AIC, BIC). lo que sirvió para determinar el mejor modelo de pronóstico, y su respectiva validación tanto para el consumo, así como para la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba para el periodo 2017-2020.

2.2. Unidad de análisis

Las unidades de análisis son los abonados del servicio eléctrico de la ciudad de Riobamba, constituida por sus 5 parroquias urbanas: Lizarzaburu, Maldonado, Velasco, Veloz y Yaruquies.

2.3. Población de estudio

La población en estudio está conformada por 69167 abonados (usuarios) de las 5 parroquias urbanas de la ciudad de Riobamba que consumen de energía eléctrica en KW/h (Kilowatts Hora), la EERSA facilitó una muestra de 8658, la cual representa el 12,52% total de la población, validando que efectivamente la muestra es significativa (Congacha, 2015, p. 192), dicha muestra será utilizada para proceder con el respectivo análisis geo estadístico. Mientras que para la generación de los modelos de predicción se recopiló la información mensual tanto del consumo como de la demanda de potencia máxima en el periodo 2013-2017.

2.3.1. Lugar de investigación

El trabajo se llevó a cabo en el departamento de planificación de la Empresa Eléctrica Riobamba S.A. ubicada en la ciudad de Riobamba, perteneciente a la provincia de Chimborazo.

2.3.2. Organización de Datos

Para la respectiva elaboración del análisis geo-estadísticos se utilizó la muestra de 8658 abonados facilitados por la EERSA, de los cuales se obtiene la respectiva información en cuanto al consumo y demanda desde el año 2013 hasta el año 2017, dicha información debidamente geo-referenciada se procede a realizar los cálculos correspondientes, mientras que para el análisis de series temporales se realiza analizando mensualmente los datos del consumo medidos en KW/h y demanda de potencia máxima de energía eléctrica medidos en MW/h, la información esta descrita como se muestra en la Tabla 2-2 y Tabla 3-2.

2.4. Hipótesis General

El consumo y demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba se incrementará para el periodo 2017-2020.

Tabla 2-2: Consumo de energía en la ciudad de Riobamba en KW/h

Año	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre
2013	154,4	173,25	154,88	162,08	161,16	167,52	161,16	162,64	163,55	161,06	162,96	174,69
2014	165,34	175,21	159,93	156,63	170,74	175,85	168,22	169,46	172,9	164,5	173,86	169,96
2015	164,79	188,02	168,21	166,04	172,26	181,72	169,15	176,93	168,98	173,31	184,01	172,13
2016	176,52	186,83	166,08	169,35	171,47	174,38	171,72	163,32	170,32	169,7	169,49	170,62
2017	170,19	175,23	163,5	164,65	166,18	166,94	175,1	167,82	178,2	166,67	171,82	171,34

Realizado por: Barahona B. Jorge I. 2018

Tabla 3-2: Demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba en MW/h

Año	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre
2013	1	0,81	0,67	0,72	0,82	0,8	0,79	0,84	0,72	0,59	0,76	0,69
2014	0,63	0,78	0,65	0,63	0,64	0,7	0,74	0,69	0,62	0,69	0,71	0,64
2015	0,61	0,71	0,61	0,64	0,66	0,63	0,71	0,71	0,62	0,69	0,71	1,1
2016	0,63	0,54	0,7	0,73	0,68	0,75	0,71	0,73	0,73	0,65	0,74	0,72
2017	0,75	0,74	0,66	0,64	0,6	0,79	0,72	0,59	0,41	0,47	0,72	0,68

Realizado por: Barahona B. Jorge I. 2018

CAPÍTULO III

3. ANÁLISIS ESTADÍSTICO E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS

3.1. Aplicación del AED

3.1.1. Consumo de Energía

- Distribución estadística de Frecuencia X_1

$$x_1 = \{(x_{i_{min}}, x_{i_{max}}], n_i\}_{i=1}^k$$

Tabla 4-3: Distribución estadística de frecuencia del consumo de energía en la ciudad de Riobamba.

i	Límite inferior	Límite superior	x_i (marca de clase)	n_i	N_i	f_i	F_i
1	154	161	156,5	5	5	0,083	0,083
2	161	168	161	19	24	0,317	0,400
3	168	175	165	24	48	0,400	0,800
4	175	181	169	8	56	0,133	0,933
5	181	188	173	4	60	0,067	1
			TOTAL	60		1	

Realizado por: Barahona B. Jorge I. 2018

La distribución de frecuencia (Tabla 4-3) muestra que el 80% de la población consume en promedio entre 168 y 170 KW/h.

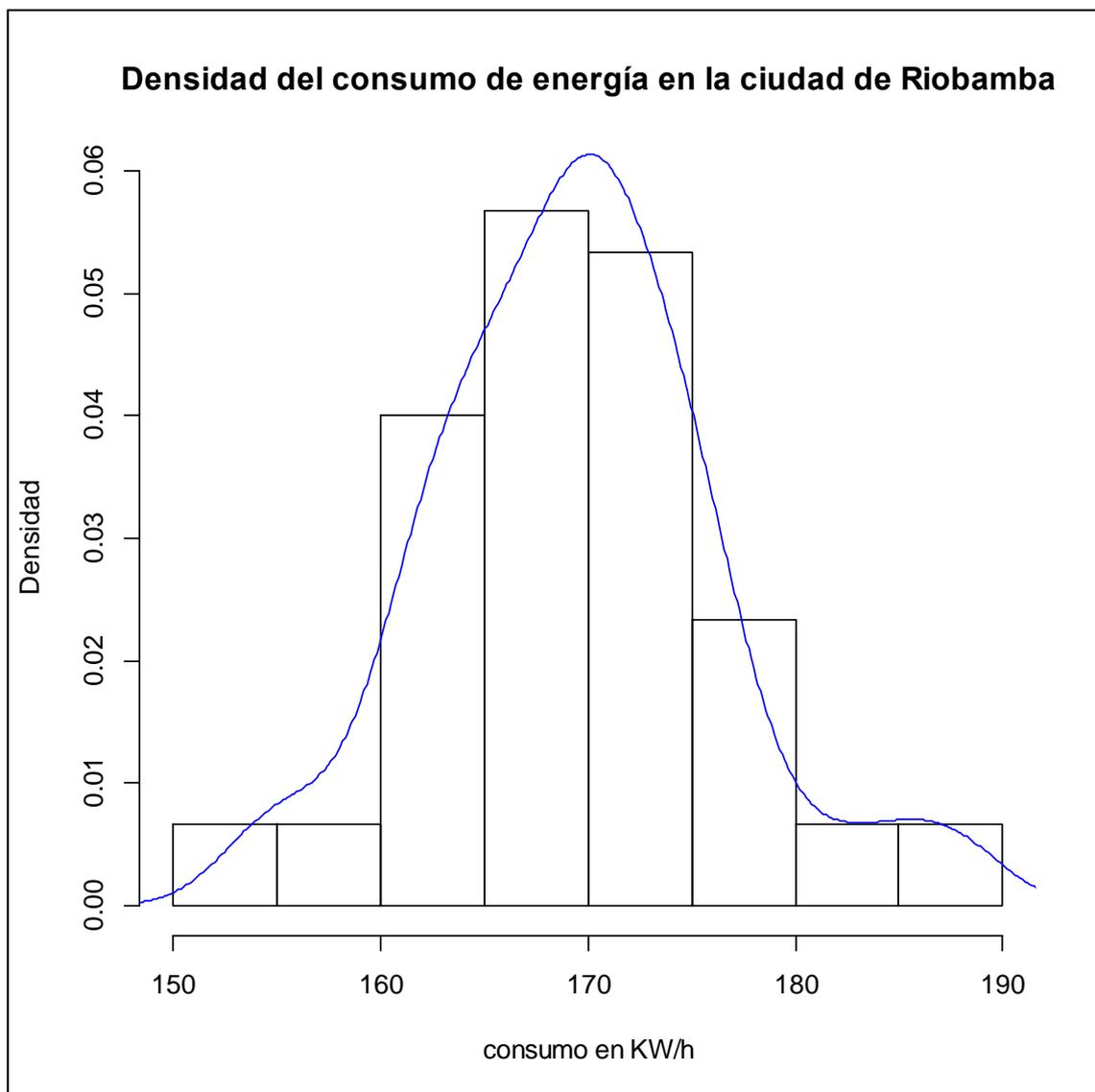


Gráfico 1-3: Histograma de frecuencia de la distribución del consumo de energía en la ciudad de Riobamba.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Mediante el histograma (Gráfico 1-3) se puede visualizar que los datos muestran una distribución aproximadamente normal y presentan una simetría lo cual se contrarrestará en análisis posteriores.

- **Medidas descriptivas**

Mínimo	1er Cuartil	Mediana	Media	3er Cuartil	Máximo
154,40	164,70	169,40	169,34	173,30	188,00

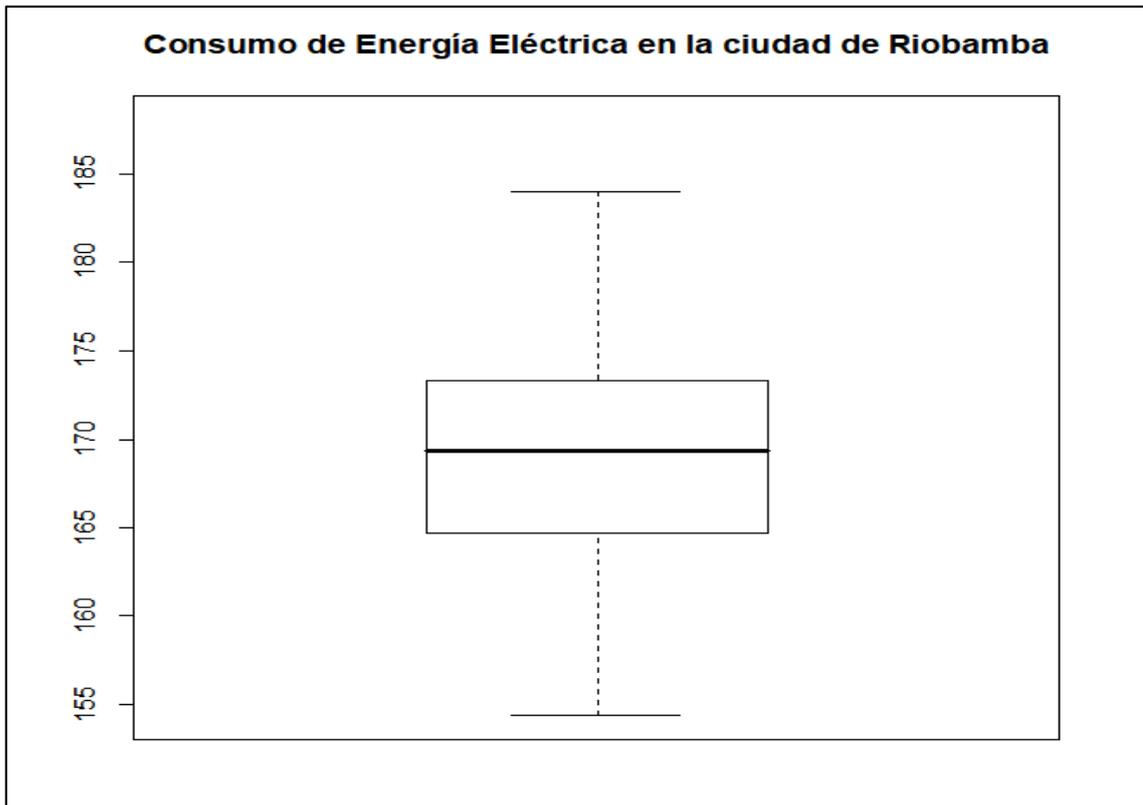


Gráfico 2-3: Box Plot del consumo de energía de la ciudad de Riobamba

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Se representa gráficamente la distribución de los datos (Gráfico 2-3) donde se evidencia la no presencia de datos atípicos, un consumo mínimo de 155 KW/h y un valor máximo de 185 KW/h, lo que se describe en las medidas de tendencia central o indicadores de posición, al evaluar las cejas se puede hablar que los datos presentan simetría.

- **Medidas de centralización:**

Tabla 5-3: Medidas de centralización sobre el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba.

Estadísticos	Consumo de energía KW/h
Media	169,34
Mediana	169,40
Moda	167,14

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

El consumo promedio de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba es de 169,34 KW/h, la mediana es un indicador robusto ya que como se puede evidenciar no es afectado por la presencia de datos atípicos y a la vez se verifica que la mediana y la media tienen valores muy similares por tanto la media es un valor representativo del consumo de energía donde se puede evidenciar también que a cierto modo existe simetría en la información, la moda del consumo de energía que más se repite en el presente análisis es 167,14 KW/h.

- **Medidas de dispersión**

Tabla 6-3: Medidas de dispersión del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba.

Estadísticos	Consumo de energía
Varianza	48,560
Desviación típica	6,970
Coefficiente de variación	0,041

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Como se puede evidenciar (Tabla 6-3) la varianza y la desviación típica se puede identificar que los consumos de energía eléctrica no están tan dispersos de la media y que por tanto su variabilidad es reducida.

- **Medidas de Asimetría y curtosis**

Tabla 7-3: Medidas de asimetría y curtosis del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba.

Estadísticos	Consumo de energía
Coefficiente de asimetría	0,352
Coefficiente de exceso de curtosis	2,472

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Analizando el coeficiente de asimetría del consumo de energía eléctrica (Tabla 7-3) presenta una distribución asimétrica positiva, es decir existe mayor concentración de los consumos de energía eléctrica al lado izquierdo de su media mientras que el coeficiente de curtosis indica que los

consumos de energía eléctrica siguen una distribución leptocurtica es decir que un alto grado de concentración del consumo de energía eléctrica respecto a la media.

3.1.2. Demanda de potencia de energía eléctrica

- **Distribución estadística de Frecuencia X_i**

$$x_i = \{(x_{i_{min}}, x_{i_{max}}], n_i\}_{i=1}^k$$

Tabla 8-3: Distribución estadística de frecuencia de la demanda de potencia máxima de energía

I	Límite inferior	Límite superior	x_i (marca de clase)	n_i	N_i	f_i	F_i
1	0,409	0,548	0,4495	3	3	0,050	0,050
2	0,548	0,686	0,537	22	25	0,367	0,417
3	0,686	0,824	0,6245	32	57	0,533	0,950
4	0,824	0,962	0,7115	1	58	0,017	0,967
5	0,962	1,1	0,8425	2	60	0,033	1
			TOTAL	60		1	

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

En la distribución de frecuencia de la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba (Tabla 8.3) se evidencia que el 95% de la población presenta una demanda entre 0,686-0,824 MW/h anuales.

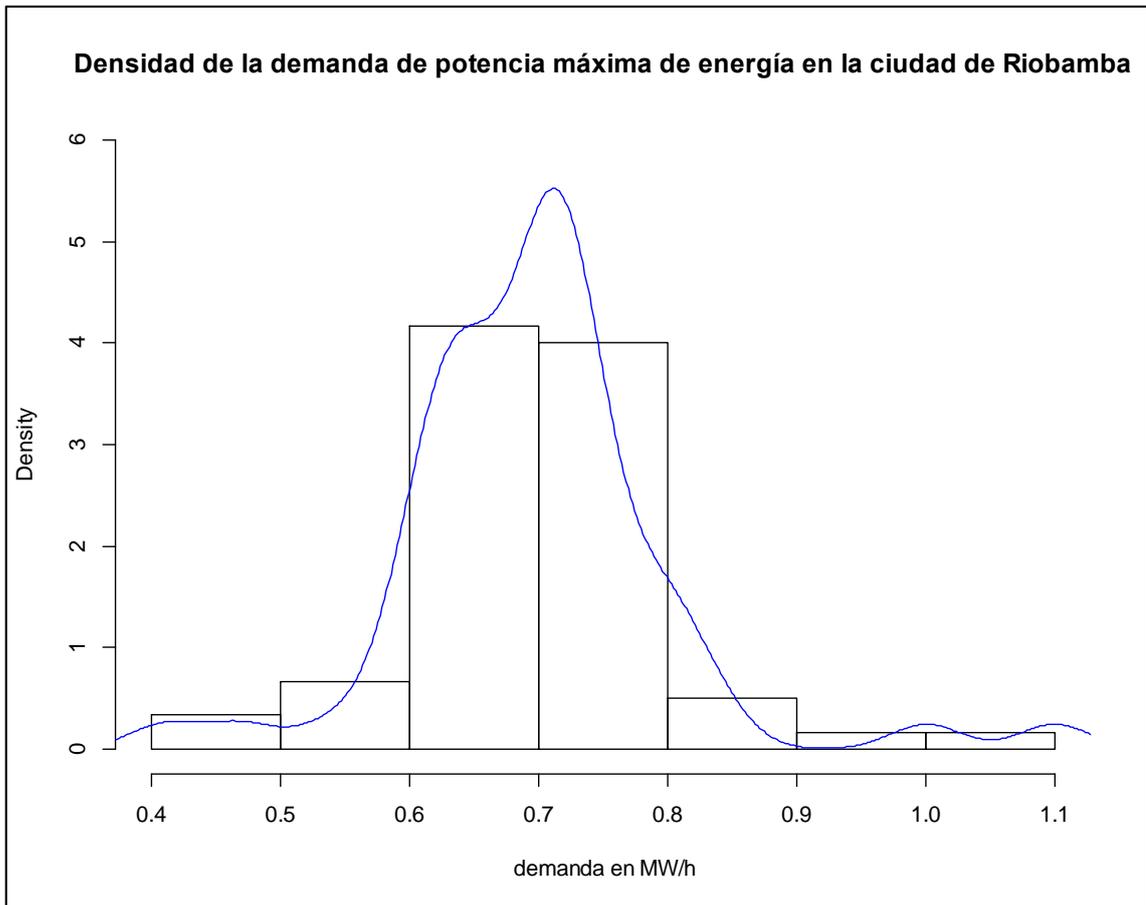


Gráfico 3-3: Histograma de la distribución de la demanda potencia máxima de energía en la ciudad de Riobamba

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Mediante el histograma se puede evidenciar que la demanda de potencia máxima de energía eléctrica para la ciudad de Riobamba (Gráfico 3-3) más elevada se encuentra entre 0,6 y 0,8 MW/h, los datos presentan una simetría positiva y al parecer existe la presencia de datos atípicos ya que la curva de densidad presenta ciertas variaciones.

- **Medidas descriptivas**

Mínimo	1er Cuartil	Mediana	Media	3er Cuartil	Máximo
0,410	0,640	0,700	0,697	0,733	1,100

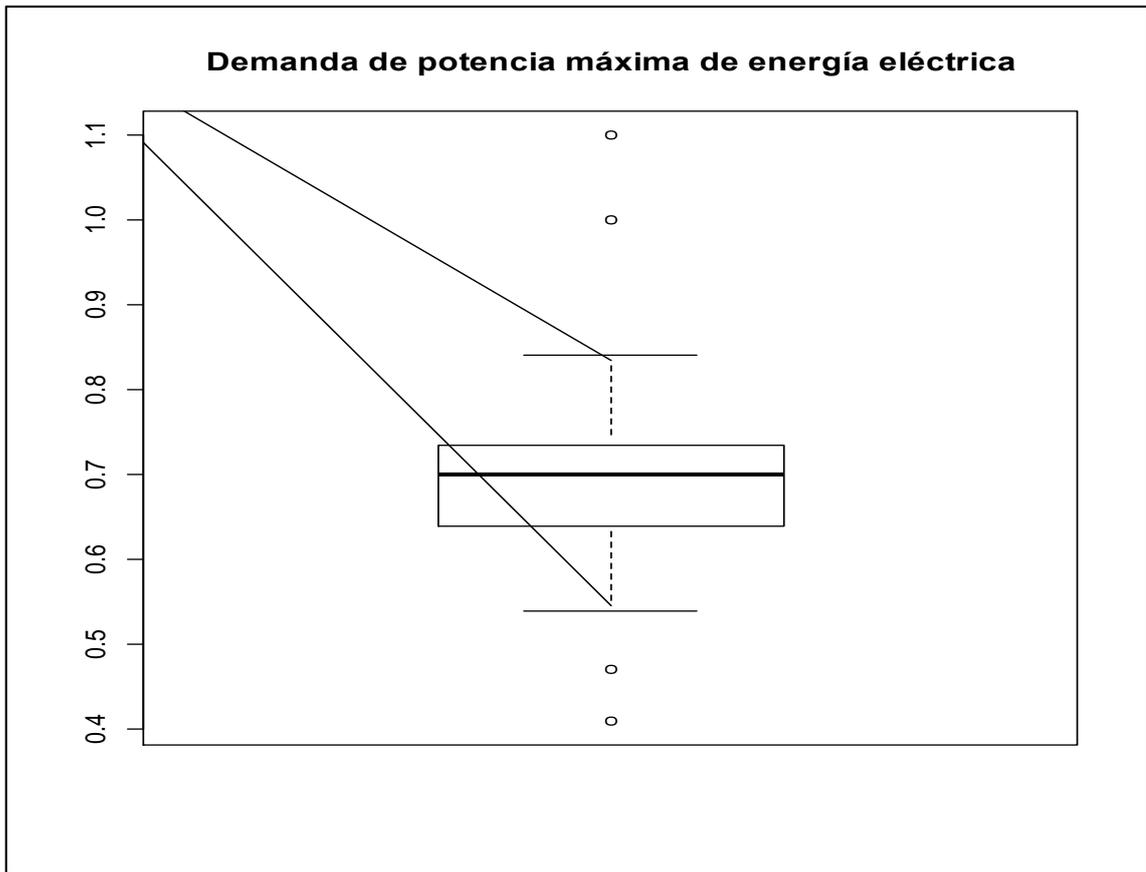


Gráfico 4-3: Box-plot de la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Se visualiza la presencia de posibles datos atípicos (Gráfico 4-3), los mismos que fueron separados del análisis ya que su presencia puede influir negativamente en el estudio, se investigó sobre la posible causa de dichos datos, al parecer pudieron haber sido generados por errores humanos o tecnológicos, los datos atípicos son:

Mes/Año	Octubre/2017	Agosto/2017	Enero/2013	Diciembre/2015
datos atípicos	0,470	0,590	1,00	1,100

Mediante un análisis por el método de cuartiles los datos atípicos fueron separados y como se trata de un estudio de series de tiempo los datos separados fueron rellenados determinando el promedio de los meses a los cuales pertenecían los datos atípicos, de esta manera se vuelve a generar el histograma obteniendo una nueva variable.

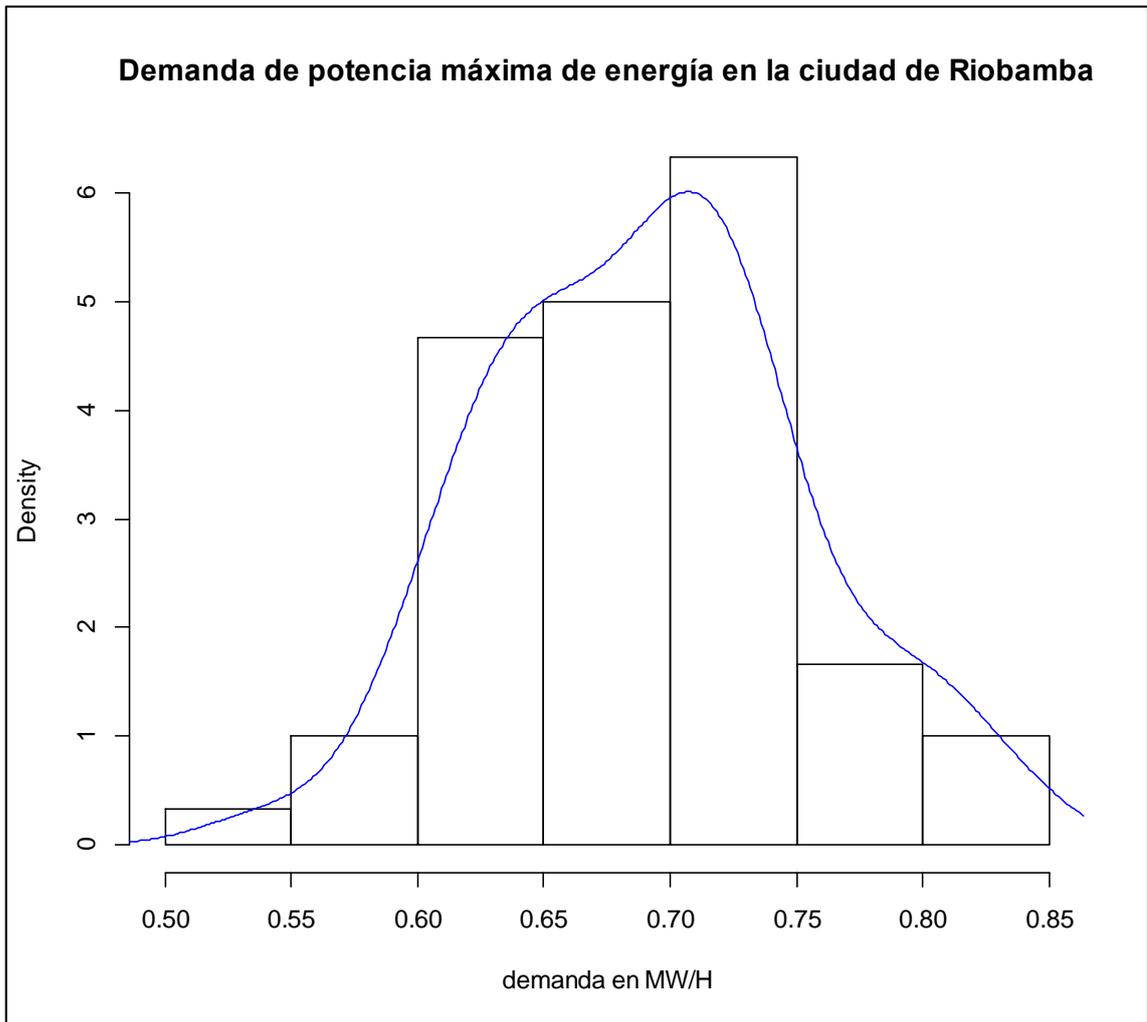


Gráfico 5-3: Histograma de la demanda de potencia máxima sin datos atípicos

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Mediante el (Gráfico 5-3) se visualiza el histograma de la nueva variable de la demanda de potencia máxima sin la presencia de datos atípicos, adicionalmente mediante la línea de distribución se observa que los datos se aproximan a una distribución normal.

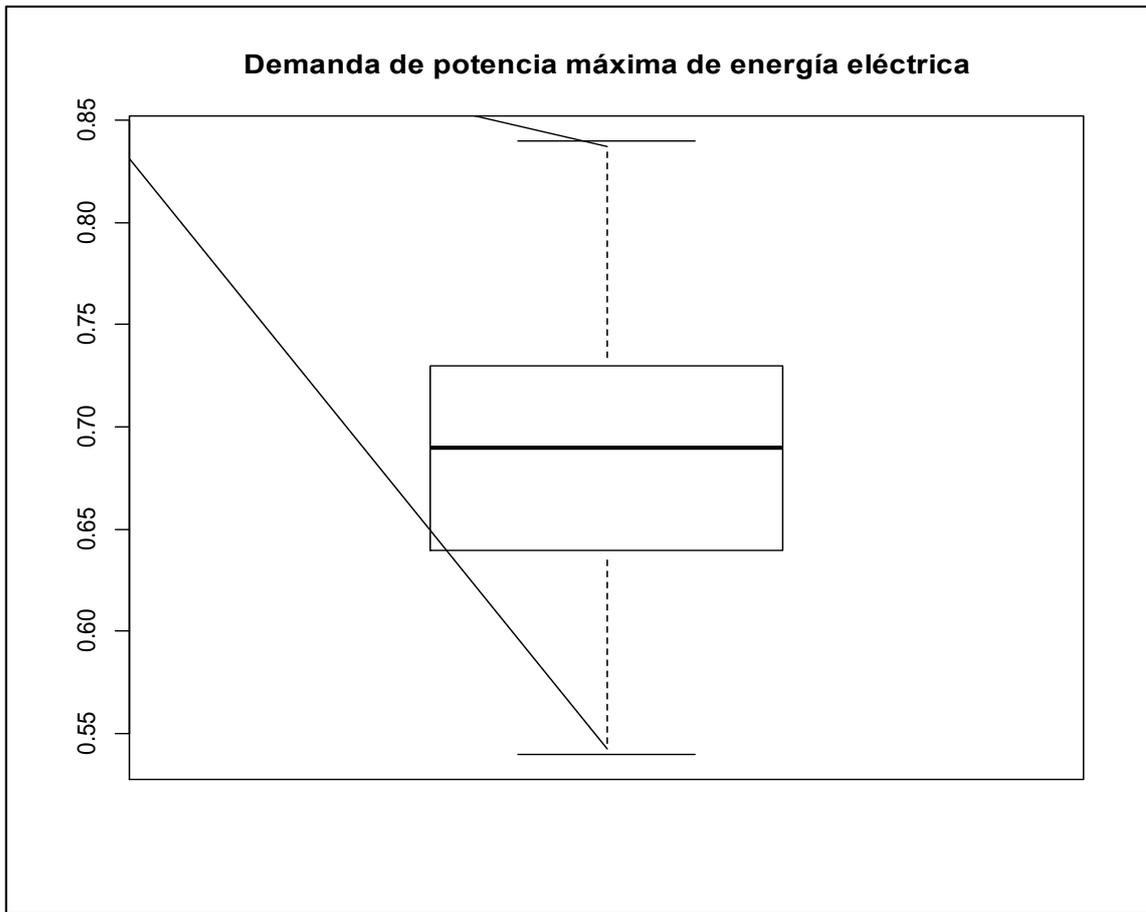


Gráfico 6-3: Box-plot Demanda de potencia máxima de energía eléctrica sin datos atípicos.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Mediante la generación de la nueva variable demanda de potencia máxima de energía eléctrica (Gráfico 6-3) se visualiza la variable sin la presencia de datos atípicos con la cual se continuará con el análisis de series de tiempo, los datos presentan simetría.

- **Medidas de centralización:**

Tabla 9-3: Medidas de centralización de la demanda de potencia máxima en la ciudad de Riobamba.

Estadísticos	Demanda de potencia
Media	0,691
Mediana	0,701
Moda	0,676

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

La demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba (Tabla 9-3), es de 0,69 MW/h, la mediana es un indicador robusto ya que como se puede evidenciar no es afectado por la presencia de datos atípicos y a la vez se verifica que la mediana y la media tienen valores muy similares por tanto la media es el valor más representativo, y la moda es decir el dato que más se repite es 0,6765 MW/h.

- **Medidas de dispersión**

Tabla 10-3: Medidas de dispersión de la demanda de potencia en la ciudad de Riobamba.

Estadísticos	Demanda de potencia
Varianza	0,011
Desviación típica	0,010
Coefficiente de variación	0,146

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Como se puede evidenciar (Tabla 10-3) la varianza y la desviación típica se puede evaluar que la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba no está tan dispersa de la media y que por tanto su variabilidad es mínima.

- **Medidas de Asimetría y curtosis.**

Tabla 11-3: Medidas de asimetría y curtosis de la demanda de potencia en la ciudad de Riobamba.

Estadísticos	Demanda de potencia
Coefficiente de asimetría	0,887
Coefficiente de exceso de curtosis	4,124

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Analizando el coeficiente de asimetría de la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba (Tabla 11-3) presenta una distribución asimétrica positiva, es decir existe mayor concentración de los tiempos al lado izquierdo de su media, el coeficiente de exceso de curtosis indica que la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba

sigue una distribución leptocurtica es decir que un alto grado de concentración del consumo de energía eléctrica respecto a la media.

3.2. Hot-Spot consumo de energía.

Mediante la utilización del software Arcgis 10.3, y tomando en cuenta la georreferenciación de los abonados del consumo de energía, se calculó las estadísticas descriptivas de las variables obteniendo valores muy elevados en las medidas de dispersión los siguientes resultados:

- **Año 2013**

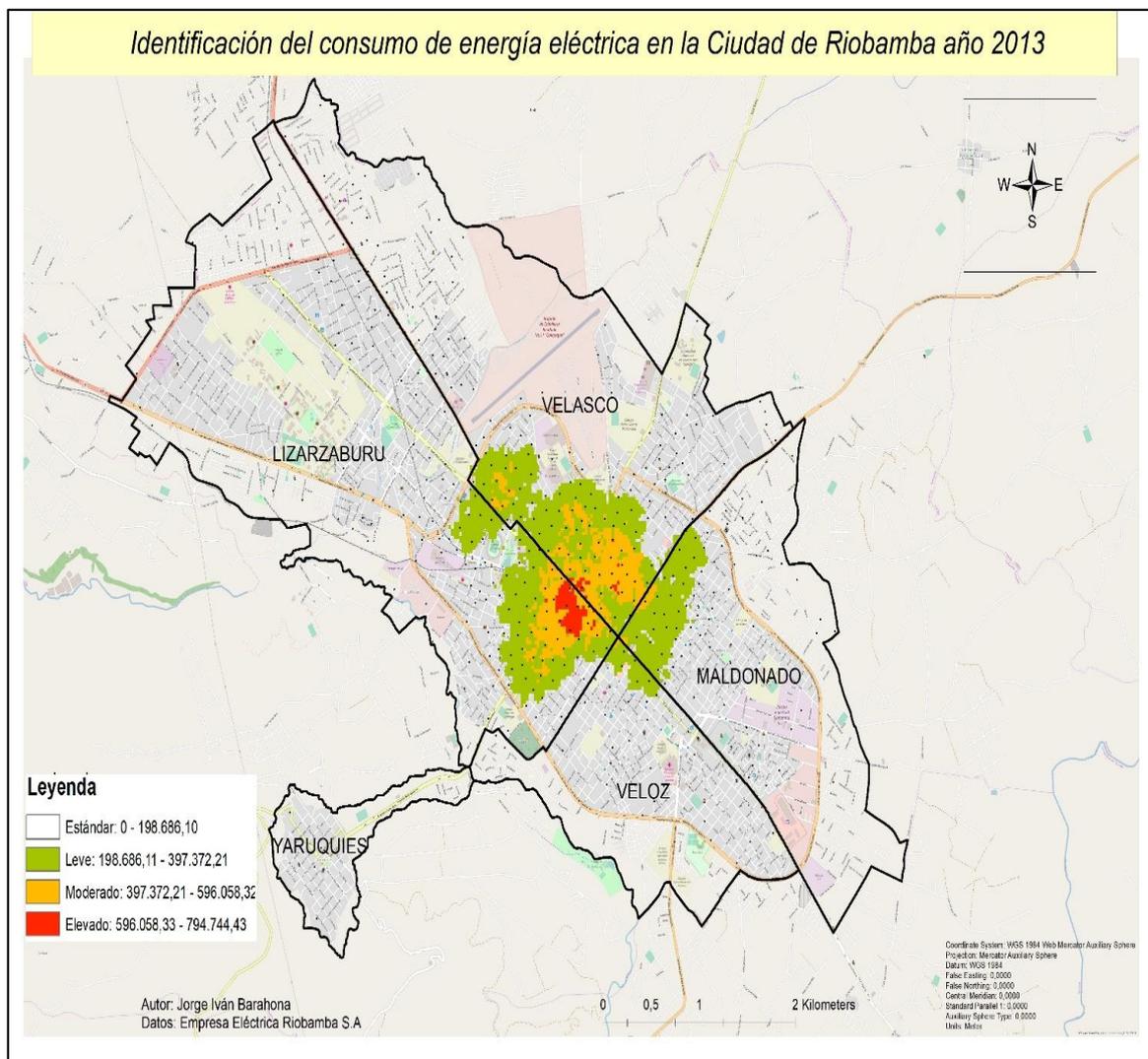


Gráfico 7-3: Hot-spot Consumo de energía en la ciudad de Riobamba año 2013.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018.

En el mapa se identifica que existe un consumo leve de energía eléctrica(Gráfico 7-3), es decir abonados que consumen entre 198686,68-397373,21 KW/h en el año 2013 en las zonas comerciales de las cuatro parroquias urbanas de la ciudad de Riobamba, siendo la parroquia Lizarzaburu y Velasco las parroquias que abarcan en mayor parte dicho consumo de energía al ser las parroquias urbanas más grandes de la ciudad, así mismo se puede observar que el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba se incrementa a un consumo moderado mientras más se aproxima a la zona comercial de la ciudad; el consumo de energía es elevado 596058-794744 KW/h.

- **Año 2014**

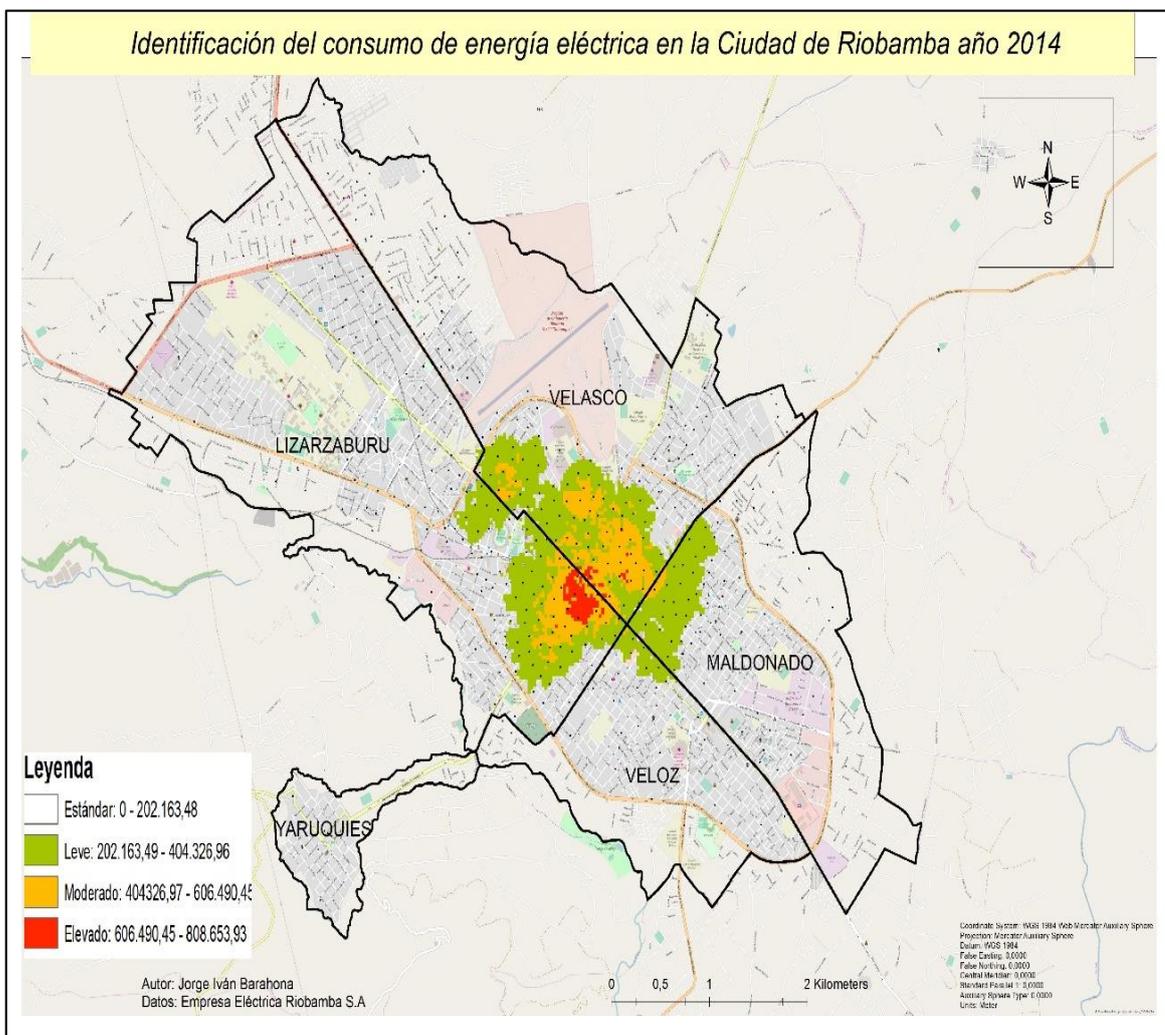


Gráfico 8-3: Hot-spot Consumo de energía en la ciudad de Riobamba año 2014.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

En el mapa de puntos calientes del consumo de energía en la ciudad de Riobamba correspondiente al año 2014 (Gráfico 8-3) se puede evidenciar un leve crecimiento del consumo de energía alto en el centro de la ciudad, lo que va mostrando un incremento al transcurrir un año así mismo se incrementa el consumo de energía bajo en los puntos más apartados tanto de la parroquia Maldonado, Lizarzaburu y Velasco esto puede deberse también al incremento de locales comerciales o al incremento poblacional.

- **Año 2015**

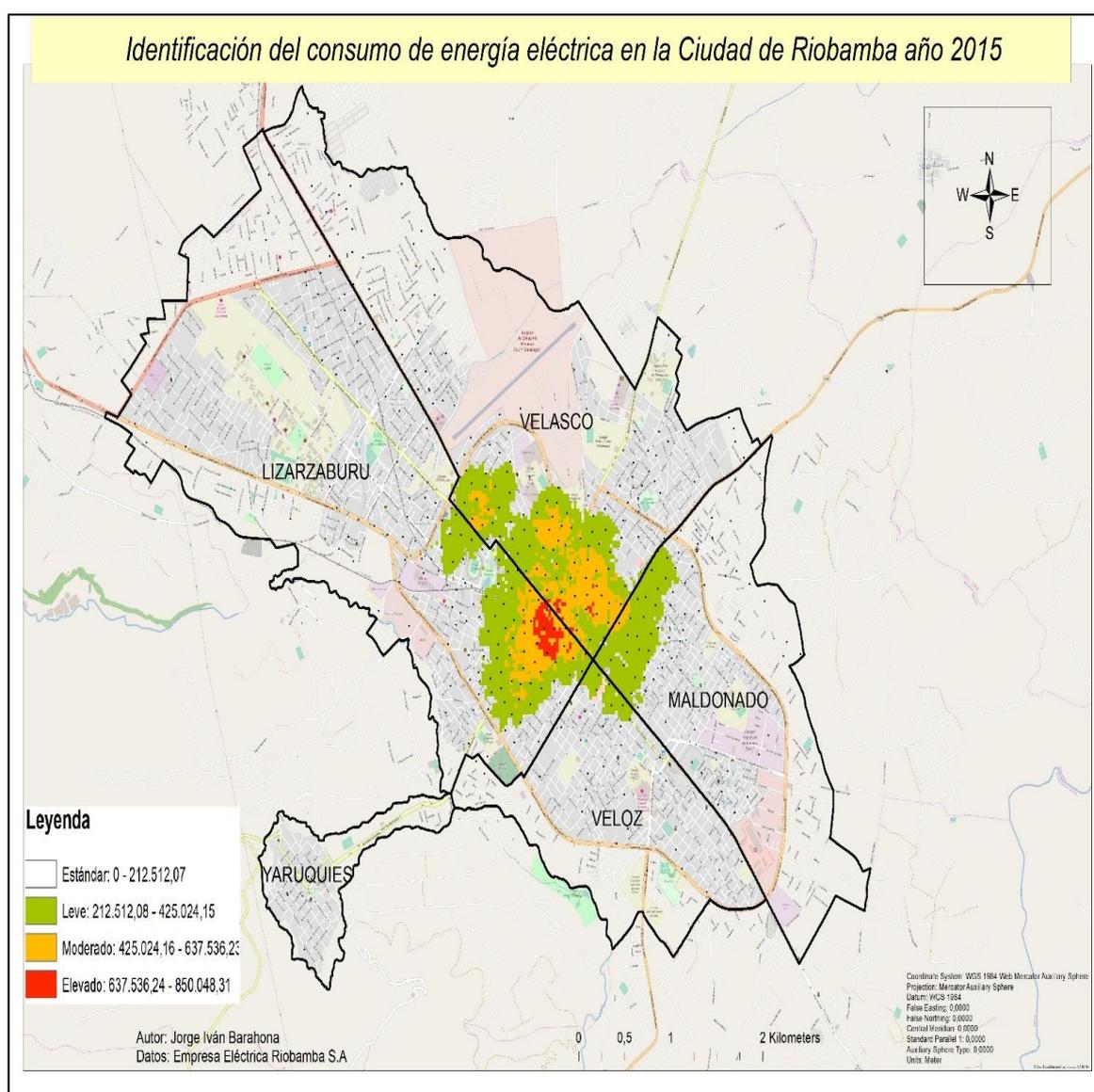


Gráfico 9-3: Hot-spot Consumo de energía en la ciudad de Riobamba año 2015.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

En el año 2015 existe un decrecimiento del consumo de energía (Gráfico 9-3), esto se debe a la implementación de planes de ahorro de energía que ha incentivados por la EERSA, en la zona comercial se evidencia una disminución del consumo de energía leve en relación a los años anteriores mientras que el consumo elevado se mantiene estable, es decir no sufre cambio alguno.

- **Año 2016**

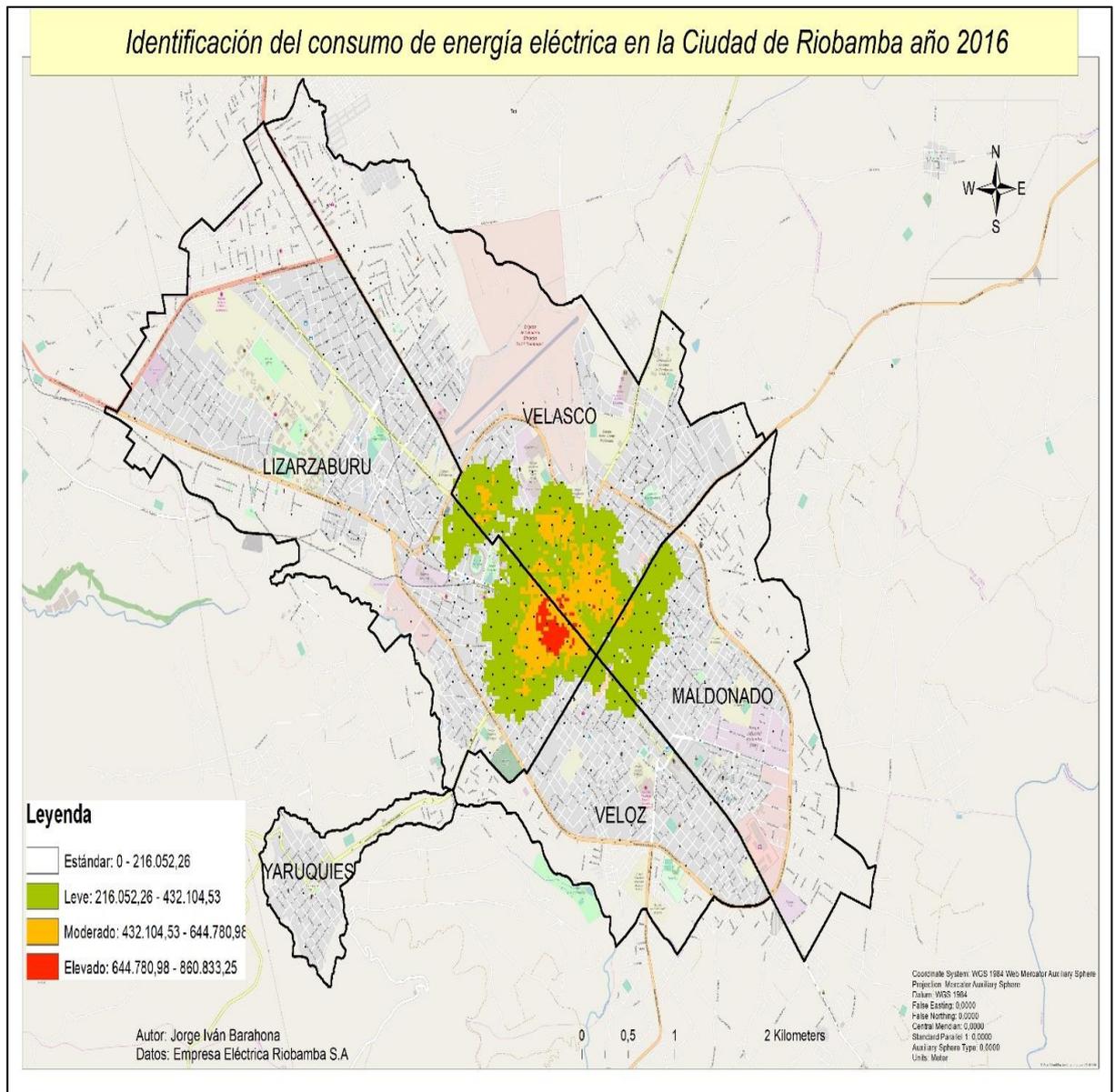


Gráfico 10-3: Hot-spot Consumo de energía en la ciudad de Riobamba año 2016.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

En el año 2016 (Gráfico 10-3) al igual que años anteriores guarda una semejanza en la identificación del consumo de energía eléctrica en los años anteriores mostrando que existe un consumo elevado de energía eléctrica más elevado para el rango de consumo que varía desde los 644780-880833 KW/h al año un decremento del consumo de energía a nivel alto en la zona central de la ciudad de Riobamba.

- **Año 2017**

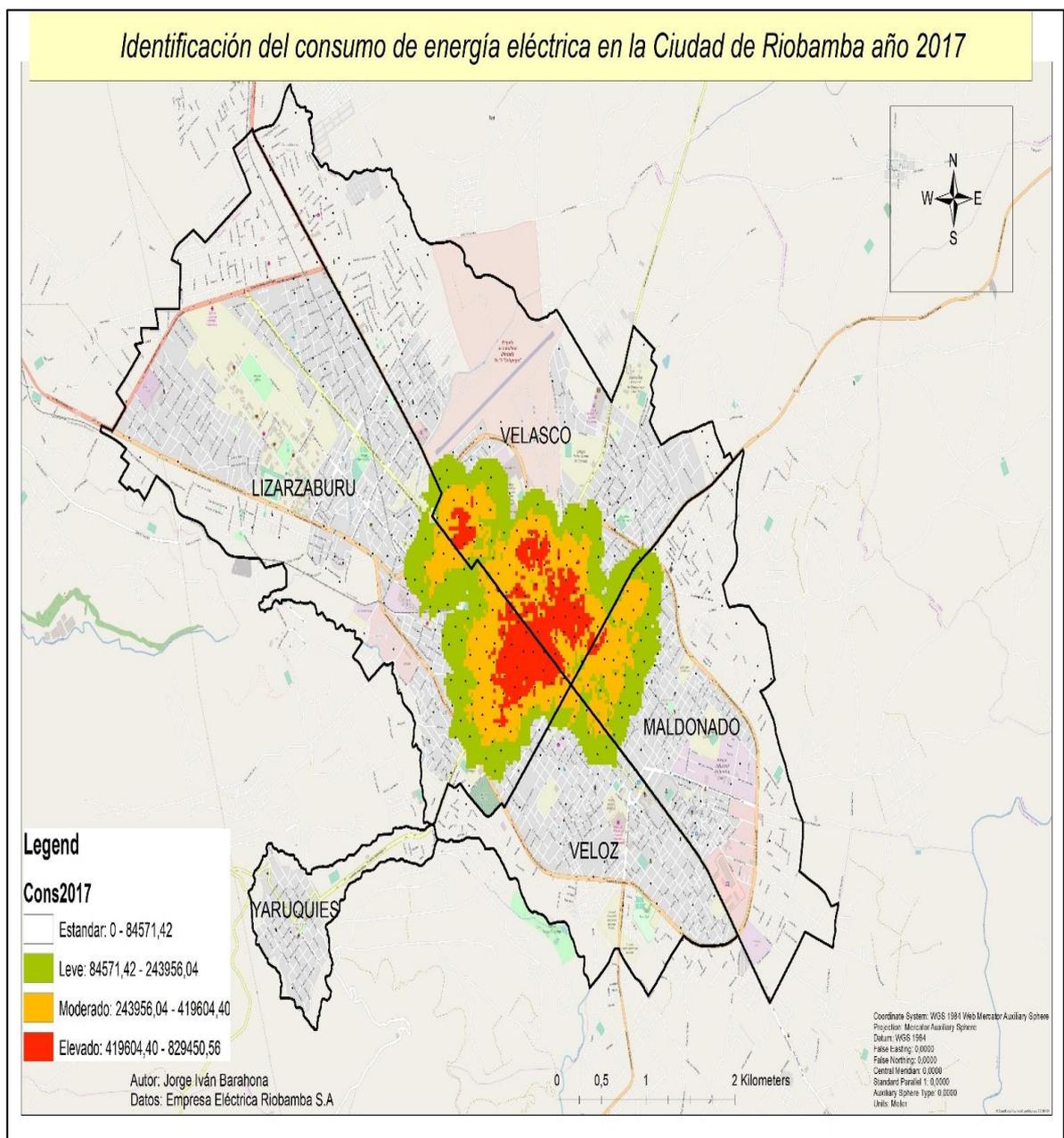


Gráfico 11-3: Hot-spot Consumo de energía en la ciudad de Riobamba año 2017.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018.

Para el año 2017(Gráfico 11-3) debido a factores socio-económicos, tecnológicos se visualiza un gran incremento del consumo de energía, siendo el consumo elevado el consumo que aumenta en la zona comercial en un rango de consumo de 419604-829450 KW/h

3.3. Modelación del consumo de energía

3.3.1. *Análisis de series Temporales para el Consumo de energía*

Para la generación del análisis de series temporales se debe hacer un análisis primario de los datos para evaluar el comportamiento de la información:

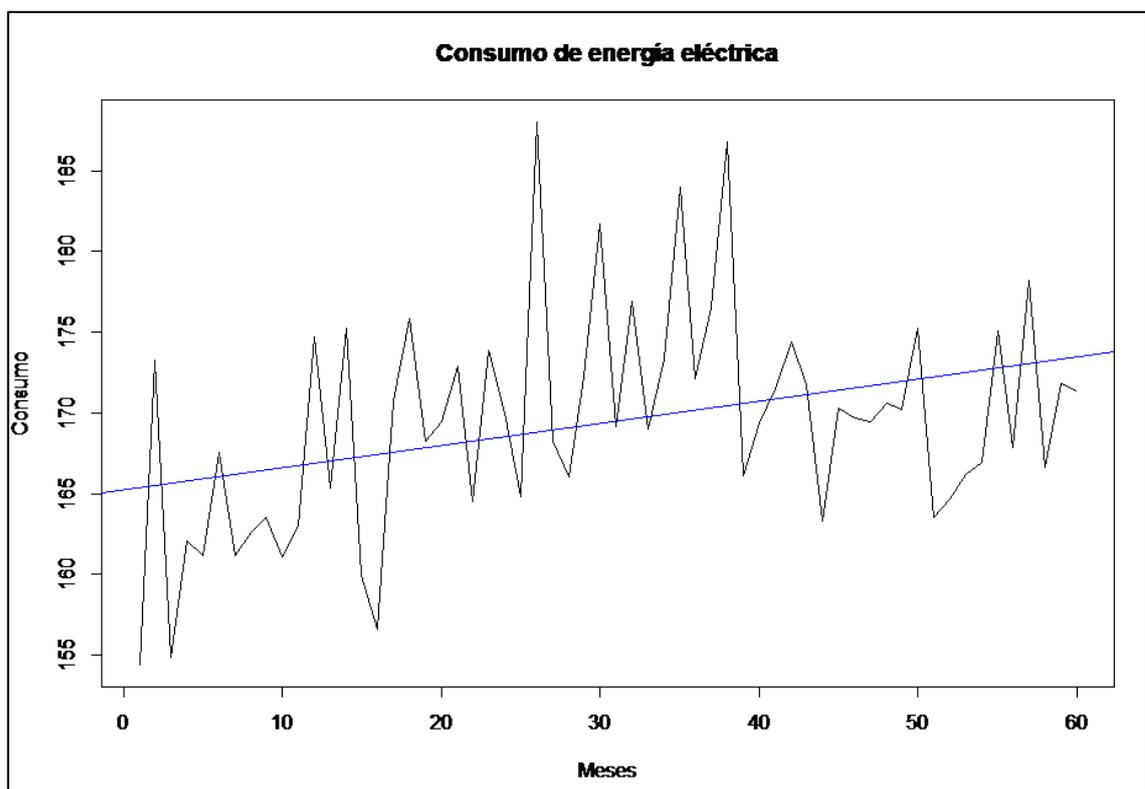


Gráfico 12-3: Comportamiento del consumo de energía en la ciudad de Riobamba.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018.

Como se puede evidenciar (Gráfico 12-3) el crecimiento del consumo de energía en la ciudad de Riobamba va incrementándose al pasar los meses, mediante el análisis de la pendiente del modelo de regresión lineal podemos determinar cuál es el crecimiento mensual, se escoge una regresión lineal aplicando el principio de parsimonia obteniendo que el incremento de consumo de energía mensualmente es de 0,1438 KW/h.

- **Descomposición de la serie de tiempo**

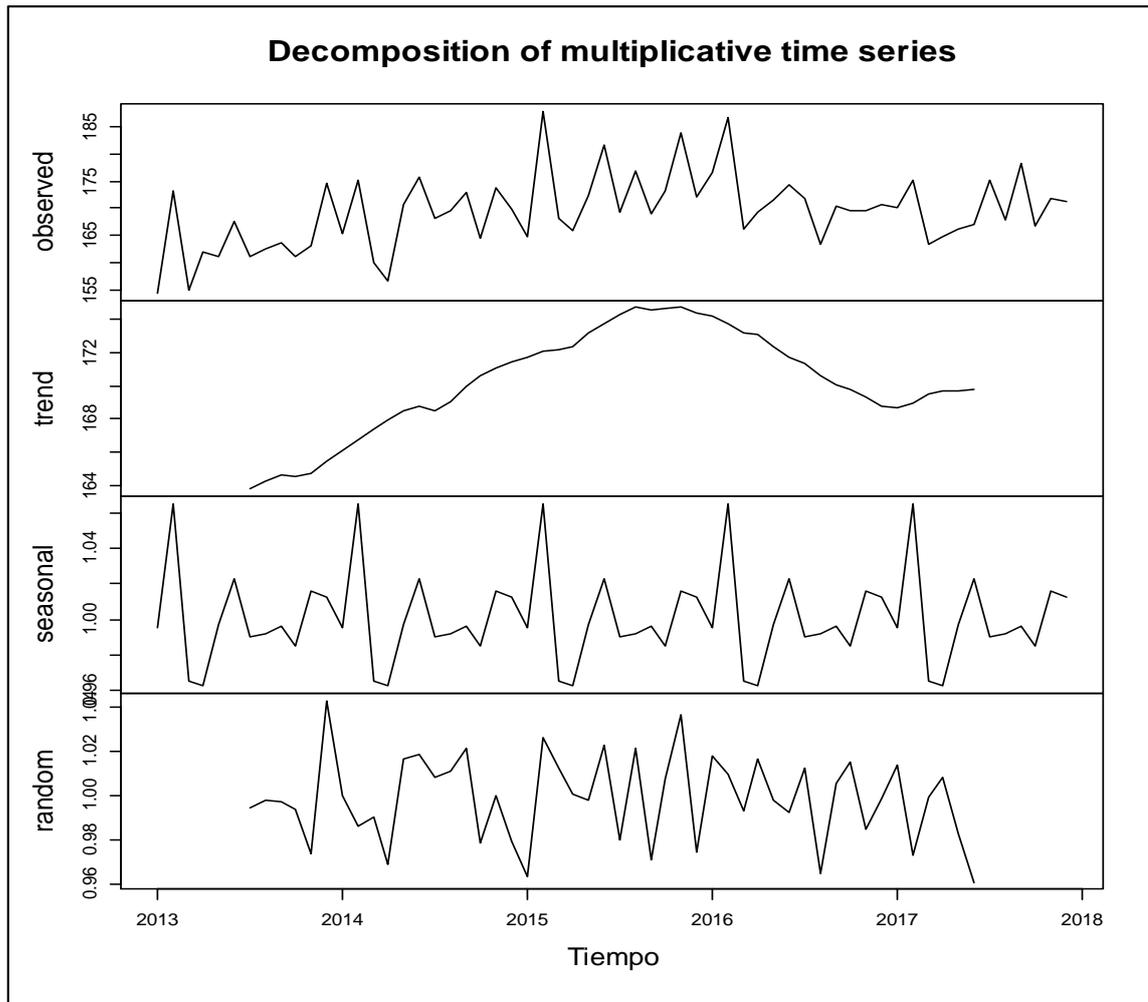


Gráfico 13-3: Descomposición de la serie de tiempo del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

En este modelo (Gráfico 13-3), la serie observada es el resultado de sumar una tendencia que representa el incremento del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba desde enero de 2013 al mes de octubre del año 2017, un efecto estacional que muestra las fluctuaciones periódicas en cuanto al consumo elevado en los picos y al descenso del consumo en los valles de la serie temporal y un componente la aleatoriedad en los datos, para analizar de mejor manera los patrones que presentan la serie de tiempo es necesario generar el autocorrelograma simple.

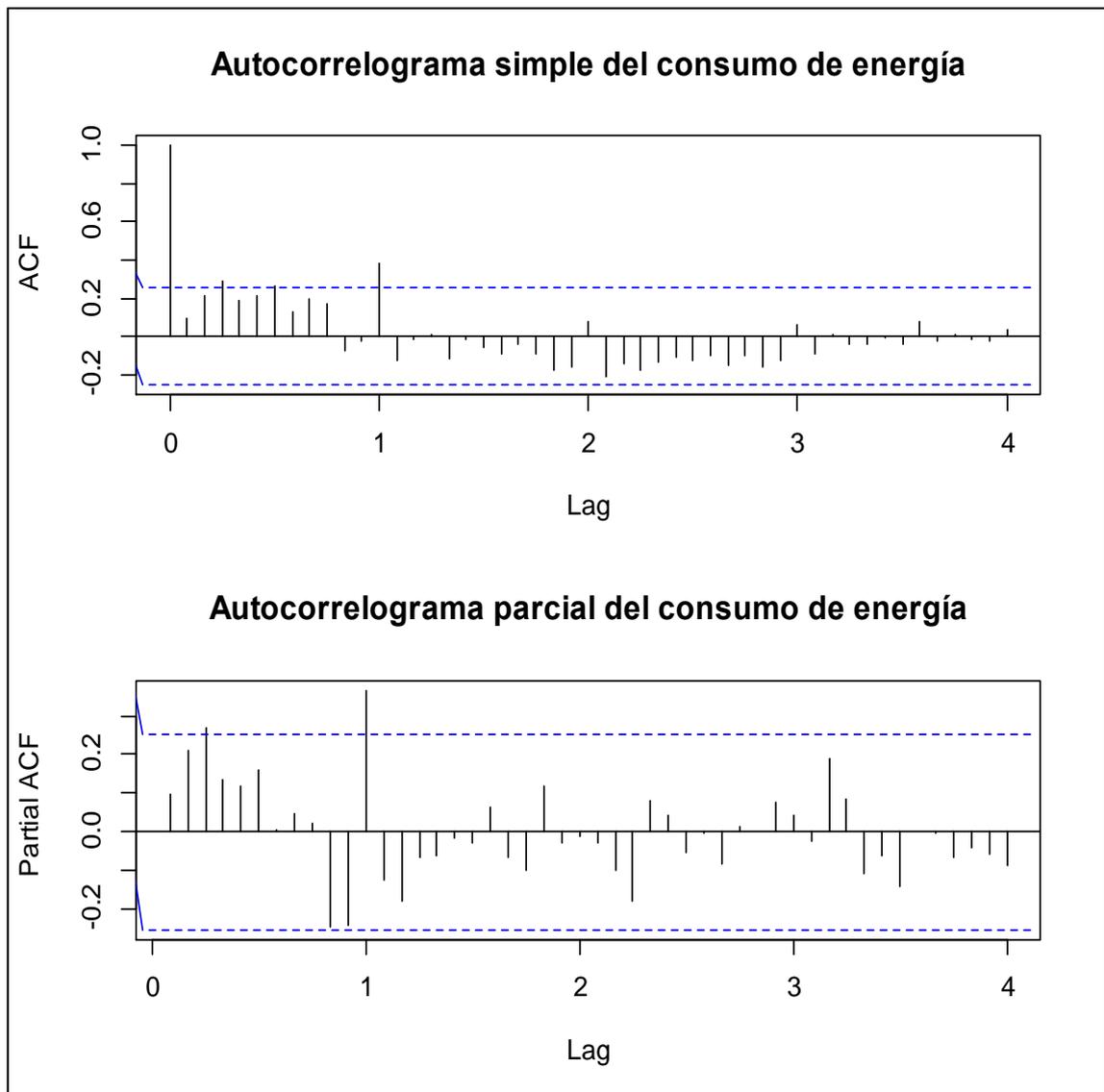


Gráfico 14-3: Autocorrelograma simple y parcial del consumo de energía periodo 2013-2017.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Se presenta una marcada tendencia y se visualiza la estacionalidad (Gráfico 14-3) ya que el comportamiento de los rezagos (lag) muestra un repunte cada 12 lag lo que en el análisis cada lag representa un mes en estudio. A la vez también que como se observa la serie de tiempo presenta dos datos significativos, el primer valor significativo nos ayudara para realizar nuestro análisis en caso del AR tendrá un valor de $p=1$ y para generar el modelo ARIMA debemos eliminar la tendencia presente y lograr que los datos sean estacionarios por lo tanto una de las técnicas más adecuadas para eliminar la tendencia es mediante el cálculo de la primera diferencia

$$Y_t = x_t - x_{t-1}$$

- **Modelo SARIMA**

Mediante el análisis del Autocorrelograma en el cual se evidencia la presencia de tendencia y estacionalidad en la serie de tiempo perteneciente al consumo de energía eléctrica, se procede a efectuar un modelo SARIMA, se toma en cuenta el autocorrelograma y autocorrelograma parcial de la serie de tiempo (Gráfico 14-3), para el autocorrelograma indica un MA=2 y en el autocorrelograma parcial un AR=2 ya que existen dos lag significativos es decir sobresalen de los límites de confianza además, la serie de tiempo presenta tendencia para lo cual procedemos a calcular la primera diferencia para esta manera eliminar dicho patrón y calculamos nuevamente el Autocorrelograma y Autocorrelograma Parcial de la primera diferencia.

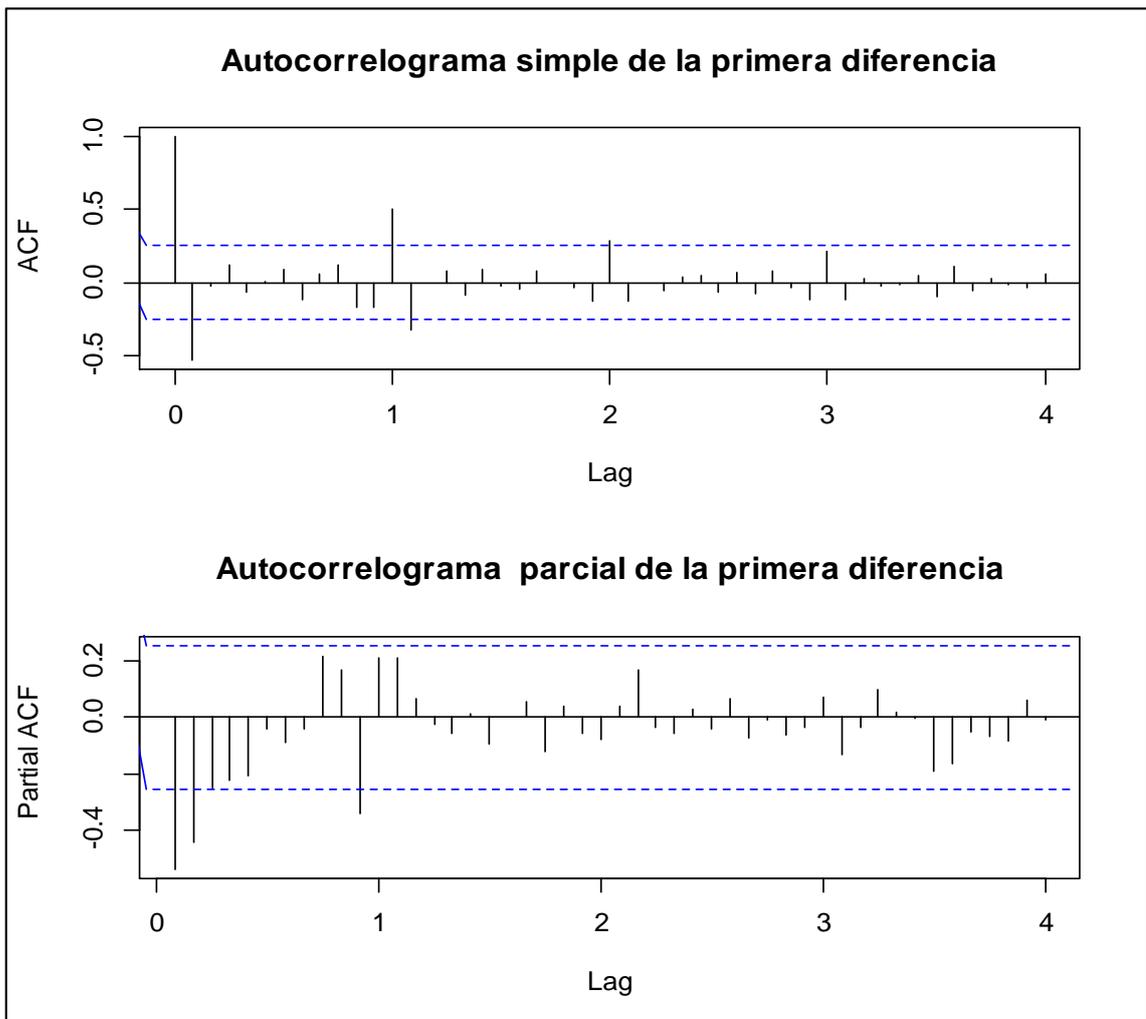


Gráfico 15-3: Autocorrelograma simple y parcial de la primera diferencia de la serie de tiempo.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Como se visualiza en el autocorrelograma simple basto una sola diferencia para eliminar la tendencia (Gráfico 15-3), por tanto, $d=1$, para determinar el SARIMA es necesario basarse en los residuos de la ciclicidad lo que se revisa también en el autocorrelograma simple y parcial con periodo 12, para determinar los coeficientes para $P=1$; $D=0$; $Q=1$; obteniendo como resultado un modelo

$$SARIMA(2,1,2)(1,0,1)[12]$$

Tomando en cuenta la aplicación de la función autoarima, el software nos presenta que el mejor modelo está dado por:

$$SARIMA(0,1,1)(1,0,0)[12]$$

```
ma1      sar1
-0.7957  0,5413
```

$$Y_t = 29,05 + (0,7957)Y_{t-1} - 0,7957 \varepsilon_{t-1}$$

La una confiabilidad de los parámetros del modelo tenemos que:

```
      2,5%    97,5%
ma1  -0.9383 -0.6530
sar1  0.3274  0.7552
```

Cuyos intervalos de confianza del modelo no contiene el 0 por ende es un modelo adecuado, con el criterio de AKAIKE $AIC=364,89$ y el BIC más pequeño con un valor de $BIC=371$.

3.3.2. *Validación para el modelo SARIMA del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba*

- **Normalidad:** Para comprobar la normalidad del modelo se procede a aplicar la prueba de bondad de ajuste de Jarque-Bera tomando en cuenta el estudio de la asimetría y curtosis, para efectuar el análisis de normalidad del modelo de pronostico se analizarán los errores del modelo para lo cual se efectuará la comprobación grafica mediante el histograma de los errores del modelo de predicción (Gráfico 16-3) $SARIMA(0,1,1)(1,0,0)[12]$:

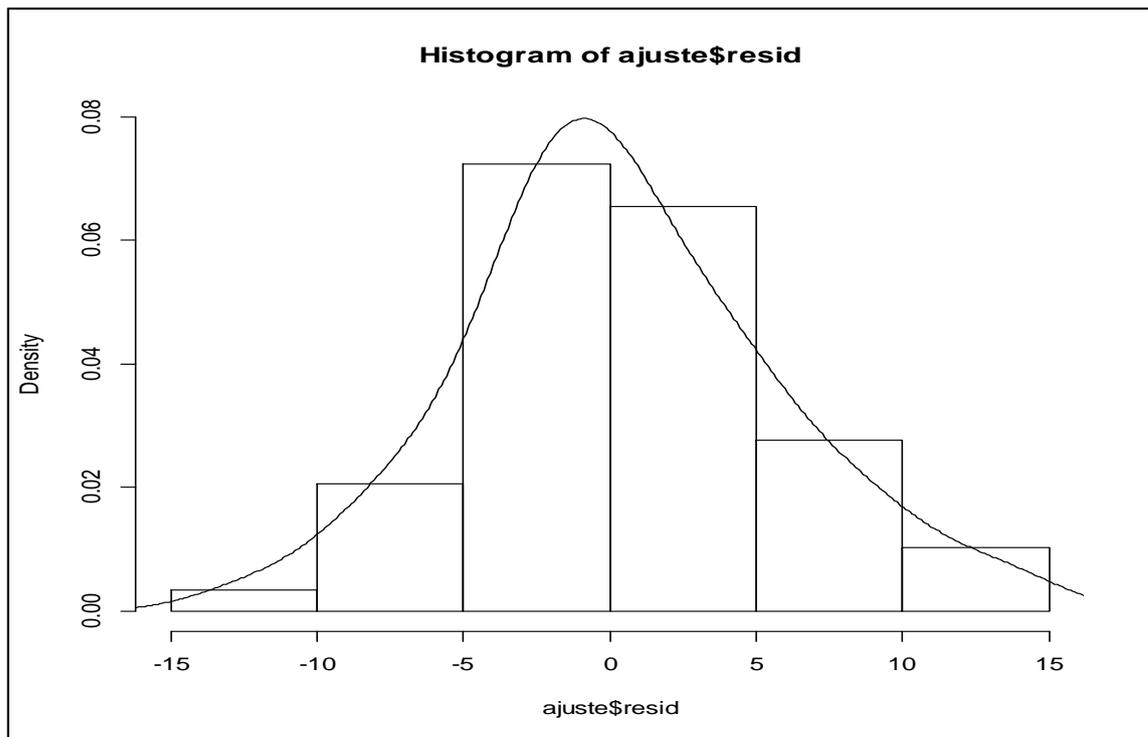


Gráfico 16-3: Histograma de los residuos del modelo ARIMA.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Se evidencia claramente que la distribución de los residuos del modelo de predicción para el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba (Gráfico 16-3), se asemeja a una distribución normal lo que se corrobora con el valor p del test Jarque-Bera:

H_0 : Los datos provienen de una distribución normal.

H_1 : Los datos no provienen de una distribución normal.

Obteniendo un valor de $p=0,728$ a un nivel de significancia de 0,05 confirmamos que el modelo cumple con el supuesto de normalidad.

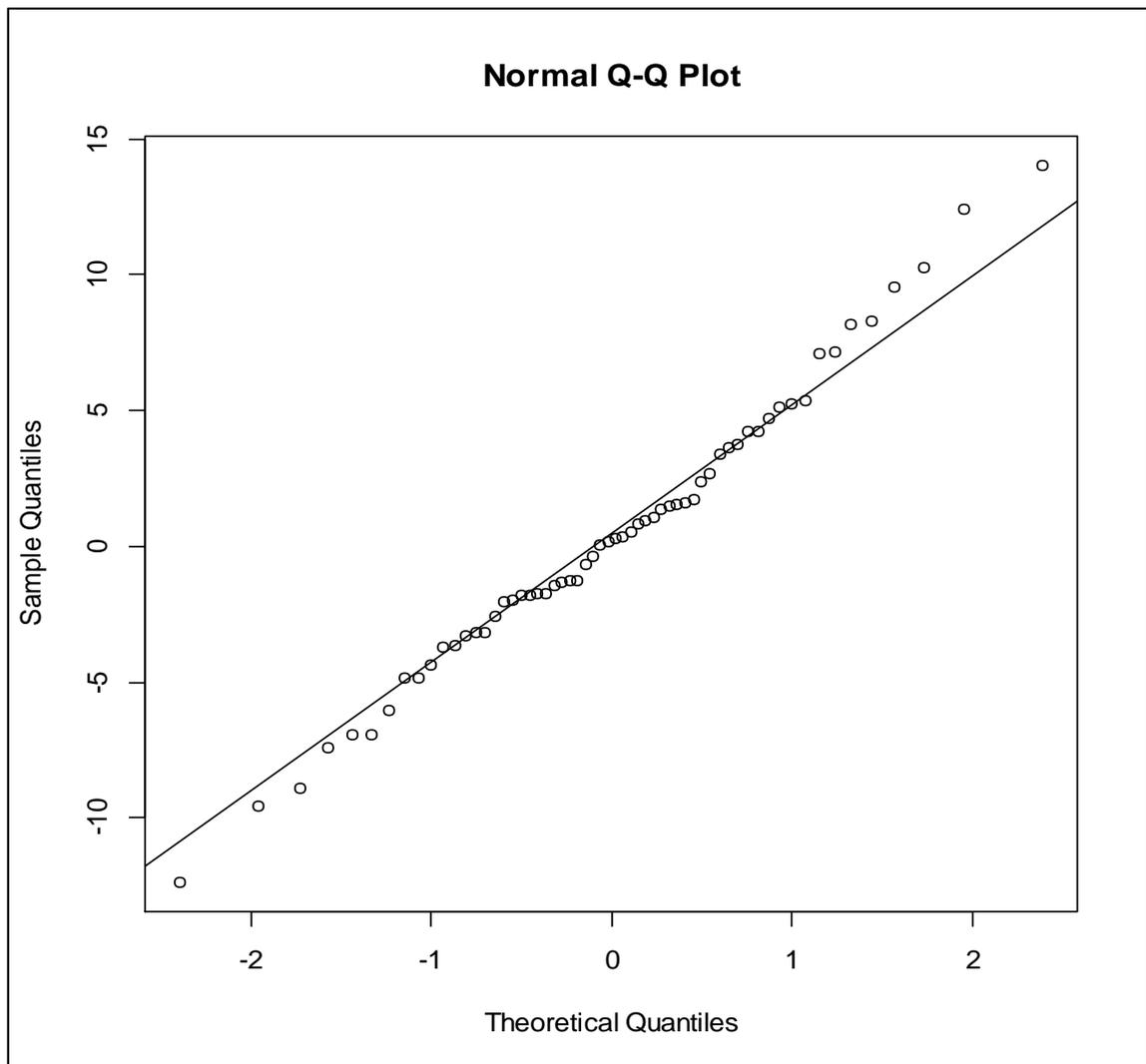


Gráfico 17-3: Gráficos secuencial y Q-Q normal de los residuos del modelo.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

En el Q-Q Plot (Gráfico 17-3) se evidencia una vez más que los errores del modelo de predicción efectivamente cumplen con el supuesto de normalidad.

- **Estacionariedad:** para probar el supuesto de estacionariedad del modelo de predicción se aplicará el test de Dickey-Fuller conde se probará que:

H_0 : Los residuales del modelo SARIMA(0,1,1)(1,0,0,)[12] no son estacionarios

H_1 : Los residuales del modelo SARIMA(0,1,1)(1,0,0,)[12] son estacionarios

Con el valor de probabilidad del test de Dickey-Fuller $p=0.035$ con un nivel de significancia al 0,05 se rechaza la hipótesis nula y se concluye que los residuales del modelo SARIMA(0,1,1)(1,0,0)[12] cumple con el supuesto de estacionariedad.

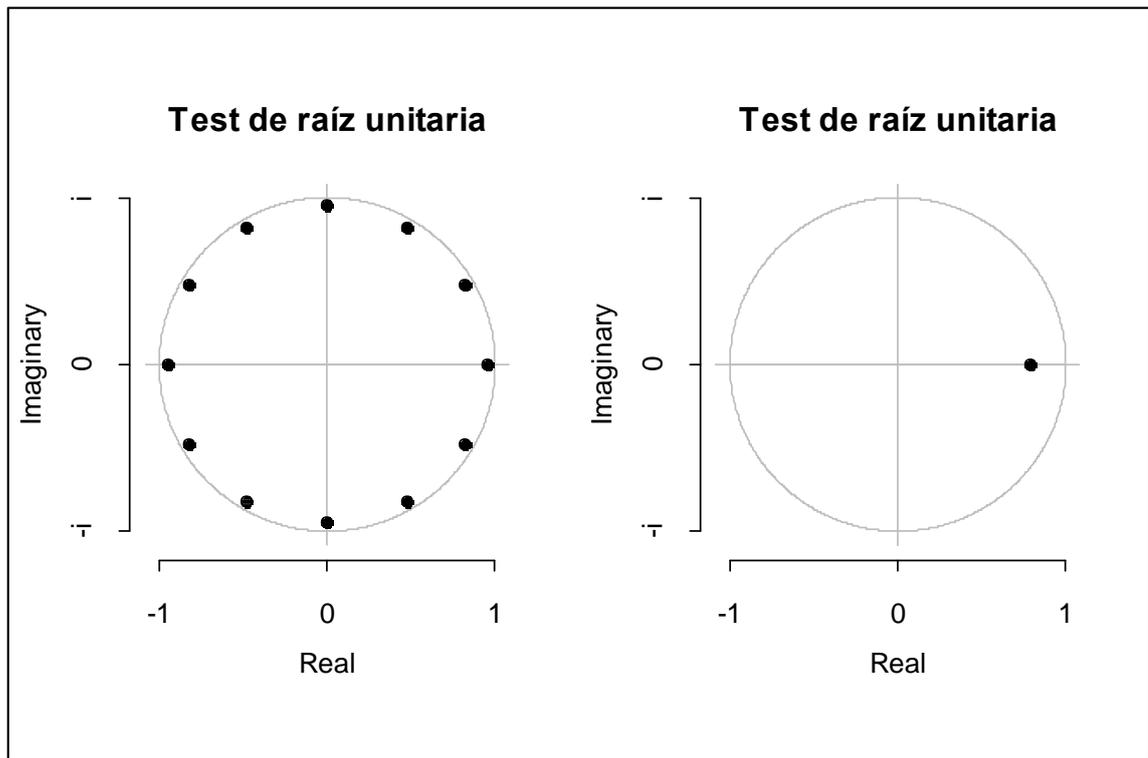


Gráfico 18-3: Test de raíz unitaria sobre los residuales del modelo de predicción.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

El test de raíz unitaria (Gráfico 18-3) corrobora la estacionariedad sobre los residuos del modelo de predicción ya que todas las raíces se encuentran dentro del círculo

- **Independencia:** para verificar el supuesto de independencia del modelo de predicción ARIMA para el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba para el periodo 2017-2020 se aplica el test de Box-Ljung donde se comprobará que:

H_0 : Los residuales del modelo SARIMA(0,1,1)(1,0,0,)[12] son independientes

H_1 : Los residuales del modelo SARIMA(0,1,1)(1,0,0,)[12] no son independientes

La prueba de Box-Ljung con un valor $p = 0,8239$ a un nivel de confianza de 0,05 se comprueba que los residuos del modelo de predicción para el consumo de energía eléctrica cumplen con el supuesto de independencia.

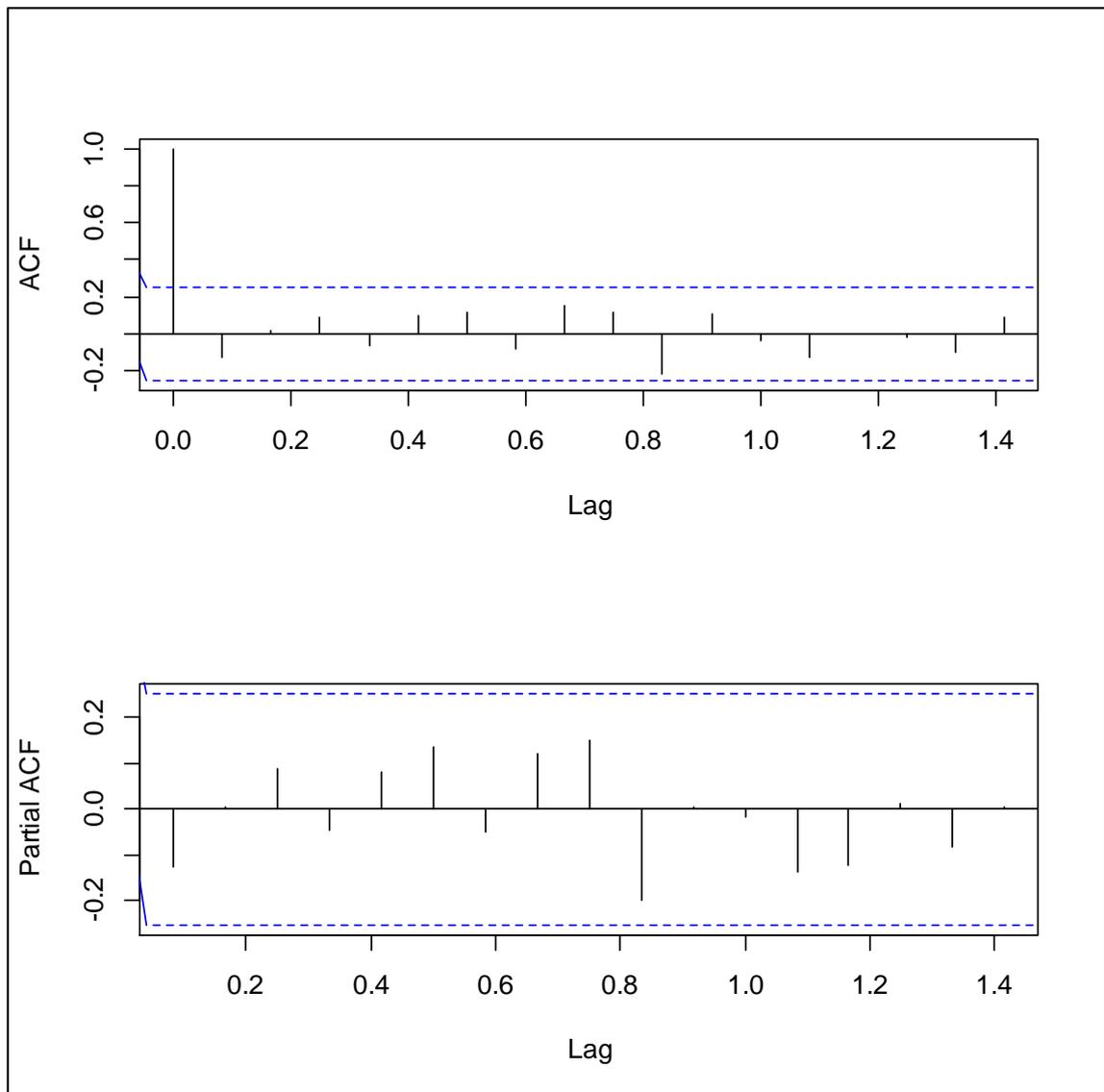


Gráfico 19-3: Autocorrelograma y autocorrelograma parcial de los residuales del modelo

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

En el autocorrelograma simple y parcial (Gráfico 19-3), se corrobora la existencia de independencia sobre los residuos del modelo de predicción ya que se observa que no existe ningún lag significativo.

- **Heterocedasticidad** para verificar el supuesto de heterocedasticidad del modelo de predicción SARIMA para el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba para el periodo 2017-2020 se aplica el test de White donde se comprobará que:

H_0 : Existe homocedasticidad (varianza constante)

H_1 : No existe homocedasticidad (Heterocedasticidad)

Con el valor $p=0,002$ con un nivel de significancia de 0,05 se rechaza H_0 y se concluye que el modelo de pronóstico presenta heterocedasticidad.

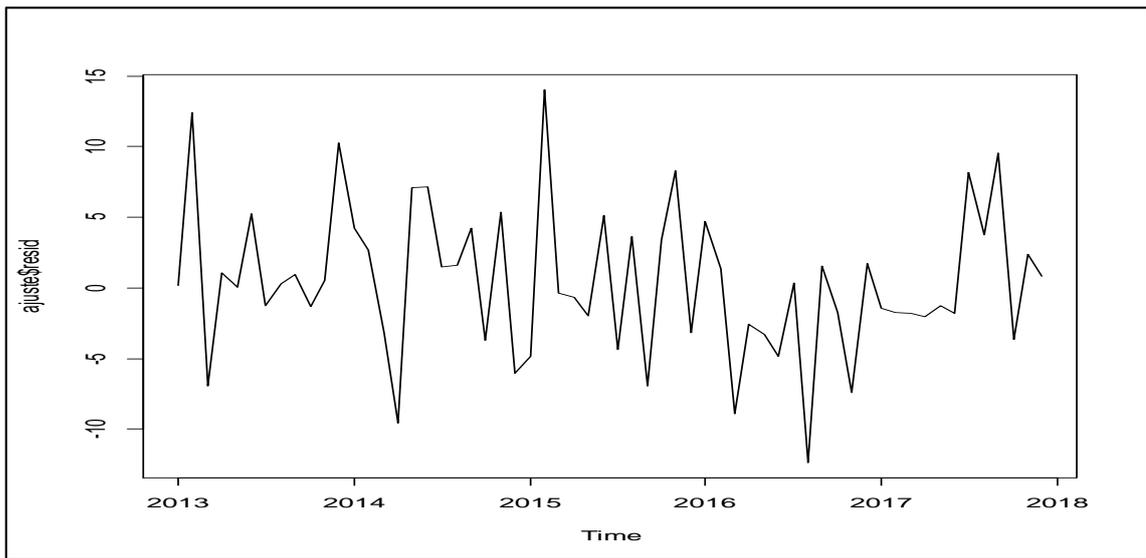


Gráfico 20-3: Residuales del modelo de predicción del consumo de energía eléctrica.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Visualizando los residuales del modelo de predicción del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba (Gráfico 20-3), se puede evidenciar heterocedasticidad en los datos pertenecientes al periodo 2013-2017.

- **Modelo Holt Winters**

• Coeficientes	Valores
A	0,227
B	0,098
Γ	0,629

Estimado el nivel actual de la serie de tiempos suavizada exponencialmente:

$$L_t = 0,227Y_t + (1 - 0,098)(L_t + Y_{t-1})$$

Mientras que el estimado para la tendencia será:

$$T_t = 0.098(L_t - L_{t-1}) + (1 - (0.098))T_{t-1}$$

Por tanto, el modelo de pronóstico para el p periodo en el futuro será:

$$Y_t = L_t + pT_t$$

3.3.3. *Validación para el modelo Holt-Winters del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba*

- **Normalidad:** Para comprobar la normalidad del modelo se procede a aplicar la prueba de bondad de ajuste de Jarque-Bera tomando en cuenta el estudio de la asimetría y curtosis, para efectuar el análisis de normalidad del modelo de pronóstico se analizarán los errores del modelo para lo cual se efectuará la comprobación gráfica mediante un QQ plot de los errores del modelo de predicción (Gráfico 21-3) SARIMA(0,1,1)(1,0,0)[12]:

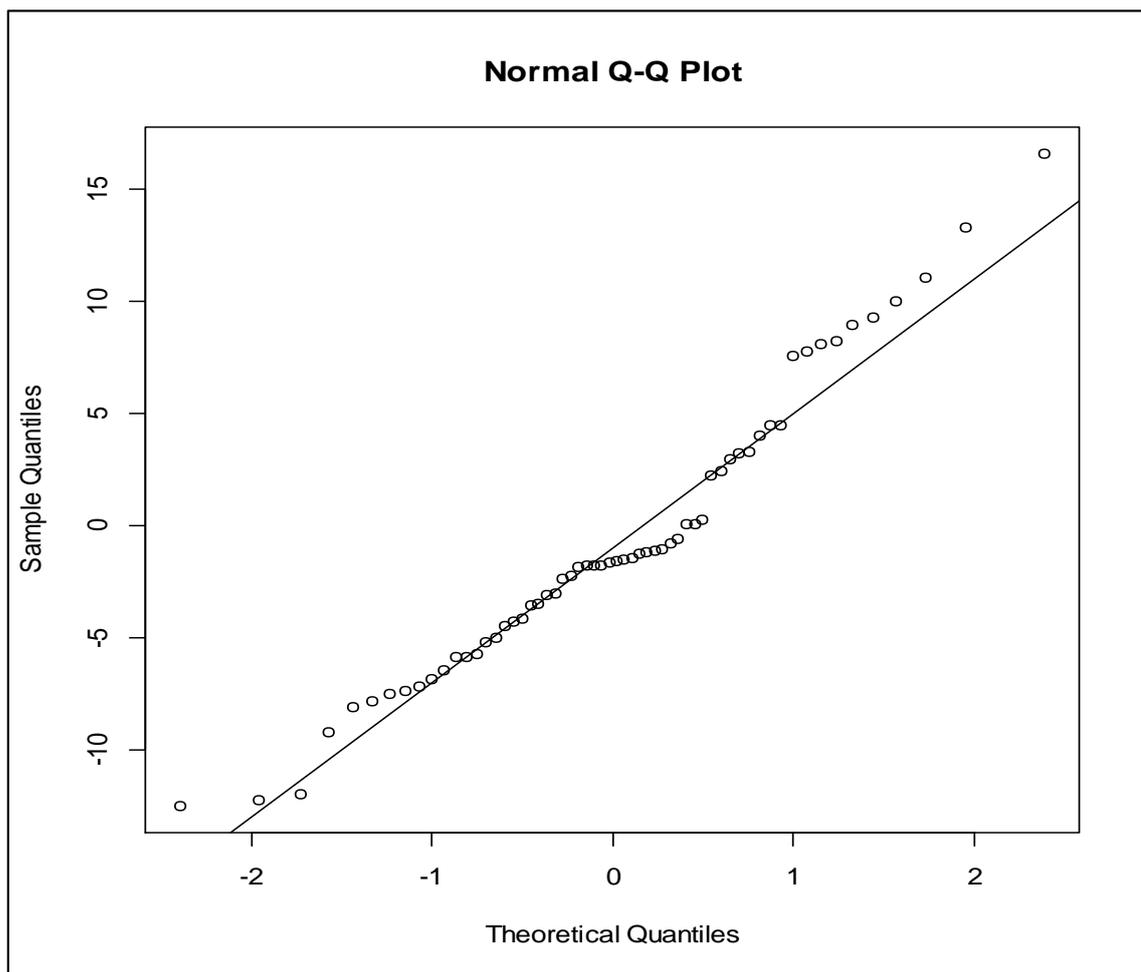


Gráfico 21-3: Gráficos secuencial y Q-Q normal de los residuos del modelo.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Se evidencia claramente que la distribución de los residuos del modelo de predicción para el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba (Gráfico 21-3), se asemeja a una distribución normal lo que se corrobora con el valor p del test Jarque-Bera:

H_0 : Los datos provienen de una distribución normal.

H_1 : Los datos no provienen de una distribución normal.

Obteniendo un valor de $p=0,206$ a un nivel de significancia de $0,05$ confirmamos que el modelo cumple con el supuesto de normalidad.

- **Estacionariedad:** para probar el supuesto de estacionariedad del modelo de predicción se aplicará el test de Dickey-Fuller conde se probará que:

H_0 : Los residuales del modelo SARIMA(0,1,1)(1,0,0)[12] no son estacionarios

H_1 : Los residuales del modelo SARIMA(0,1,1)(1,0,0)[12] son estacionarios

Con el valor de probabilidad del test de Dickey-Fuller $p=0.049$ con un nivel de significancia al 0,05 se rechaza la hipótesis nula y se concluye que los residuales del modelo SARIMA(0,1,1)(1,0,0)[12] cumple con el supuesto de estacionariedad.

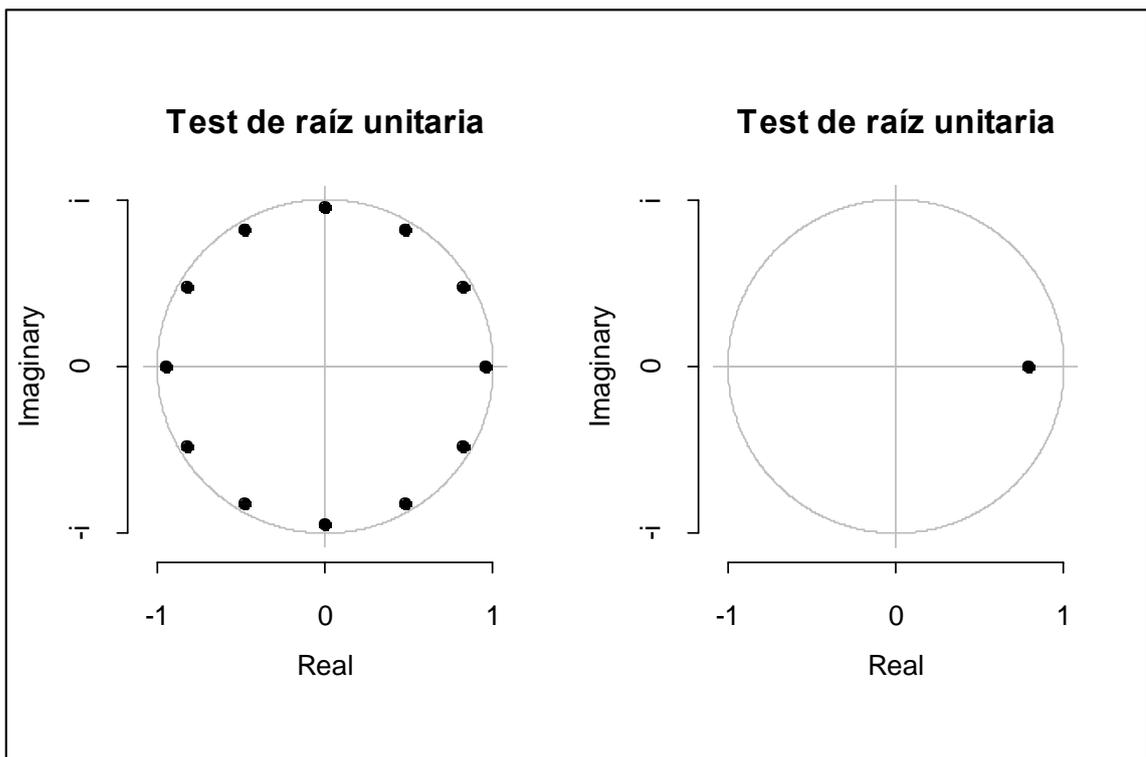


Gráfico 22-3: Test de raíz unitaria sobre los residuales del modelo de predicción.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

El test de raíz unitaria (Gráfico 22-3) corrobora la estacionariedad sobre los residuos del modelo de predicción ya que todas las raíces se encuentran dentro del círculo

- **Independencia:** para verificar el supuesto de independencia del modelo de predicción ARIMA para el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba para el periodo 2017-2020 se aplica el test de Box-Ljung donde se comprobará que:

H_0 : Los residuales del modelo SARIMA(0,1,1)(1,0,0,)[12] son independientes

H_1 : Los residuales del modelo SARIMA(0,1,1)(1,0,0,)[12] no son independientes

La prueba de Box-Ljung con un valor $p = 0,352$ a un nivel de confianza de 0,05 se comprueba que los residuos del modelo de predicción para el consumo de energía eléctrica cumplen con el supuesto de independencia.

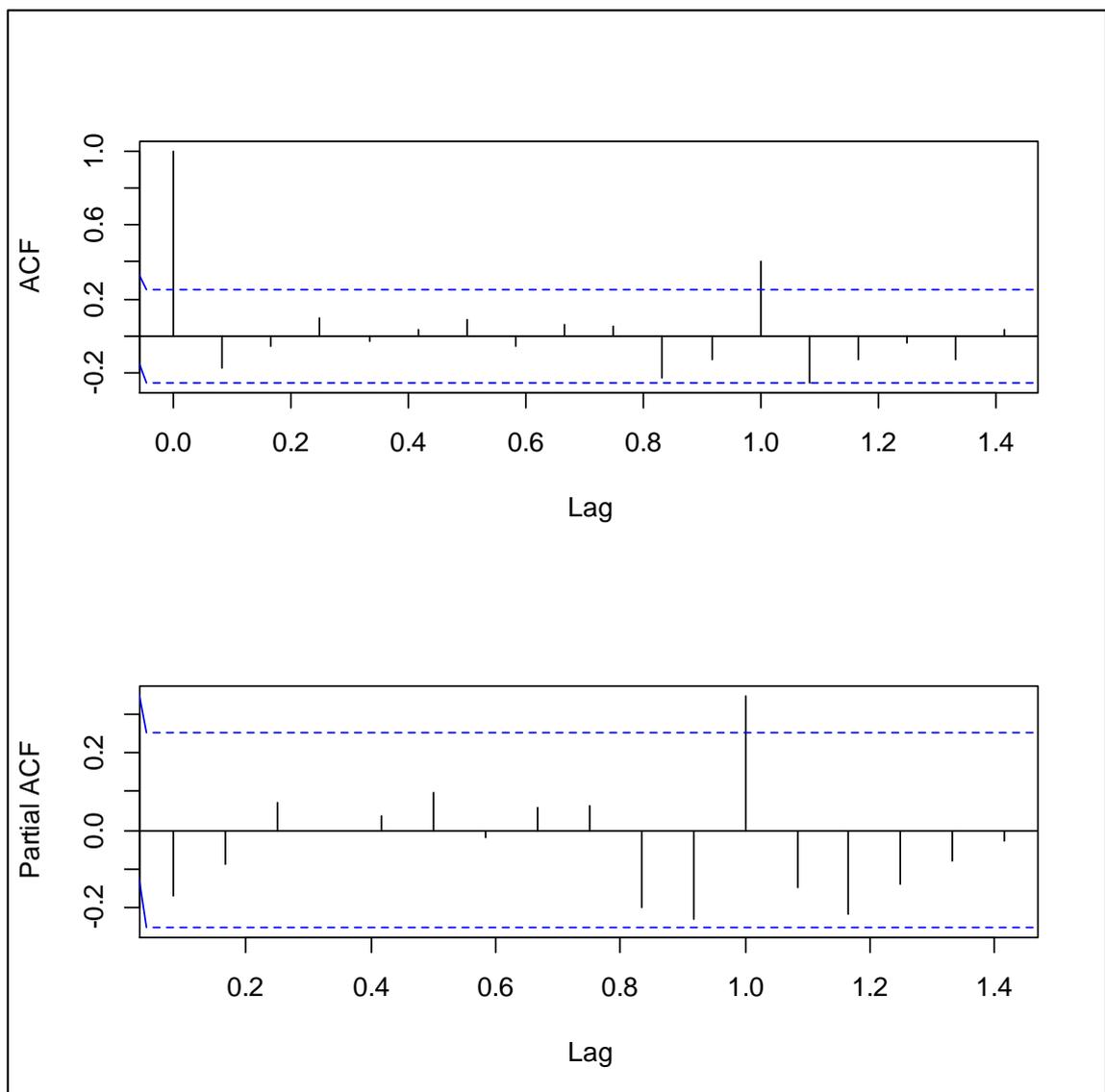


Gráfico 23-3: Autocorrelograma y autocorrelograma parcial de los residuales del modelo

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

En el autocorrelograma simple y parcial (Gráfico 23-3), se corrobora la existencia de independencia sobre los residuos del modelo de predicción ya que se observa que no existe ningún lag significativo.

- **Heterocedasticidad** para verificar el supuesto de heterocedasticidad del modelo de predicción SARIMA para el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba para el periodo 2017-2020 se aplica el test de White donde se comprobará que:

H_0 : Existe homocedasticidad (varianza constante)

H_1 : No existe homocedasticidad (Heterocedasticidad)

Con el valor $p = 0,019$ con un nivel de significancia de 0,05 se rechaza H_0 y se concluye que el modelo de pronóstico presenta heterocedasticidad.

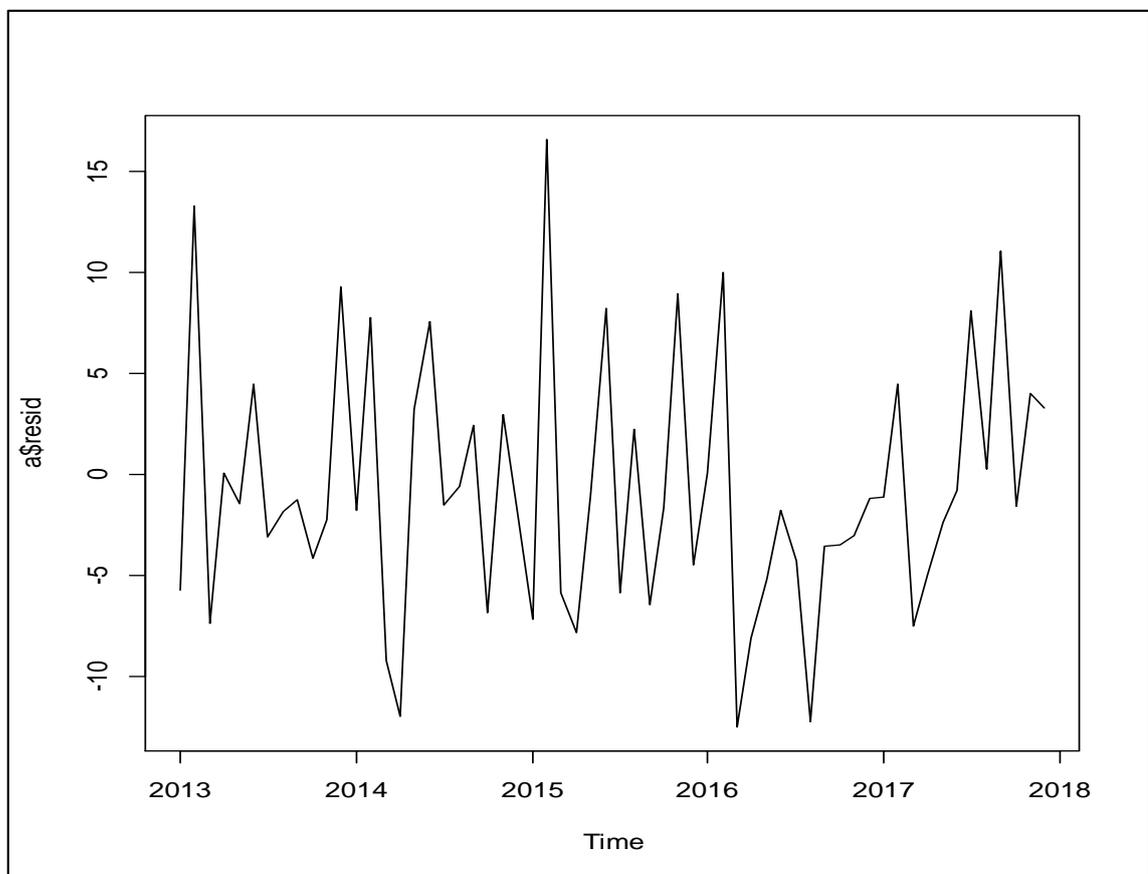


Gráfico 24-3: Residuales del modelo de predicción del consumo de energía eléctrica.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Visualizando los residuales del modelo de predicción del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba (Gráfico 24-3), se puede evidenciar heterocedasticidad en los datos pertenecientes al periodo 2013-2017.

Por tanto, al cumplir con todos los supuestos del modelo se verifica que los dos modelos tanto SARIMA como Holt-Winters son adecuados para las predicciones, por lo que se procede a efectuar la comparación de las medidas de precisión.

3.3.4. Medidas de Precisión de los modelos de predicción del consumo de energía

Para elegir el mejor modelo de predicción del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba, se realizó una comparación entre las medidas de precisión del modelo SARIMA(0,1,1)(1,0,0)[12] con el modelo de Holt-Winters.

Tabla 12-3: Medidas de precisión para el modelo SARIMA(0,1,1)(1,0,0)[12]

Medidas de Precisión							
Modelo	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
ARIMA	0,3685	5,3434	4,1358	0,1447	2,4206	0,6896	-0,1183
HOLT	-1,0927	6,3343	5,0335	-0,7480	2,9618	0,8393	-0,0888

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Adicionalmente se grafica los valores observados vs los valores predichos tanto por el modelo SARIMA como para el modelo de Holt-Winters como se observa en los siguientes gráficos:

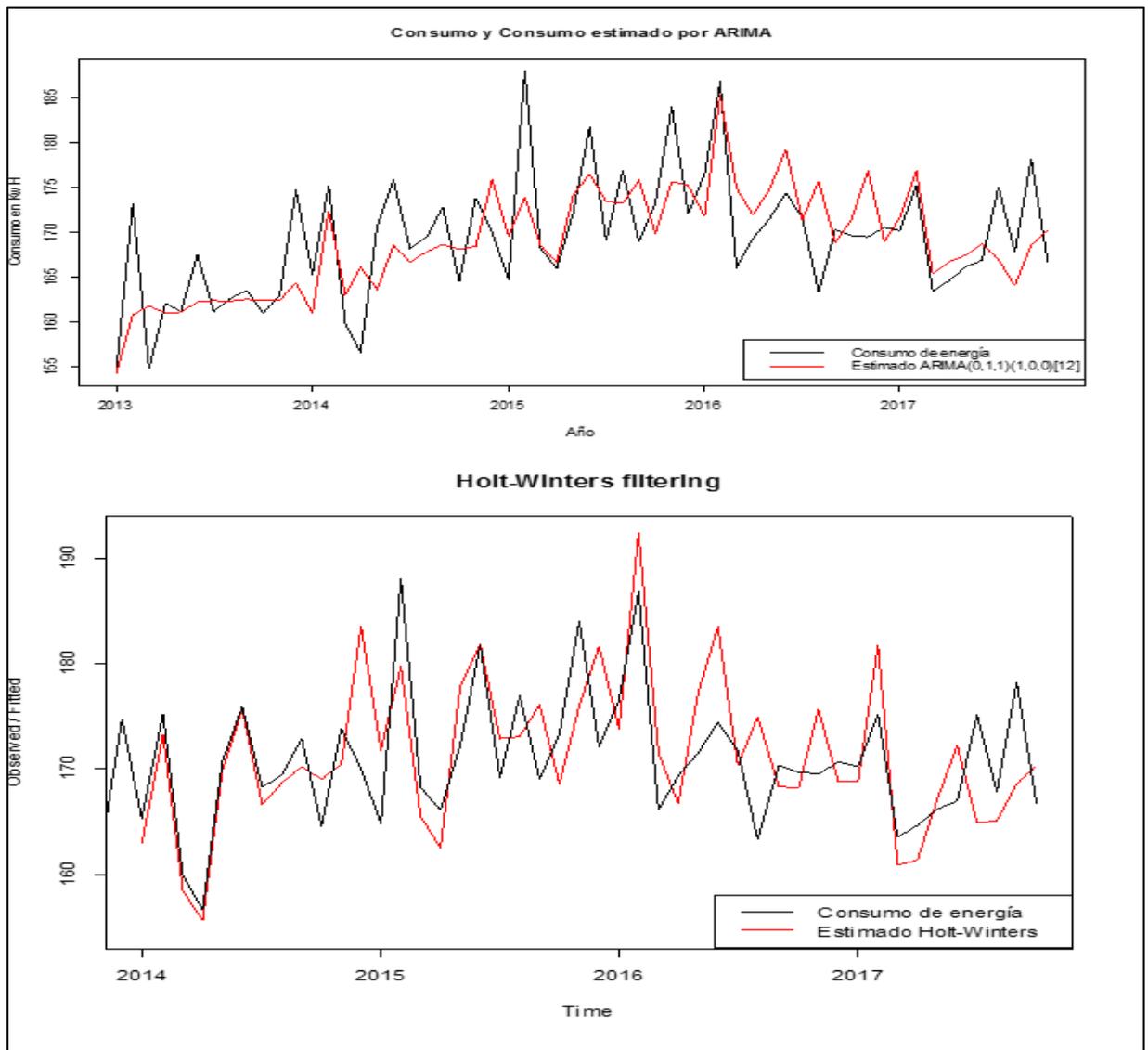


Gráfico 25-3: Valores Observados vs Predichos para el consumo de energía eléctrica

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

El modelo de predicción óptimo es mediante $ARIMA(0,1,1)(1,0,0)[12]$ (Gráfico 25-3), por último se procede a aplicar el test de Diebold-Mariano el cual analiza si la diferencia entre las funciones de pérdida de los errores de predicción de ambos modelos es significativamente distinta de cero por tanto se indica que los dos modelos tendrían distinta capacidad predictiva, es decir uno de los dos modelos será el que mejor ajuste proporcione, aplicando el test se obtiene un valor $p = 0,020$, con un nivel de significancia al 0,05, se concluye que como el valor de $p < 0,05$ los métodos de predicción son diferentes por tanto se comprueba por dos métodos distintos que el mejor modelo de predicción para el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba es mediante un modelo $SARIMA(0,1,1)(1,0,0)[12]$ teniendo como modelo matemático:

3.3.5. Pronósticos del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba 2017-2020

Tabla 13-3: Pronostico del consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba 2017-2020

Fecha	Pronóstico	L. Inferior 0.95	L. Superior 0.95
Jan 2018	169,79	158,79	180,79
feb-2018	172,52	161,31	183,73
mar-2018	166,17	154,76	177,58
Apr 2018	166,79	155,18	178,41
may-2018	167,62	155,80	179,43
jun-2018	168,03	156,02	180,04
jul-2018	172,45	160,24	184,65
Aug 2018	168,51	156,11	180,90
sep-2018	174,12	161,55	186,70
oct-2018	167,88	155,12	180,64
nov-2018	169,36	154,37	184,36
Dec 2018	169,70	154,34	185,06
Jan 2019	169,57	153,85	185,29
feb-2019	171,05	154,98	187,11
mar-2019	167,61	151,20	184,02
Apr 2019	167,95	151,21	184,69
may-2019	168,39	151,33	185,46
jun-2019	168,62	151,23	186,01
jul-2019	171,01	153,30	188,71
Aug 2019	168,88	150,86	186,89
sep-2019	171,92	153,60	190,24
oct-2019	168,54	149,92	187,16
nov-2019	169,34	149,65	189,04
Dec 2019	169,52	149,43	189,61
Jan 2020	169,45	148,98	189,93
feb-2020	170,25	149,40	191,11
mar-2020	168,39	147,16	189,62
Apr 2020	168,57	146,98	190,17
may-2020	168,82	146,86	190,77
jun-2020	168,94	146,63	191,24
jul-2020	170,23	147,58	192,89
Aug 2020	169,08	146,08	192,08
sep-2020	170,72	147,39	194,06
oct-2020	168,89	145,22	192,57
nov-2020	169,33	145,00	193,66
Dec 2020	169,43	144,72	194,14

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

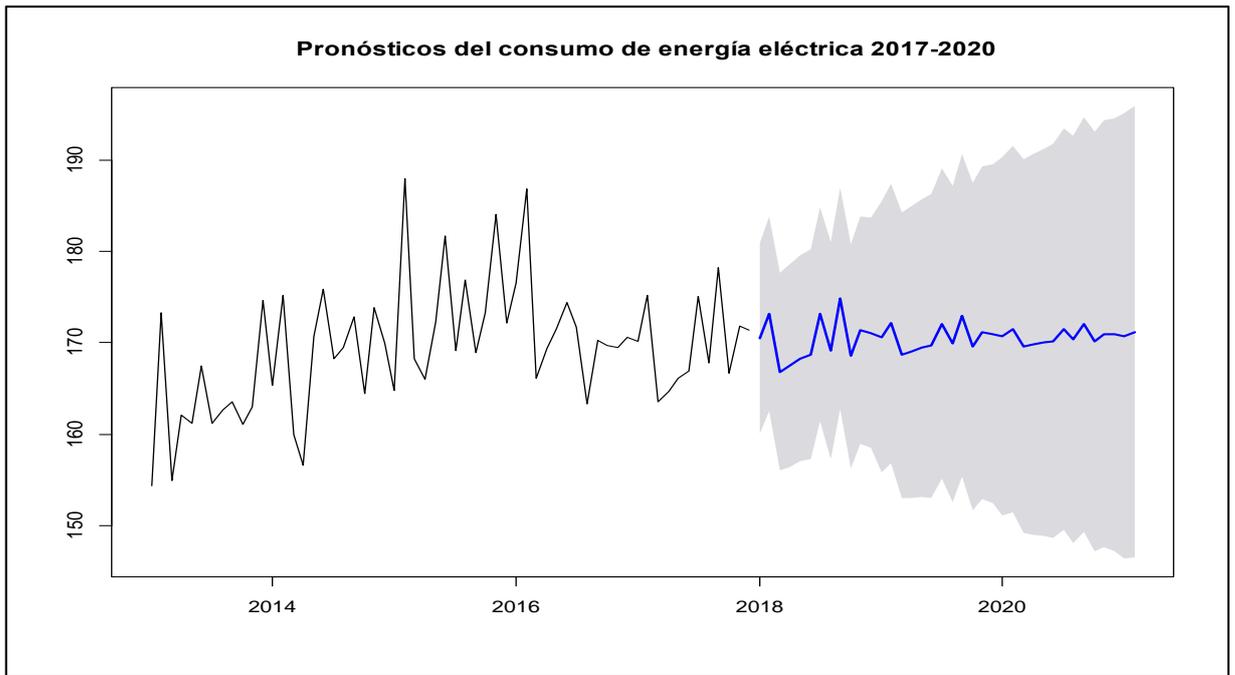


Gráfico 26-3: Pronósticos con el intervalo de confianza al 95%.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Aplicando el modelo antes descrito se pudo calcular los pronósticos del consumo de energía eléctrica para la ciudad de Riobamba en el periodo 2017-2020 con un intervalo de confianza del 95%, el (Gráfico 26-3) muestra el comportamiento de los valores pronosticados mediante el modelo SARIMA(0,1,1)(1,0,0)[12] donde se puede visualizar que mantiene una leve tendencia y mantiene la ciclicidad de los valores originales.

3.4. Modelación de potencia máxima

3.4.1. *Análisis de series temporales para la demanda de potencia máxima de energía*

Se debe analizar el comportamiento de la demanda de potencia máxima durante el mismo periodo de tiempo es decir 2013-2017.

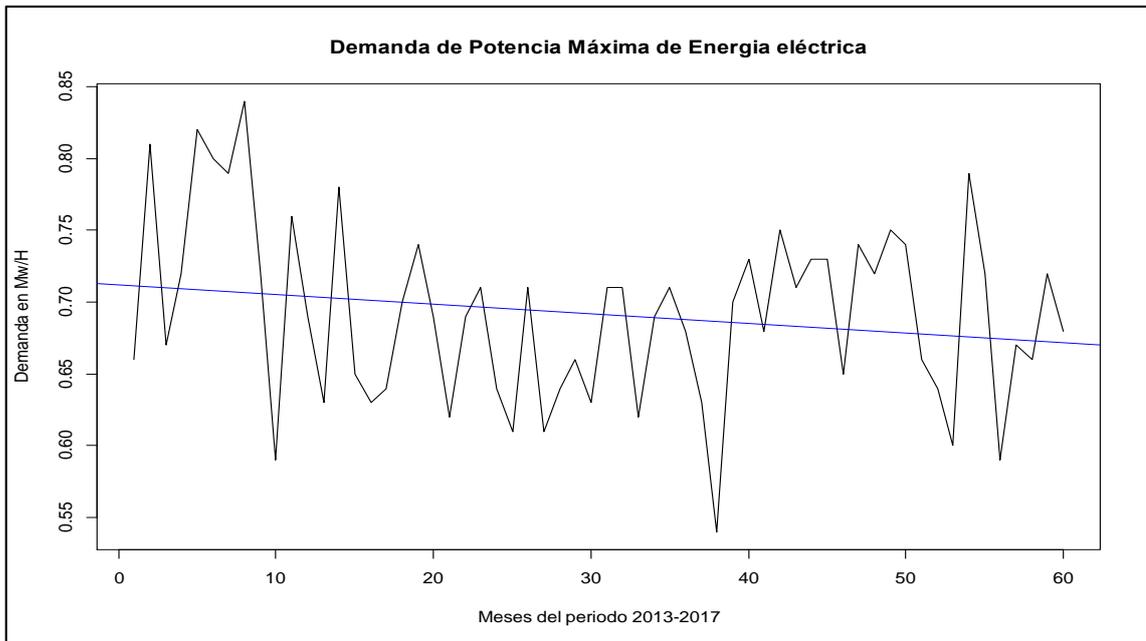


Gráfico 27-3: Comportamiento de la serie de tiempo sobre la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

El comportamiento de la demanda de potencia máxima de energía eléctrica (Gráfico 27-3), describe un comportamiento cíclico, además de una leve tendencia y adicionalmente se puede visualizar también la presencia de heterocedasticidad.

- **Descomposición de la serie de tiempo de la demanda de potencia máxima**

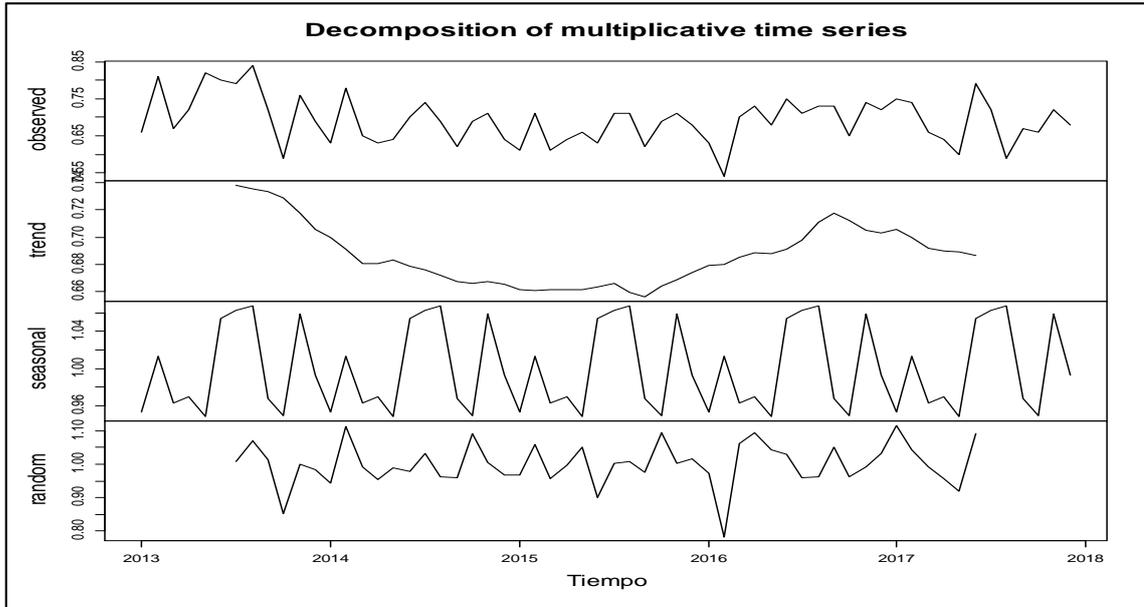


Gráfico 28-3: descomposición de la serie de tiempo de la Demanda de Potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

La presencia de las principales componentes de una serie de tiempo como son: Tendencia, Estacionalidad y Aleatoriedad (Gráfico 28-3), notando claramente una estacionalidad muy marcada, lo cual se analizará de mejor manera mediante la utilización de autocorrelogramas.

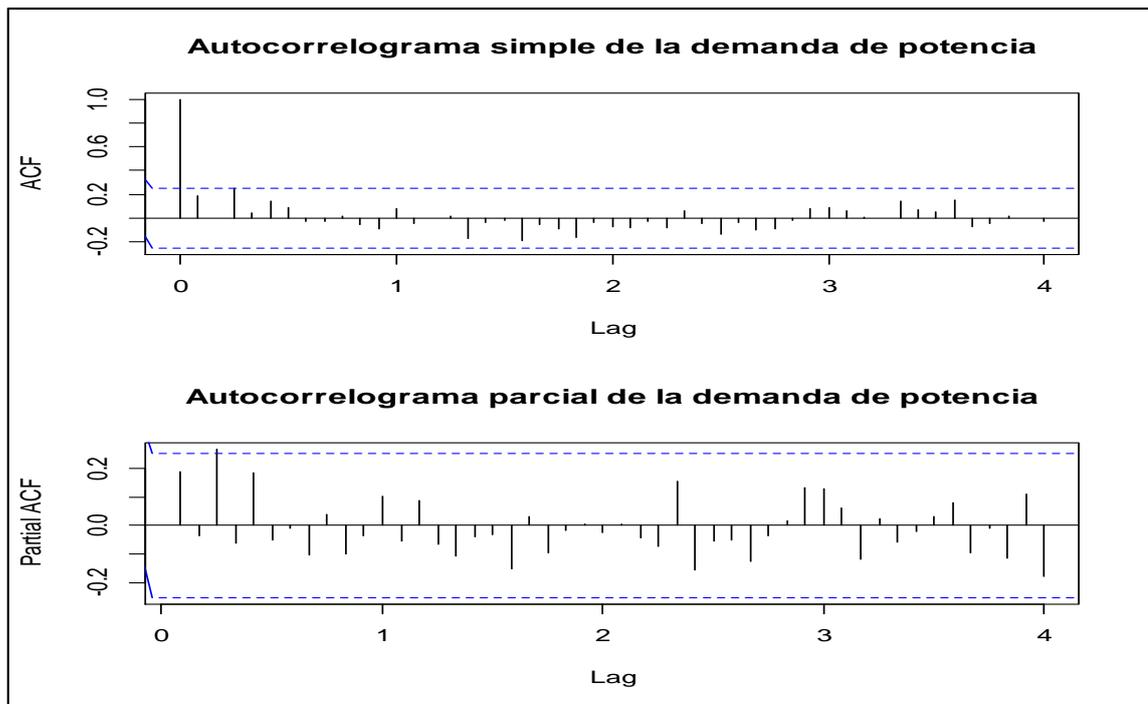


Gráfico 29-3: Autocorrelograma simple y parcial de la demanda de potencia máxima periodo 2013-2017.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Mediante los autocorrelogramas (Gráfico 29-3) se evidencia la presencia de un lag significativo para el estudio es decir para efectuar el modelo ARIMA se tendrá $p=0$; y de la misma manera se identifica la carencia de valores significativos por ende $q=0$.

- **Modelo ARIMA para la demanda de potencia máxima**

Siguiendo el modelo presentado para el consumo de energía se sigue con la misma metodología utilizando la función `Auto.arima` del software libre R el cual se ubica dentro la librería `TimeSeries` y tomando en cuenta la prueba de KPSS (prueba de estacionariedad), y los criterios de AKAIKE se determina que el mejor modelo para efectuar pronósticos de la demanda de la potencia máxima de energía eléctrica para la ciudad de Riobamba es:

$$ARIMA(1,0,1)$$

ma1	ar1
0,836	-0,507

$$Y_t = 0,691 + (0,836)Y_{t-1} - 0,507 \varepsilon_{t-1}$$

La una confiabilidad de los parámetros del modelo tenemos que:

	2,5%	97,5%
ar1	-0,822	-0,192
ma1	0,653	1,014

Cuyos intervalos de confianza del modelo no contiene el 0 por ende es un modelo adecuado, con el criterio de AKAIKE AIC= -162,670.

3.4.2. Validación para el modelo de ARIMA de la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba

- **Normalidad:** para comprobar la normalidad del modelo se procede a aplicar la prueba de bondad de ajuste de Jarque-Bera tomando en cuenta el estudio de la asimetría y curtosis, obteniendo un valor de $p=0,5528$ a un nivel de significancia de 0,05 confirmamos que el modelo cumple con el supuesto de normalidad.

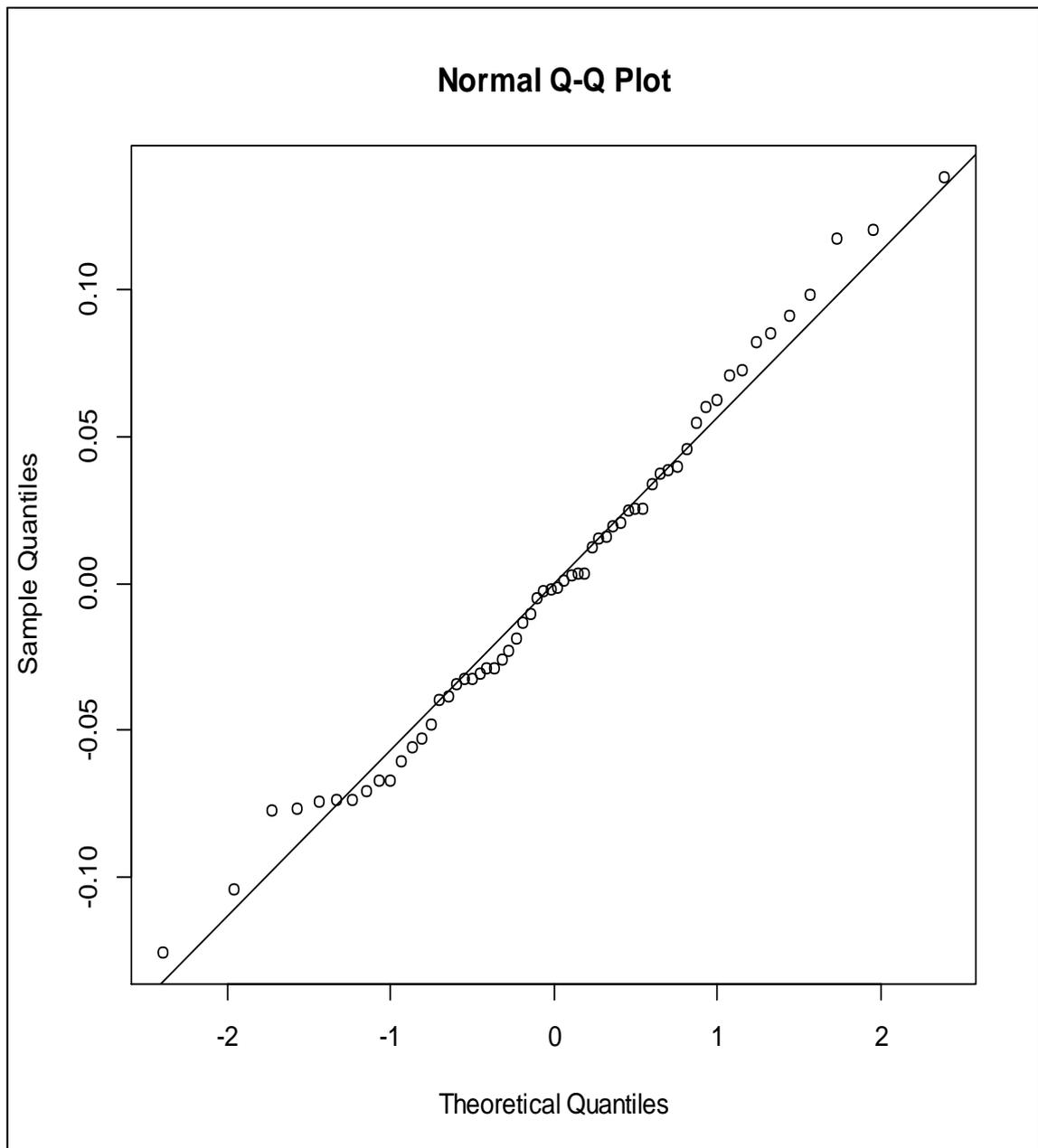


Gráfico 30-3: Gráficos secuencial y Q-Q normal de los residuos del modelo.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Analizando (Gráfico 30-3) se evidencia que los residuales del modelo de predicción Holt-Winters sigue una distribución normal como ya se comprobó mediante el histograma, el test de Jarque-Bera

- **Estacionariedad:** para probar el supuesto de estacionariedad del modelo de predicción se aplicará el test de Dickey-Fuller conde se probará que:

H_0 : Los residuales del modelo Holt – Winters no son estacionarios

H_1 : Los residuales del modelo Holt – Winters son estacionarios

Con el valor de probabilidad del test de Dickey-Fuller $p=0.023$ con un nivel de significancia del 0.05 se rechaza H_0 por tanto corrobora que el modelo de predicción cumple con el supuesto de estacionariedad.

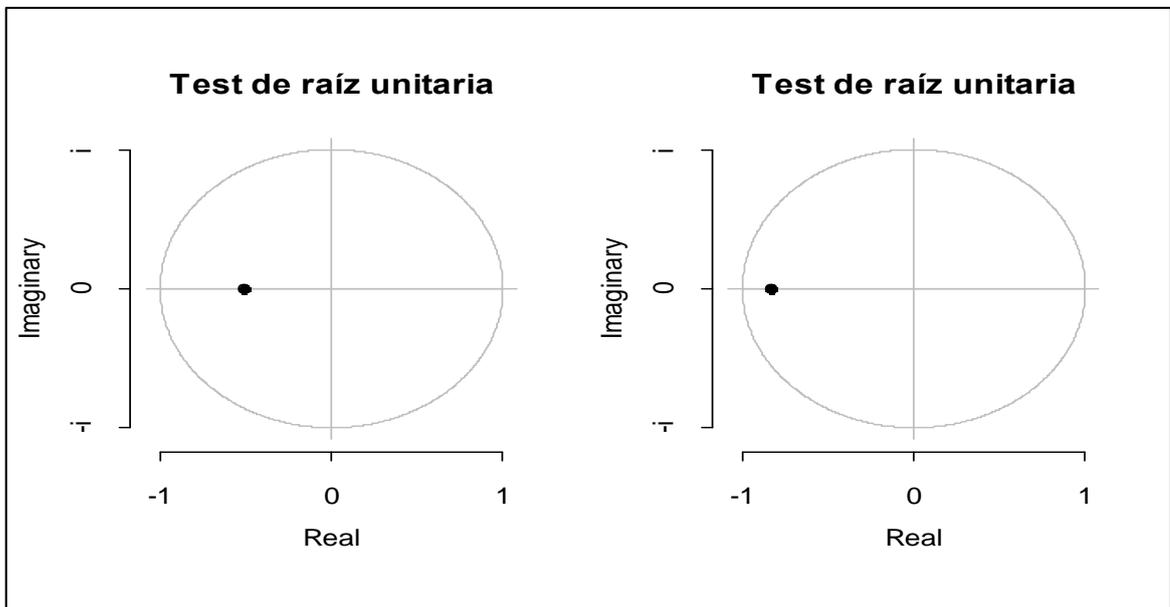


Gráfico 31-3: Test de raíz unitaria sobre los residuales del modelo de predicción.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Como se evidencia (Gráfico 31-3) se corrobora la estacionariedad sobre los residuos del modelo de predicción ya que todas las raíces se encuentran dentro del círculo

- **Independencia:** para verificar el supuesto de independencia del modelo de predicción ARIMA para el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba para el periodo 2017-2020 se aplica el test de Box-Ljung donde se comprobará que:

H_0 : Los residuales del modelo Holt – Winters son independientes

H_1 : Los residuales del modelo Holt – Winters no son independientes

Con el valor p de la prueba de Box-Ljung de $p=0,984$ se comprueba que los residuos del modelo de predicción para el consumo de energía eléctrica cumplen con el supuesto de independencia.

Al cumplir con todos los supuestos del modelo se concluye que efectivamente el modelo Holt-Winters es un modelo adecuado de predicción.

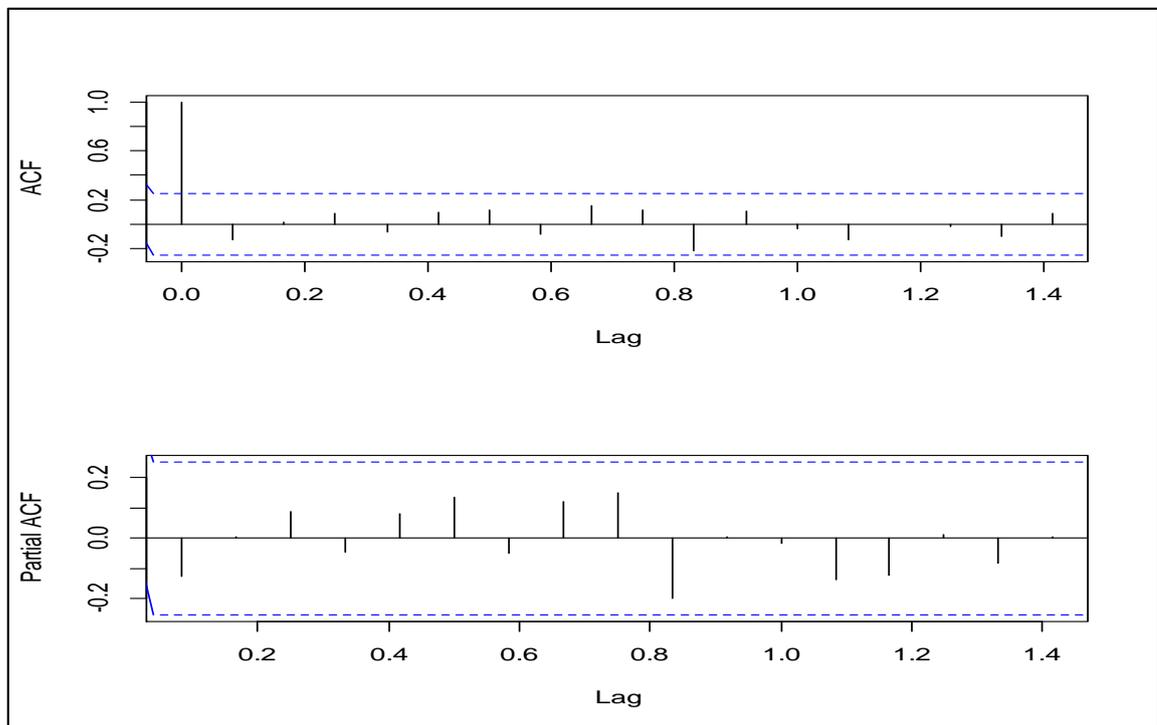


Gráfico 32-3: Autocorrelograma y autocorrelograma parcial de los residuales del modelo

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Mediante el autocorrelograma simple y parcial (Gráfico 32-3) se corrobora la existencia de independencia sobre los residuos del modelo de predicción ya que se observa que no existe ningún lag significativo.

Por tanto, al cumplir con todos los supuestos del modelo se concluye que efectivamente el modelo es un buen modelo de predicción.

- **El método de Holt-Winters para la demanda de potencia máxima**

Coefficientes	Valores
A	0,815
B	-0,004

Estimado el nivel actual de la serie de tiempos suavizada exponencialmente:

$$L_t = 0,815Y_t + (1 - 0,815)(L_t + Y_{t-1})$$

Mientras que el estimado para la tendencia será:

$$T_t = -0.004(L_t - L_{t-1}) + (1 - (-0.004))T_{t-1}$$

Por tanto, el modelo de pronóstico para el p periodo en el futuro será:

$$Y_t = L_t + pT_t$$

3.4.3. *Validación para el modelo de Holt-Winters de la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba*

- **Normalidad:** para comprobar la normalidad del modelo se procede a aplicar la prueba de bondad de ajuste de Jarque-Bera tomando en cuenta el estudio de la asimetría y curtosis, para efectuar el análisis de normalidad del modelo de pronóstico se analizarán los errores del modelo para lo cual se efectuará la comprobación grafica mediante el histograma de los errores del modelo de predicción Holt-Winters.

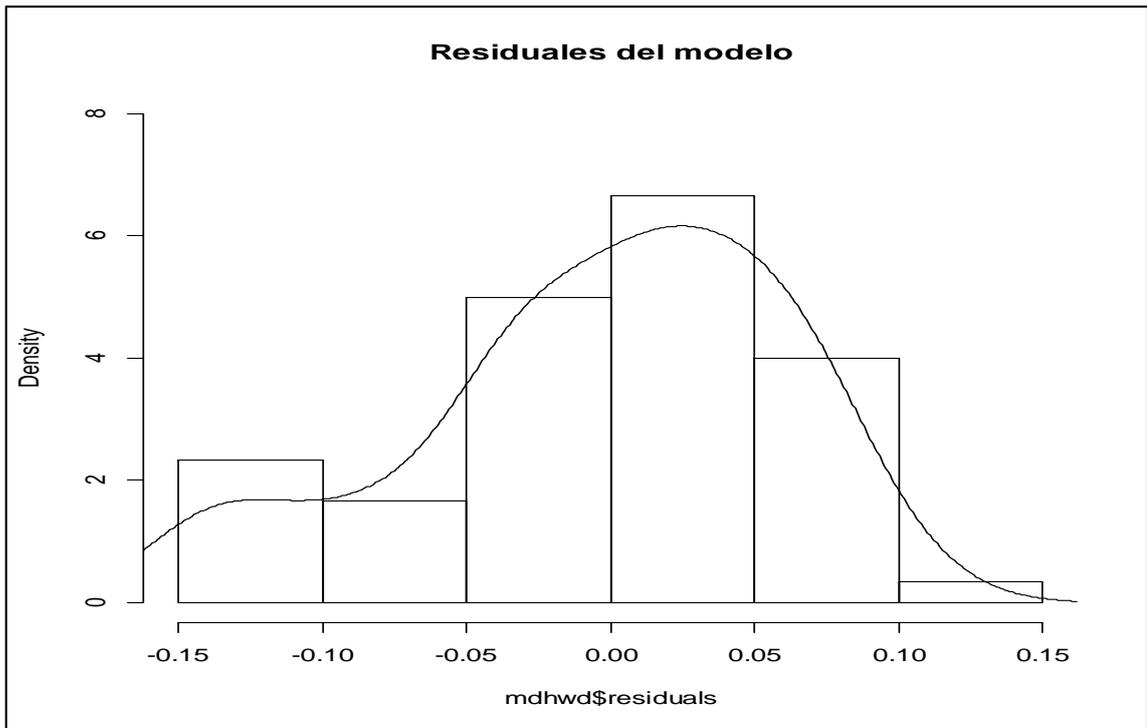


Gráfico 33-3: Histograma de residuales del modelo Holt-Winters.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Como se puede visualizar (Gráfico 33-3) se evidencia claramente que la distribución de los residuos del modelo de predicción para el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba se asemeja a una distribución normal lo que se corrobora con el valor p del test Jarque-Bera obteniendo un valor de $p = 0,125$ a un nivel de significancia de 0,05 confirmamos que el modelo cumple con el supuesto de normalidad.

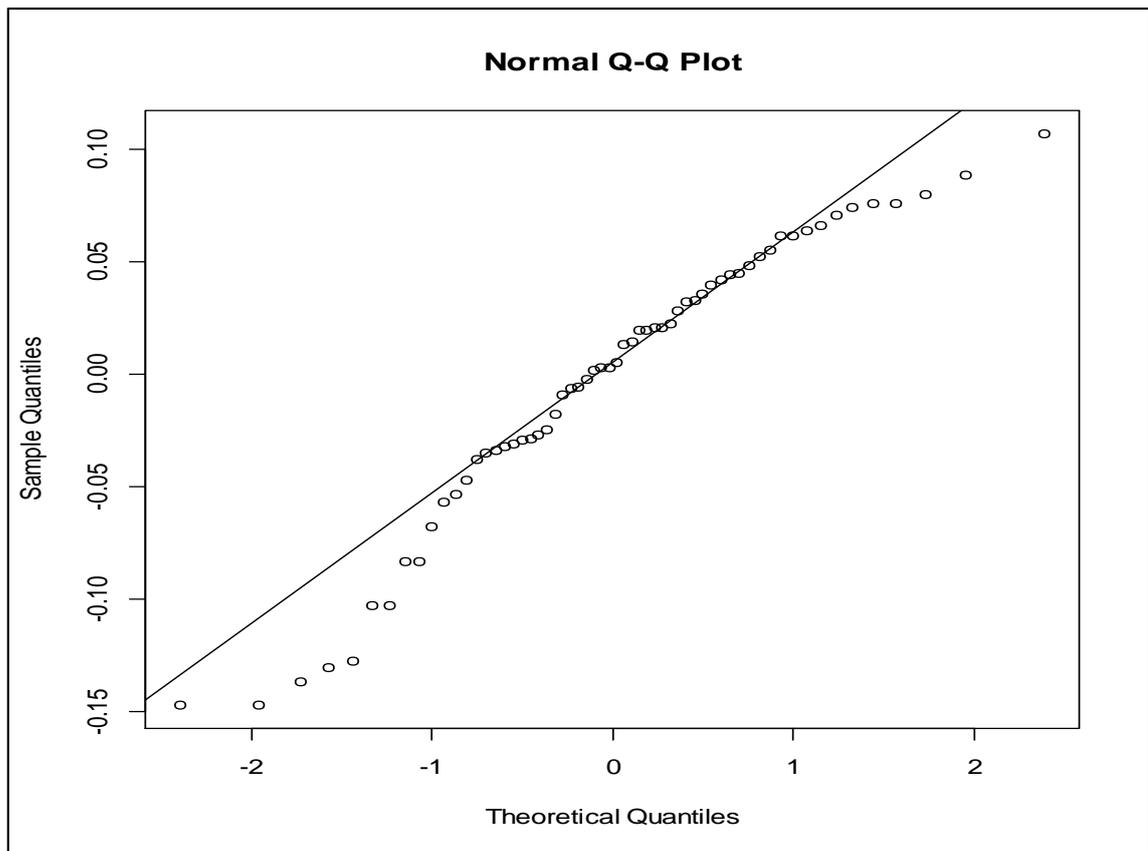


Gráfico 34-3: Gráficos secuencial y Q-Q normal de los residuos del modelo.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Analizando (Gráfico 34-3) se evidencia que los residuales del modelo de predicción Holt-Winters sigue una distribución normal como ya se comprobó mediante el histograma, el test de Jarque-Bera

- **Estacionariedad:** para probar el supuesto de estacionariedad del modelo de predicción se aplicará el test de Dickey-Fuller donde se probará que:

H_0 : Los residuales del modelo Holt – Winters no son estacionarios

H_1 : Los residuales del modelo Holt – Winters son estacionarios

Con el valor de probabilidad del test de Dickey-Fuller $p=0.015$ con un nivel de significancia del 0.05 se rechaza H_0 por tanto corrobora que el modelo de predicción cumple con el supuesto de estacionariedad.

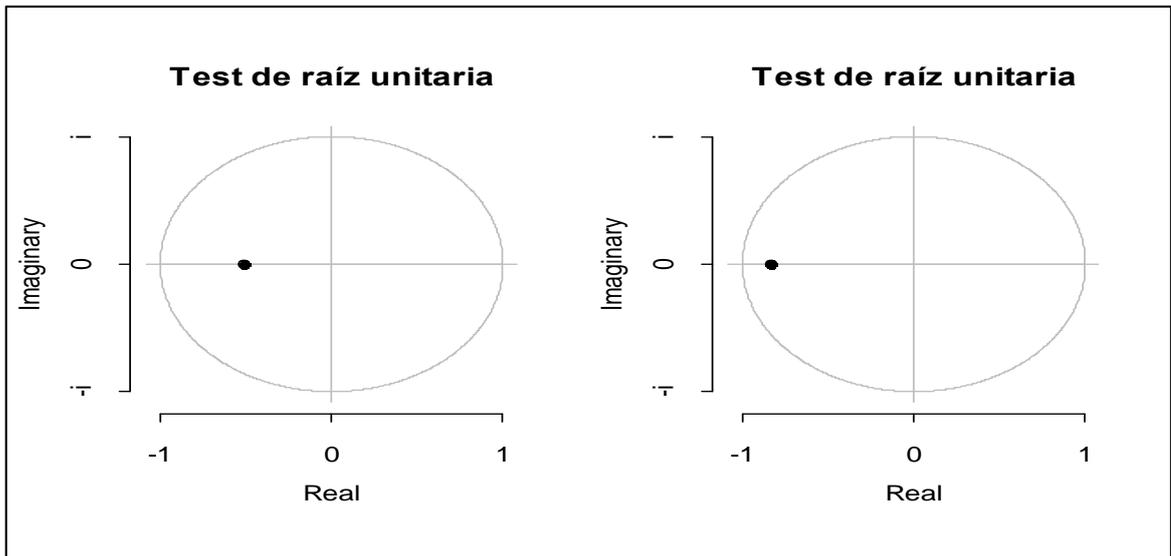


Gráfico 35-3: Test de raíz unitaria sobre los residuales del modelo de predicción.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Como se evidencia (Gráfico 35-3) se corrobora la estacionariedad sobre los residuos del modelo de predicción ya que todas las raíces se encuentran dentro del círculo

- **Independencia:** para verificar el supuesto de independencia del modelo de predicción ARIMA para el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba para el periodo 2017-2020 se aplica el test de Box-Ljung donde se comprobará que:

H_0 : *Los residuales del modelo Holt – Winters son independientes*

H_1 : *Los residuales del modelo Holt – Winters no son independientes*

Con el valor p de la prueba de Box-Ljung de $p=0,904$ se comprueba que los residuos del modelo de predicción para el consumo de energía eléctrica cumplen con el supuesto de independencia.

Al cumplir con todos los supuestos del modelo se concluye que efectivamente el modelo Holt-Winters es un modelo adecuado de predicción.

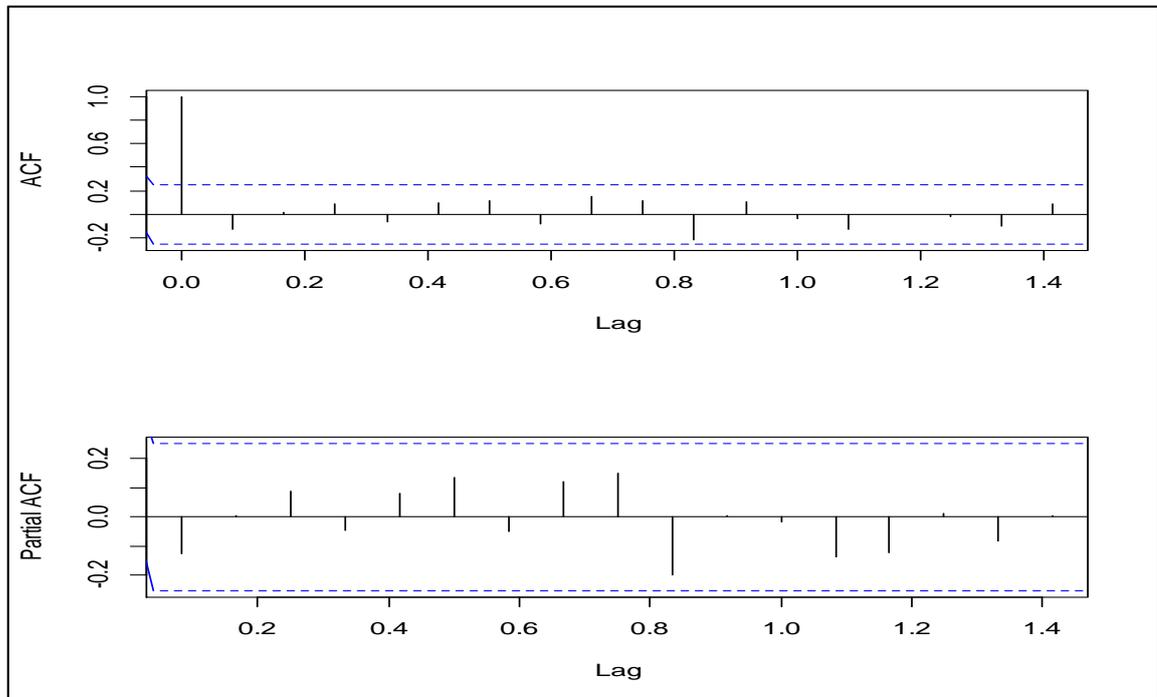


Gráfico 36-3: Autocorrelograma y autocorrelograma parcial de los residuales del modelo

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Mediante el autocorrelograma simple y parcial (Gráfico 36-3) se corrobora la existencia de independencia sobre los residuos del modelo de predicción ya que se observa que no existe ningún lag significativo.

Por tanto, al cumplir con todos los supuestos del modelo se concluye que efectivamente el modelo es un buen modelo de predicción.

3.4.4. Medidas de precisión de los modelos de predicción para la demanda de potencia máxima

Para elegir el mejor modelo de predicción de la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba, se realizó una comparación entre las medidas de precisión del modelo ARIMA(1,0,1) con el modelo de Holt-Winters.

Tabla 14-3: Medidas de precisión para la Demanda de Potencia máxima

Medidas de Precisión							
Modelo	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
ARIMA	0,00038	0,0581	0,0469	-0,6524	6,8260	0,7245	-0,0318
HOLT	-0,00324	0,0629	0,0504	-1,1310	6,4754	0,8432	0,1057

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Como se puede evidenciar que para la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba que tanto el modelo ARIMA(1,0,1) como el método de Holt-Winters que el modelo que existe medidas de precisión similares por tanto se graficaran los datos reales y los datos pronosticados para visualizar que modelo se ajusta de mejor manera.

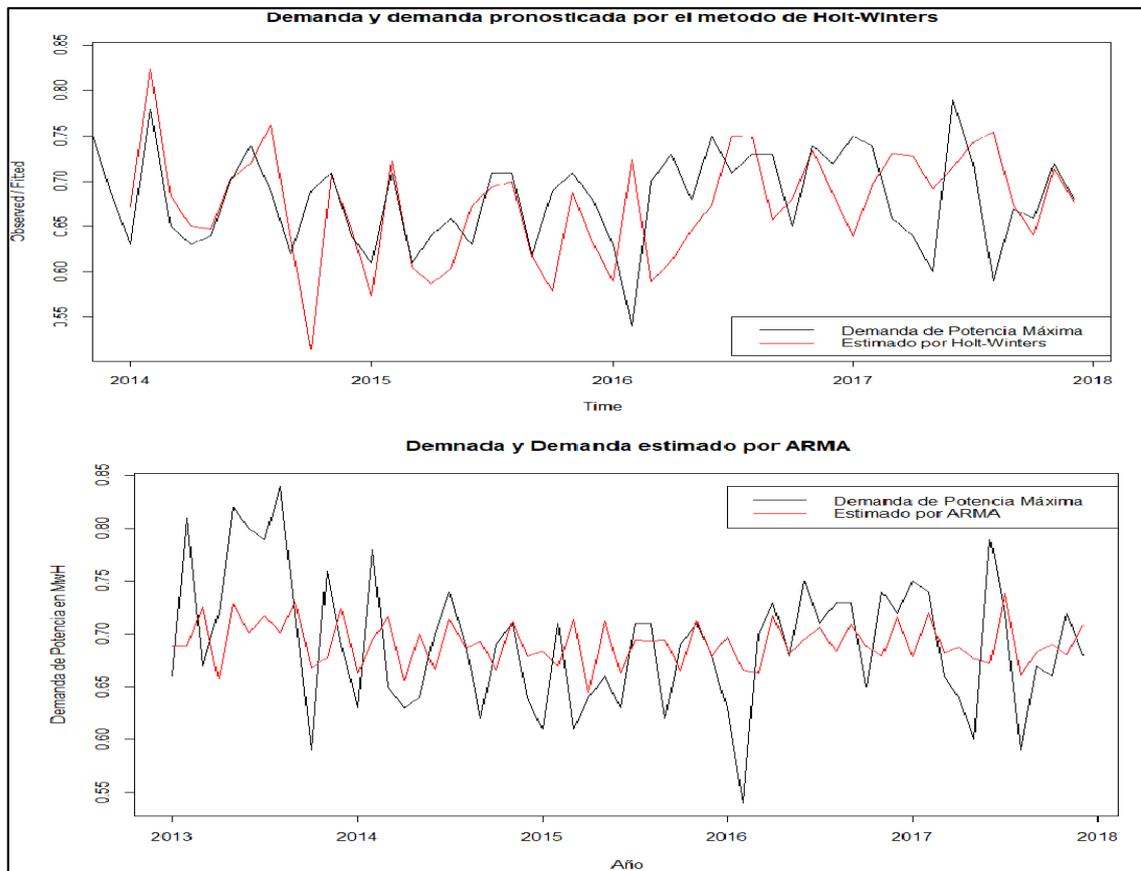


Gráfico 37-3: Valores observados vs predichos de la demanda de potencia máxima.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Como se puede visualizar (Gráfico 37-3), el mejor modelo de predicción para la demanda de potencia máxima en la ciudad de Riobamba es mediante Holt-Winters ya que es el método que gráficamente más se asemejan a los datos reales, con el test de Diebold-Mariano se comparan la capacidad predictiva de los dos modelos, el test se obtiene un valor $p = 0,194$ con un valor de significancia del 0,05 se comprueba que los dos modelos tienen la misma capacidad de predicción. Tomando en cuenta el principio de parsimonia se toma en cuenta el modelo que menos parámetros

3.4.5. Pronósticos de la demanda de potencia máxima energía eléctrica.

Para la creación de los pronósticos aplicamos el modelo de Holt-Winters obteniendo los siguientes pronósticos.

Tabla 15-3: Pronósticos de la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba 2017-2020.

Fecha	Pronósticos	L. Inferior .95	L. Superior .95
Jan 2018	0,509	0,42	0,60
feb-18	0,562	0,45	0,67
mar-18	0,512	0,40	0,62
Apr 2018	0,503	0,39	0,62
may-18	0,491	0,37	0,61
jun-18	0,545	0,41	0,68
jul-18	0,537	0,39	0,68
Aug 2018	0,529	0,38	0,68
sep-18	0,455	0,31	0,60
oct-18	0,432	-9,94	10,80
nov-18	0,511	-5,75	6,77
Dec 2018	0,513	-5,87	6,89
Jan 2019	0,430	-5,01	5,87
feb-19	0,474	-5,61	6,56
mar-19	0,431	-5,18	6,04
Apr 2019	0,422	-5,17	6,01
may-19	0,411	-5,12	5,94
jun-19	0,455	-5,77	6,67
jul-19	0,447	-5,77	6,66
Aug 2019	0,439	-5,77	6,65
sep-19	0,377	-5,04	5,79
oct-19	0,357	-14,31	15,02

nov-19	0,420	-8,44	9,28
Dec 2019	0,421	-8,60	9,44
Jan 2020	0,352	-7,34	8,04
feb-20	0,386	-8,21	8,99
mar-20	0,349	-7,58	8,28
Apr 2020	0,341	-7,56	8,24
may-20	0,331	-7,49	8,15
jun-20	0,365	-8,43	9,16
jul-20	0,357	-8,43	9,15
Aug 2020	0,350	-8,44	9,14
sep-20	0,298	-7,36	7,96
oct-20	0,281	-17,68	18,24
nov-20	0,330	-10,52	11,18
Dec 2020	0,328	-10,72	11,38

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

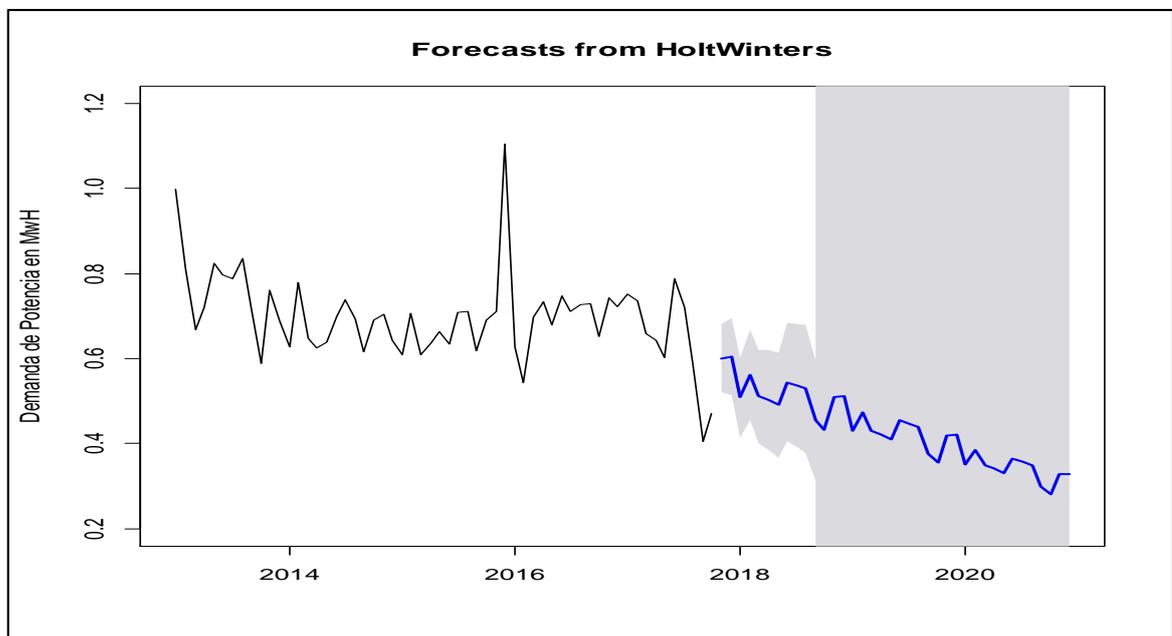


Gráfico 38-3: Pronósticos de la demanda de potencia máxima con el intervalo de confianza al 95%.

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Aplicando el modelo antes descrito se pudo calcular los pronósticos de la demanda de potencia máxima de energía eléctrica para la ciudad de Riobamba en el periodo 2017-2020 con un intervalo de confianza del 95%, el (Gráfico 38-3) muestra el comportamiento de los valores pronosticados mediante el modelo Holt-Winters donde se puede visualizar que mantiene una leve tendencia y

mantiene la ciclicidad de los valores originales aunque se puede observar que los valores predichos a partir de septiembre del 2018 son inadecuados.

3.5. Comprobación de hipótesis de la investigación

3.5.1. Hipótesis del consumo de energía

- **Paso 1. Formulación de la hipótesis**

$$H_0: \mu_{CR} \geq \mu_{CP}$$

$$H_1: \mu_{CR} < \mu_{CP}$$

Donde:

μ_{CR} = La media del consumo (KW/h) de los datos reales

μ_{CP} = La media del consumo (KW/h) de los datos pronosticados

- **Paso 2. Definición del nivel de significancia**

Para la comprobación de la hipótesis se estableció un nivel de significancia de $\alpha=0,05$

- **Paso 3. Estadístico de prueba**

Los datos del consumo de energía eléctrica reales y pronosticados siguen una distribución normal según el contraste de hipótesis de Kolmogorov-Smirnov (Tabla 16-3).

Tabla 16-3: Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra

Medidas	Consumo de energía eléctrica	
	Consumo Real	Consumo Pronosticado
N	24	36
Parámetros normales ^{a,b}	169,373	169,373
	1,6245	1,624

	,149	,149
Diferencias más extremas	,149	,149
Z de Kolmogorov-Smirnov	-,083	-,083
Sig. asintót. (bilateral)	,821	,893
	,510	,403
a. La distribución de contraste es la Normal.		
b. Se han calculado a partir de los datos.		

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Por ello se utilizó una prueba t-student para comparar consumo medio de energía eléctrica, considerando los siguientes datos (Tabla 17-3).

Tabla 17-3: Consumos medios de energía eléctrica reales y pronosticados.

N°	Consumo Real	Consumo Promedio
1	176,52	169,79
2	186,83	172,52
3	166,08	166,17
4	169,35	166,79
5	171,47	167,62
6	174,38	168,03
7	171,72	172,45
8	163,32	168,51
9	170,32	174,12
10	169,70	167,88
11	169,49	169,36
12	170,62	169,70
13	170,19	169,57
14	175,23	171,05
15	163,50	167,61
16	164,65	167,95
17	166,18	168,39
18	166,94	168,62
19	175,10	171,01
20	167,82	168,88
21	178,20	171,92
22	166,67	168,54
23	171,82	169,34
24	171,34	169,52
25		169,45
26		170,25
27		168,39
28		168,57

29		168,82
30		168,94
31		170,23
32		169,08
33		170,72
34		168,89
35		169,33
36		169,43

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

$$t' = \frac{(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)}{\sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}}$$

Con $\frac{\left(\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}\right)^2}{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}$ grados de libertad.

- **Paso 4. Regla de decisión**

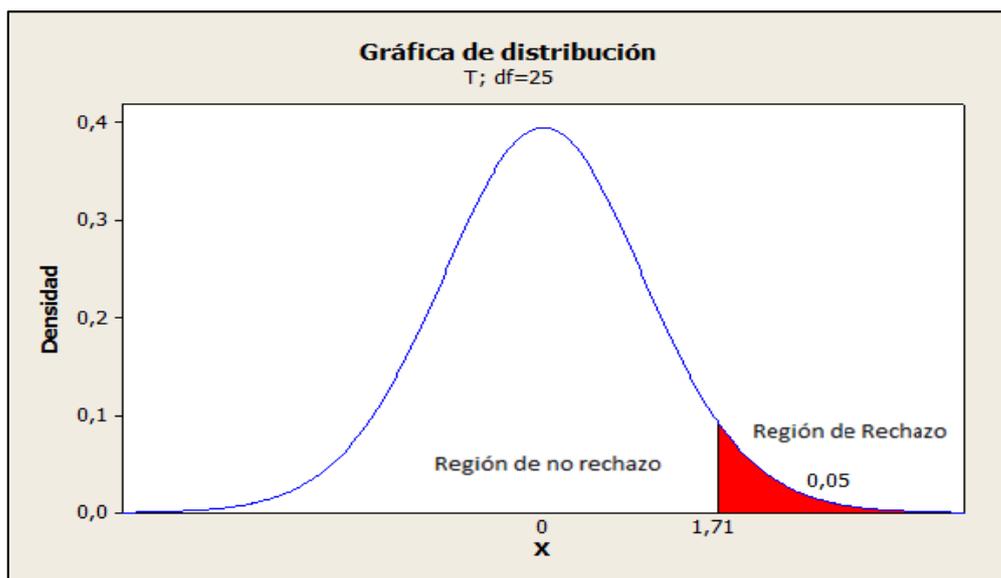


Gráfico 39-3: Regiones de no rechazo y rechazo

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Se considera a la zona de no rechazo a partir de aquellos valores menores o iguales que 1,71 (valor hallado en la tabla de distribución t-student), y zona de rechazo para los valores menores que -

1,71. El estadístico de prueba calculado $t_c = 1,22$ es inferior al estadístico tabulado, por lo que no se rechaza la hipótesis nula.

- **Paso 5. Decisión estadística**

Existe suficiente evidencia para no rechazar la hipótesis nula (H_0), es decir, el consumo medio de energía eléctrica pronosticada no se incrementa significativamente, con un valor $p = 0,116$ y un nivel de significancia de $\alpha = 0,05$.

3.5.2. *Hipótesis de la demanda de potencia máxima*

- **Paso 1. Formulación de la hipótesis del consumo de energía**

$$H_0: \mu_{DR} \geq \mu_{DP}$$

$$H_1: \mu_{DR} < \mu_{DP}$$

Donde:

μ_{DR} = Demanda de potencia máxima (MG/h) datos reales

μ_{DP} = Demanda de potencia máxima (MG/h) datos pronosticados

- **Paso 2. Definición del nivel de significancia**

Para la prueba t se establece un nivel de significancia de $\alpha=0,05$

- **Paso 3. Estadísticos de prueba**

Los datos del consumo de energía eléctrica reales y pronosticados siguen una distribución normal según el contraste de hipótesis de Kolmogorov-Smirnov (Tabla 18-3).

Tabla 18-3: Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra

Medidas		Demanda de potencia máxima	
		Demanda Real	Demanda Pronosticado
N		9	9
Parámetros normales ^{a,b}	Media	,684	,516
	Desviación típica	,069	,032
	Absoluta	,140	,121
Diferencias más extremas	Positiva	,138	,104
	Negativa	-,140	-,121
Z de Kolmogorov-Smirnov		,420	,363
Sig. asintót. (bilateral)		,995	999

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Por ello se utilizó una prueba t-student para comparar consumo medio de energía eléctrica, considerando los siguientes datos (Tabla 19-3).

Tabla 19-3: Demanda de potencia máxima media reales y pronosticados

Nº	Demanda real	demanda pronosticada
1	0,75	0,509
2	0,74	0,562
3	0,66	0,512
4	0,64	0,503
5	0,6	0,491
6	0,79	0,545
7	0,72	0,537
8	0,59	0,529
9	0,67	0,455

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

$$t = \frac{(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)}{\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}}$$

Con $(n_1 + n_2) - 2$ grados de libertad.

- **Paso 4. Criterio de decisión**

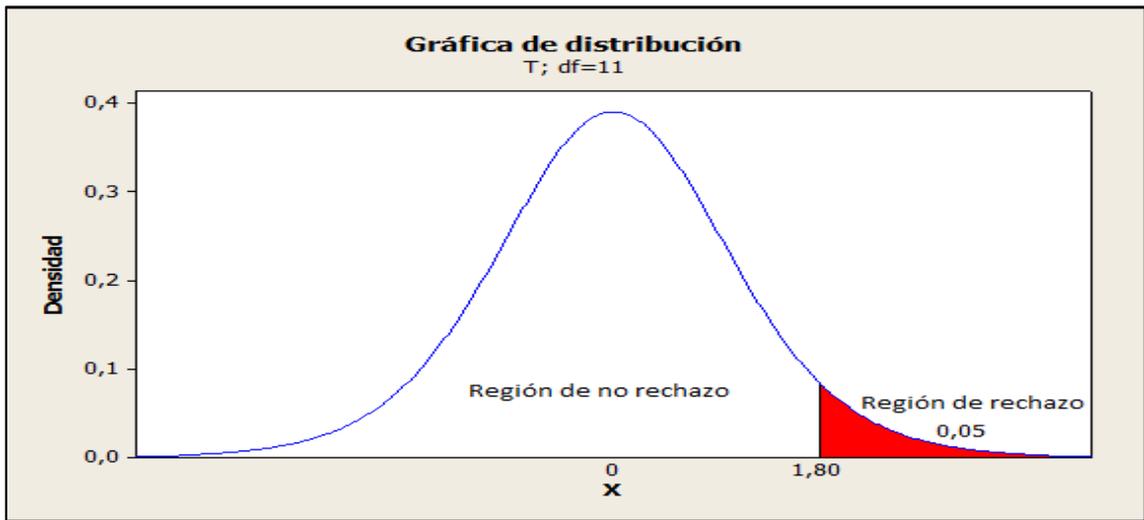


Gráfico 40-3: Regiones de rechazo y no rechazo

Realizado por: Barahona B Jorge I. 2018

Se considera a la zona de no rechazo a partir de aquellos valores menores o iguales que 1,80 (valor hallado en la tabla de distribución t-student), y zona de rechazo para los valores mayores que 1,80. El estadístico de prueba calculado $t_c = 0,52$, es inferior al estadístico tabulado por lo que no se rechaza la hipótesis nula.

- **Paso 5. Decisión estadística**

Existe suficiente evidencia para no rechazar la hipótesis nula (H_0), es decir, la demanda de potencia máxima medio de energía eléctrica pronosticada no se incrementa significativamente, con un valor $p = 0,116$ y un nivel de significancia de $\alpha = 0,05$.

CONCLUSIONES

- La georreferenciación en el software ArcGis logró sectorizar el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba durante el periodo 2013-2017 obteniendo como resultados que el año de mayor consumo de energía fue en el año 2017 en la zona céntrica y comercial de la ciudad, mientras que en el año 2015 se muestra un decrecimiento de dicho consumo
- El software R mediante sus diferentes librerías facilitó en el análisis de la información de las series temporales proporcionados por la EERSA, donde se evidenció que los datos tanto del consumo de energía eléctrica como la demanda de potencia máxima en la ciudad de Riobamba presentaron todos los siguientes patrones: tendencia, estacionalidad, ciclicidad e irregularidad por tanto deben ser y analizados como series de tiempo.
- El modelo de pronóstico para el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba que mejor se ajustó es SARIMA(0,1,1)(1,0,0)[12] con parámetros $ma=-0,7957$ y $sar=0,5413$, modelo validado con la comprobación de los supuestos, del mismo modo para el modelo de pronóstico Holt-Winters con parámetros $\alpha= 0,815$ y $\beta=-0,004$ para la demanda de potencia máxima fue el modelo que mejor se ajustó, analizando los patrones presentados en la serie de tiempo y analizando las medidas de precisión.
- Mediante el análisis de los residuos para la evaluación de los supuestos del modelo de predicción SARIMA(0,1,1)(1,0,0)[12] sobre el consumo de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba se comprobó que efectivamente el modelo es el adecuado, del mismo modo para el modelo de HOLT-WINTERS sobre la demanda de potencia máxima de energía eléctrica se llegó a los mismos resultados es decir se comprobó la normalidad, estacionariedad, independencia y heterocedasticidad, quedando definidos como los mejores modelos de pronóstico tanto para el consumo y demanda de potencia máxima respectivamente.
- El consumo y la demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba no se incrementarán significativamente hasta el periodo 2017-2020 y 2017-2018 respectivamente con un valor $p=0,116$ al nivel de significancia del 0,05

RECOMENDACIONES

- Se recomienda a la Empresa Eléctrica Riobamba S.A. implementar y utilizar los modelos de pronósticos propuestos en el presente trabajo para pronosticar el consumo y demanda de potencia máxima de energía eléctrica en la ciudad de Riobamba.
- Actualizar periódicamente los modelos de pronósticos para que exista una mejor toma de decisiones en favor de los usuarios de la EERSA.
- Aplicar técnicas estadísticas en el manejo de la información para de esa manera obtener resultados que más se ajuste a la realidad.

BIBLIOGRAFÍA

1. **Agencia de Control y calidad de electricidad.** [En línea] 2014.
<http://www.regulacionelectrica.gob.ec/estadistica-del-sector-electrico/>.
2. **Araujo, Alberto.** consumo energía. [En línea] 2015.
<http://www.revistalideres.ec/lideres/demanda-energia-electrica-crece-proyectos.html>.
3. **Arias, Fidias G.** *Proyectos de Investigacion* . s.l. : ADJ, Edition , 2006, pág. pag.24.
4. **Becker, Fernando.** *La generación y distribución de energía eléctrica en Brasil.* Brasil : s.n., 2013, ICE BRASIL, págs. 153-161
5. **Consejo Nacional de Planificación.** *Plan Nacional del buen vivir.* Ecuador : s.n., 2013.
6. **Congacha, Jorge.** *Estadística Aplicada a la Educación.* Riobamba : Editorial Académica Española, 2015.
7. **Charte, Francisco.** *Análisis Exploratorio y Visualización de datos con R.* 2014.
8. **Chiavenato, Idalberto.** *Iniciación a la Organización y Técnica Comercial.* s.l. : McGraw-Hill, 1993, 2000.
9. **Ditutor.** [En línea] http://www.ditutor.com/estadistica/estadistica_descriptiva.html.
10. **Ecoinnova.** ECOINNOVA. *ECOINNOVA.* [En línea] 06 de 12 de 2015.
11. **Ecuador. Ministerio de Energía.** [En línea] <http://www.energia.gob.ec/eficiencia-energetica-sector-residencial/>.
12. **Estadística Descriptiva** . [En línea] <http://www.tuveras.com/estadistica/estadistica02.htm>.
13. **Figueras, Salvador.** *Análisis Exploratorio de Datos (A.E.D).* [En línea] 2003. [Citado el: 21 de 02 de 2018.] <<http://www.5campus.com/leccion/aed>.
14. **Freire, Raul.** [En línea] <http://support.minitab.com/es-mx/minitab/17/topic-library/modeling-statistics/time-series/basics/methods-for-analyzing-time-series/>.
15. **Giraldo, Norman.** *Notas de clase Series con R. Notas de clase series con R.* Medellín : ISBN, 2006, pág. 13.

16. **Gonzalez, Jorge Mario.** Manual de usuarios ArcGIS.pdf. [En línea] 2016. [Citado el: 21 de 02 de 2018. <https://es.wikipedia.org/wiki/ArcGIS>.
17. **Hanke, John E.** Pronósticos en los negocios. México : Pearson , 2010. Vol. 9na edición.
18. **Holton, Gerald.** *Introduccion a los conceptos y teorías de las ciencias físicas.* Barcelona : REVERTÉ, S.A., 1986.
19. **Kerin, Hartley y Rudelius.** Producto . [aut. libro] Hartley Steven y Rudelius William Kerin Roger. *Marketing* . s.l. : McGraw-Hill, 200o, pág. 254.
20. **Kotler, Philip.** *Management* . s.l. : PRENTICE HALL MEXICO, 2008.
21. **Lehrman, Robert.** *Energy is not ability to do work.* Alemania : s.n., 1987
22. **López Gonzales , Emilia y Ruiz Soler, Marcos.** Análisis de datos con el Modelo Lineal Generalizado. Una aplicacion con R. 2011.
23. **Martínez, Laura.** Tipos de diseños de investigación. España : Centre Cochrane Iberoamericano , 2010.
24. **Mitchel, Andy.** La guía de Esri para el análisis SIG. s.l. : Esri Press, 2005. Vol. 2.
25. **Nelson, Carl.** *Manual de y Exportaciones* . s.l. : MCGRAW-HILL, 2011.
26. **Plan maestro del Ecuador.** *Electrificacion.* Quito : s.n., 2016.
27. **Rojas, Oswaldo.** Proyección del consumo de la energía residencial en Perú (2005-2030) mediante el software MAED-D. Perú : s.n., 2009. pág. 50.
28. **Sandoval, Edgar.** *Proyección sobre energía eléctrica en México mediante la identidad de Kaya..* 380, 2013, Economía Informa, págs. 41-53.
29. **Stanton, Etzel y Walker, Mc Graw Hill.** Mercado . [aut. libro] Etzel y Walker Stanton. *Fundamentos de Marketing* . s.l. : Mc Graw Hill, 2008, pág. 49.
30. **Taylor, James.** Proyecto de Factibilidad. s.l. : Alexander Hamilton Institute, 2000. pág. 24.
31. **twenergy.** [En línea] 2016. <https://twenergy.com/energia/energia-electrica>.
32. **Unidad de planeación Minero Energética.** Proyecciones de demanda de potencia de energía eléctrica y potencia máxima 2002-2011. Colombia, COLOMBIA : s.n., NOVIEMBRE de 2002.
33. **Vacacela, Valeria Nataly.** Modelación y pronóstico del número de abonados y el consumo de energía eléctrica en MWH de la Empresa Eléctrica Riobamba S.A. Riobamba, Chimborazo, Ecuador : s.n., 2014.
34. **Valencia, Jorge Alberto.** Proyección de la demanda de energía eléctrica y potencia máxima en Colombia. JUNIO de 2016.

35. **Valverde Agurre, Segundo.** Conceptos Básicos de estadística . Colombia : s.n., 2013.
36. **Walpole, Ronald.** *Probabilidad y estadística para ingeniería y ciencias.* México : Pearson, 2012.
37. **Zamora, Jaime Alfredo.** Proyección espacial de la demanda eléctrica del cantón Cuenca, provincia del Azuay perteneciente a la Centro Sur C.A. mediante la ayuda de herramientas del CYMSIDT, GIS y estadísticos. Cuenca, AZUAY, ECUADOR : s.n., 2013.
38. **Zemansky, Sears.** *Física Universitaria con Física moderna.* 12. México : PEARSON EDUCACIÓN, 2009.

ANEXOS

- **Anexo N° 1:** Códigos en R

```
library(normtest)
library(readr)
library(timeSeries)
library(fBasics)
library(moments)
library(modeest)
library(forecast)
library(het.test)
library(tseries)

Bascons <- read_delim("D:/DECIMO SEMESTRE/tesis dic/Bascons.csv", ";",
  escape_double = FALSE, locale = locale(decimal_mark = ","), trim_ws = TRUE)#entrada
base de datos

str(Bascons)#estructura de la base de datos

attach(Bascons)#independizar las variables

tabfreq<- as.data.frame(table(Consum=factor(cut(Consum,breaks=5))))#crear tablas de
recuencia

# vizualizar la tabla e frecuencia

a<-
transform(tabfreq,FreqAC=cumsum(Freq),Rel=round(prop.table(Freq),3),RelAc=round(cumsum(prop.table(Freq)),3))

a

# crear el histograma y la densidad

windows()

hist(Consum,breaks = 5, freq =F,, main="Densidad del consumo de energía en la ciudad de
Riobamba"
, xlab = "consumo en KW/h", ylab = "Densidad",ylim = c(0,0.06))

lines(density(Consum),col=4)

boxplot(Consum, main="Consumo de Energía Eléctrica en la ciudad de Riobamba")

summary(Consum)#resumen variable
```

```

mean(Consum)#media consumo
median(Consum)#mediana del consumo
mlv(Consum)#moda
var(Consum)#varianza
sd(Consum)#desviación estandar
sd(Consum)/mean(Consum)#Coeficiente de variación
mfv(Consum)#Moda
kurtosis(Consum)#kurtosis
skewness(Consum)#asimetria
shapiro.test(NDeman)#prueba de normalidad
boxplot(Consum)#diagrama de caja del Consumo

#tabala de frecuencia demanda de potencia
tabf<- as.data.frame(table(Deman=factor(cut(Deman,breaks=5))))
b<-
transform(tabf,FreqAC=cumsum(Freq),Rel=round(prop.table(Freq),3),RelAc=round(cumsum(p
rop.table(Freq)),3))
b
#histograma de la demnada
windows()
hist(Deman, freq = F,, main="Densidad de la demanda de potencia máxima de energía en la
ciudad de Riobamba"
, xlab = "demanda en MW/h", ylim = c(0,6))
lines(density(Deman),col=4)
boxplot(NDeman,main="Demanda de potencia máxima de energía eléctrica")
summary(NDeman)

#Base de datos de la demanda sin atípicos
Ndem <-read_delim("D:/DECIMO SEMESTRE/tesis dic/Ndem.csv",
";", escape_double = FALSE, locale = locale(decimal_mark = ","),
trim_ws = TRUE)
attach(Ndem)#separa las variables

```

```

boxplot(NDeman)
shapiro.test(NDeman)
#Histograma de la demanda de potencia máxima
windows()
hist(NDeman,breaks = 5, freq =F,, main="Demanda de potencia máxima de energía eléctrica",
xlab = "Demanda en MW/H", ylab = "Densidad")
lines(density(NDeman),col=4)
boxplot(NDeman, main="Consumo de Energía Eléctrica en la ciudad de Riobamba")

#medidas de tendencia central
summary(NDeman)#resumen medidas centrales
mean(NDeman)#media
median(NDeman)#mediana
mlv(NDeman)#moda
var(Deman)#varianza
sd(Deman)#desviación estandar
sd(Deman)/mean(Deman)#coeficiente de variación
kurtosis(Deman)#Curtosis
skewness(Deman)#asimetria

#series de tiempo consumo de energía
ks.test(Consum,mean(Consum), sd(Consum),"pnorm")#prueba normalidad
windows()
KwH<- ts(Consum,start = 2013,frequency = 12)# creación de la st
plot(KwH)#comportamiento
#modelo de Holt-Winters consumo
mod1<- HoltWinters(KwH,seasonal = "multiplicative")#modelo Holt-winters
a<-holt(KwH,seasonal="aditive")
summary(a)
pred<-predict(mod1, 22)
pred

```

```

#descomposición ST
x<-1:length(Consum)

windows()

plot(decompose(KwH,type = "multiplicative"), xlab="Tiempo")#descomposicion de la st

summary(lm(Consum~x))

plot(x,Consum,type="l", xlab="Meses",ylab="Consumo",main="Consumo de energía eléctrica")

abline(lm(Consum~x), col=4)

windows()

par(mfrow=c(2,1))

acf(KwH,lag.max = 48, main="Autocorrelograma simple del consumo de energía")#autocorrelograma st

pacf(KwH, lag.max = 48,main="Autocorrelograma simple parcial del consumo de energía")#autocorrelograma parcial st

#separar o eliminar tendencia

sit1<-log(KwH)

dif1st<-diff(sit1)

plot(dif1st)

#autocorrelograma

par(mfrow=c(2,1))

autocorr<- dif1st

acf(autocorr, lag.max=48,main="Primera Diferencia")

pacf(autocorr,lag.max = 48, main="Primera Diferencia")

#modelo arima arima(2,1,2)

auto.arima(KwH, trace = TRUE, test = "kpss", ic = "bic")

ajuste<- arima(KwH, order=c(0,1,1), seasonal=list(order=c(1,0,0)), include.mean=TRUE)

plot(ajuste, main="Test de raíz unitaria")#estacionariedad raiz unitaria

summary(ajuste)#Obtener medidas de precision y coeficientes del modelo

confint(ajuste)# significancia del modelo

#graficar observados/predichos ARIMA

fit<-fitted(ajuste)#predichos del modelo arima

```

```

ten<-cbind(KwH,fit)#genera los datos predichos del ARIMA

windows()

ts.plot(ten,col=c(1,2),main="Consumo y Consumo estimado por ARIMA",ylab="Consumo en
KwH", xlab="Año")#grafoca obs/pred

bandas<-expression("Consumo de energía", "Estimado ARIMA(0,1,1)(1,0,0)[12]")#etiquetas

legend(2016.2,158,bandas,lty = 1,col = c(1,2),cex=1)#leyendas

par(mfrow=c(2,1))

windows()

plot(mod1)

band<-expression("Consumo de energía", "Estimado Holt-Winters")

legend(2016.4,158,band,lty = 1,col = c(1,2),cex=1)

plot(forecast.HoltWinters(mod1,seasonal = "multiplicative"))

summary(forecast.HoltWinters(mod2))#metodo de holtwinters

hw1<-forecast.HoltWinters(mod1)#para generar los residuos

dm.test(ajuste$resid,a$residuals)#prueba de Hipotesis para elegir el mejor modelo

#pronosticos

library(XLConnect)

proncons<-forecast(ajuste,level = 95,h = 38)#generar pronosticos 2017-2020")

windows()

plot(proncons, main=" Pronósticos del consumo de energía eléctrica 2017-2020")#grafica el
pronostico

View(pronos)#ver los pronosticos en un dataframe

write.csv(proncons,file = "pronosticos.csv",sep = ";")

# Gráficos secuencial y Q-Q normal de los residuos

par(mfrow=c(2,1))

plot(ajuste$resid, type="o", xlab="Año", ylab="")

abline(h=0)

windows()

qqnorm(ajuste$resid)

qqline(ajuste$resid)

```

```

##### Contrastes de hipótesis

## Independencia:

# fas y fap de los residuos

windows()

par(mfrow=c(2,1))

acf(ajuste$resid, main="")

pacf(ajuste$resid, main="")

# Fas estimadas y Ljung-Box

tsdiag(ajuste, gof.lag=25)

Box.test(ajuste$residuals^2,lag = 40, type = "Ljung-Box")

# Normalidad

jarqueberaTest(ajuste$resid)#test de normalidad de residuos para consumo

windows()

hist(ajuste$resid, freq = F,ylim = c(0,0.08))

lines(density(ajuste$resid))

shapiro.test(ajuste$resid)

#estacionariedad

adf.test(ajuste$resid, alternative ="stationary")#test de estacionariedad

#homocedasticidad

white.test(ajuste$resid)

windows()

plot(ajuste$resid)

#demanda

#modelo Arima para la demanda de potencia máxima de energia electrica

MgH<- ts(NDeman,start = 2013,frequency = 12)# creación de la serie de tiempo de la Demanda

x2<-1:length(NDeman)

windows()

```

```

plot(decompose(MgH), xlab="Tiempo")#descomposicion de la st
summary(lm(Deman~x2))
plot(x2,NDeman,type="l", xlab="Meses del periodo 2013-2017",ylab="Demanda en Mw/H",
      main="Demanda de Potencia Máxima de Energia eléctrica")
abline(lm(NDeman~x2), col=4)

#autocorrelograma de la demanda de potencia máxima
windows()
par(mfrow=c(2,1))
acf(MgH,lag.max = 48, main="Autocorrelograma simple de la demanda de
potencia")#autocorrelograma st
pacf(MgH, lag.max = 48,main="Autocorrelograma parcial de la demanda de
potencia")#autocorrelograma parcial st

#separar o eliminar tendencia
sit1<-log(KwH)
dif1st<-diff(sit1)
plot(dif1st)

#modelo de predicción de la demanda
auto.arima(MgH, trace = TRUE, test = "kpss", ic = "bic")
respd<- arima(MgH, order=c(1,0,1), include.mean=TRUE)
respd
confint(respd)
summary(respd)#medidas de precisión ARIMA
mdhwd<- holt(MgH,seasonal = "multiplicative",h = 38,level = 95)
summary(mdhwd)# medidas de precisión Holt Winters
band1<-expression("Demanda de Potencia Máxima","Estimado por Holt-Winters")#
obs/predichos demanda holt-winters
legend(2016.5,0.55,band1,lty = 1,col = c(1,2),cex=1)
plot(mhw, main="Demanda y demanda pronosticada por el metodo de Holt-Winters")
windows()
fdt<-fitted(respd)#predichos del modelo arima

```

```

tdn<-cbind(MgH,fdt)#genera los datos predichos del ARIMA

ts.plot(tdn,col=c(1,2),main="Demanda y Demanda estimado por ARMA",ylab="Demanda de
Potencia en MWh",

      xlab="Año")#grafica obs/pred

band<-expression("Demanda de Potencia Máxima", "Estimado por ARMA")

legend(2016,0.84,band,lty = 1,col = c(1,2),cex=1)

summary(mdhwd)

summary(forecast(mhw,h = 38, level = 95))

mwhp<-forecast(mhw,h = 38, level = 95)

windows()

plot(forecast(mhw,h = 38, level = 95),ylim=c(0.2,1.2),ylim=c(0.4,1.0), main="Pronósticos de la
demanda de Potencia máxima en MW/h")

plot(mhw)

plot(mdhwd)

write.csv(mwhp,file = "pronosticos.csv",sep = ";")

dm.test(respd$residuals, mdhwd$residuals, alternative = c("two.sided", "less", "greater"))

# Normalidad

jarqueberaTest(mdhwd$residuals)

windows()

hist(mdhwd$residuals, freq = F, main="Residuales del modelo", ylim = c(0,8))

lines(density(mdhwd$residuals))

qqnorm(mdhwd$resid)

qqline(mdhwd$resid)

#estacionariedad

shapiro.test(mdhwd$residuals)

windows()

plot(respd, main="Test de raíz unitaria")#estacionariedad raiz unitaria

adf.test(mdhwd$resid, alternative = "stationary")#test de estacionariedad

## Independencia:

```

```
# fas y fap de los residuos
```

```
windows()
```

```
par(mfrow=c(2,1))
```

```
acf(ajuste$resid, main="")
```

```
pacf(ajuste$resid, main="")
```

```
# Fas estimadas y Ljung-Box
```

```
Box.test(mdhwd$residuals^2,lag = 40, type = "Ljung-Box")
```

- **Anexo N° 1:** Fotos EERSA

