

UNIVERSIDAD NACIONAL PEDRO RUIZ GALLO
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
ESCUELA PROFESIONAL DE ESTADÍSTICA



TESIS

Para Optar el Título Profesional de Licenciado (a) en Estadística

“Modelo de Pronóstico de la Cantidad de Producción de Electricidad
con la Metodología de Box Jenkins de la Región Lambayeque en el
periodo 2005–2017”

AUTORES:

Br. Arévalo Cabrera, Silvia Esther

Br. Santisteban Morales, Christian Ronald

ASESOR

Ms.C. Antón Pérez, Juan Manuel

LAMBAYEQUE, 2020

UNIVERSIDAD NACIONAL PEDRO RUIZ GALLO
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
ESCUELA PROFESIONAL DE ESTADÍSTICA



TESIS

“Modelo de Pronóstico de la Cantidad de Producción de Electricidad con la Metodología de Box Jenkins de la Región Lambayeque en el periodo 2005–2017”

PRESENTADO POR:

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Silvia Arévalo'.

.....
Br. SILVIA ESTHER ARÉVALO CABRERA
AUTOR

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Christian R. Morales'.

.....
Br. CHRISTIAN RONALD SANTISTEBAN MORALES
AUTOR

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Juan Manuel Pérez'.

.....
Ms.C. ANTÓN PÉREZ, JUAN MANUEL
ASESOR



UNIVERSIDAD NACIONAL PEDRO RUIZ GALLO
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
ESCUELA PROFESIONAL DE ESTADÍSTICA



TESIS

“Modelo de Pronóstico de la Cantidad de Producción de Electricidad con la Metodología de Box Jenkins de la Región Lambayeque en el periodo 2005–2017”

POR:

Br. ARÉVALO CABRERA, SILVIA ESTHER

Br. SANTISTEBAN MORALES, CHRISTIAN RONALD

TESIS PRESENTADA A CONSIDERACIÓN DEL CUERPO DE DOCENTES DE LA FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL PEDRO RUIZ GALLO PARA OBTENER EL TÍTULO DE LICENCIADO (A) EN ESTADÍSTICA

APROBADO POR:

.....
Ms.C. MANUEL FRANSISCO HURTADO SÁNCHEZ
PRESIDENTE

.....
Lic. Est. HUGO LORGIO SAAVEDRA SAAVEDRA
SECRETARIO

.....
Ms.C. JOSÉ LUIS RODAS CABANILLAS
VOCAL

ACTA DE SUSTENTACIÓN



UNIVERSIDAD NACIONAL PEDRO RUIZ GALLO
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DECANATO
Ciudad Universitaria - Lambayeque



ACTA DE SUSTENTACIÓN N°009-VIRTUAL-2020-D/FACFyM

(Sustentación Autorizada por Resolución N°238-VIRTUAL-2020-D/FACFyM)

En la ciudad de Lambayeque, siendo las 12:30 del día 19/10/2020, se reunieron en la plataforma Meet generada por el Centro de Investigación de la FACFyM los miembros del Jurado designados mediante Resolución N°1654-2018-D/FACFyM, los docentes:

Mg. Manuel Francisco Hurtado Sánchez	Presidente
Lic. Estad. Hugo Lorgio Saavedra Saavedra	Secretario
Dr. José Luis Rodas Cabanillas	Vocal

Para recibir la tesis titulada:

“Modelo de Pronóstico de la Cantidad de Producción de Electricidad con la Metodología de Box Jenkins de la Región Lambayeque en el periodo 2005–2017”

desarrollada por los Bachilleres en Estadística **Santisteban Morales Christian Ronald y Arévalo Cabrera Silvia Esther.**

Después de escuchar la exposición y las respuestas a las preguntas formuladas por los miembros del Jurado, se acordó APROBAR el trabajo por UNANIMIDAD con el calificativo de BUENO.

En consecuencia, los Bachilleres en referencia quedan aptos para recibir el Título Profesional de Licenciado (a) en Estadística de acuerdo a la Ley Universitaria, el Estatuto y Reglamento de la Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo de Lambayeque.

Observaciones:

Las observaciones de forma hechas por el Jurado deben ser levantadas en la versión final del Informe

Para constancia del hecho firman.

Mg. Manuel Francisco Hurtado Sánchez
Presidente

Lic. Estad. Hugo Lorgio Saavedra Saavedra
Secretario

Dr. José Luis Rodas Cabanillas
Vocal

M.Sc. Juan Manuel Antón Pérez
Asesor



DECLARACIÓN JURADA

Silvia Esther Arévalo Cabrera y Christian Ronald Santisteban Morales investigadores principales, con el apoyo del Ms.C. Antón Pérez, Juan Manuel, asesor del trabajo de investigación “**Modelo de Pronóstico de la Cantidad de Producción de Electricidad con la Metodología de Box Jenkins de la Región Lambayeque en el periodo 2005–2017**”; declaramos bajo juramento que este trabajo no ha sido plagiado, ni contiene datos falsos. En caso se demostrara lo contrario asumiremos con responsabilidad la anulación de este informe y por ende el proceso administrativo a que hubiese lugar. Que puede conducir a la anulación del título emitido como consecuencia de este informe.

Lambayeque, 2020.

Investigadores:



.....
Br. SILVIA ESTHER ARÉVALO CABRERA
AUTOR



.....
Br. CHRISTIAN RONALD SANTISTEBAN MORALES
AUTOR



.....
Ms.C. ANTÓN PÉREZ, JUAN MANUEL
ASESOR

DEDICATORIA

Especialmente a Dios Jehová por darme la vida, sabiduría y ser el guía en cada uno de mis pasos. A mi MAMAELVA Rosa Aguilar Acosta que hoy goza del descanso efímero al lado de nuestro Padre Celestial, esperando la resurrección. GRACIAS MAMITAELVA porque por ti comencé en dedicarme en terminar la tesis y darte, aunque sea una pequeña alegría ante tu tristeza. GRACIAS MAMITAELVA por tus buenas enseñanzas y por el apoyo incondicional que me has brindado, nunca lo olvidaré. ¡¡HASTA PRONTO!!

Christian Ronald Santisteban Morales

A Dios por todas las bendiciones que me da y a mi maravillosa madre, por ser el soporte más importante en mi vida, por demostrarme siempre su amor y apoyo incondicional. A mi hermano que siempre ha estado junto a mí y brindándome su apoyo, muchas veces poniéndose en el papel de padre.

Silvia Esther Arévalo Cabrera

AGRADECIMIENTO

A mis padres Edilberto Santisteban Tuñoque, Lily Maribel Morales Aguilar; a mis abuelos Virgilio Morales Imán y Elva Rosa Aguilar Acosta; a mi hermano Ángel Peña Morales por ser fuentes de inspiración, superación, respeto y por darme el apoyo incondicional en mis estudios.

Al profesor Juan Manuel Antón Pérez, por sus buenas enseñanzas y paciencia que ha tenido con nosotros en el desarrollo de este arduo trabajo.

Christian Ronald Santisteban Morales

A mi madre, por darme siempre su apoyo y cariño incondicional cuando lo necesité. Al profesor Juan Manuel Antón Pérez, por compartir sus conocimientos y su apoyo incondicional para la elaboración de este proyecto

Silvia Esther Arévalo Cabrera

ÍNDICE GENERAL

ACTA DE SUSTENTACIÓN.....	iv
DECLARACIÓN JURADA	v
DEDICATORIA.....	vi
AGRADECIMIENTO.....	vii
ÍNDICE GENERAL	viii
ÍNDICE DE TABLAS.....	ix
ÍNDICE DE FIGURAS	x
RESUMEN	xii
ABSTRACT	xiii
Introducción	1
CAPÍTULO I. Diseño Teórico	6
CAPÍTULO II. Métodos y Materiales	12
. Diseño de contrastación de hipótesis	12
. Población y Muestra	12
. Técnica de recolección de datos	12
. Instrumento	12
. Equipos y Materiales	12
CAPÍTULO III. Resultados y Discusión	13
CAPÍTULO IV. Conclusiones.....	57
CAPÍTULO V. Recomendaciones	58
BIBLIOGRAFÍA REFERENCIADA	59
ANEXOS	63

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Estadísticos descriptivos de la cantidad de producción de electricidad en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP, periodo Enero 2005 a Diciembre 2017.....	14
Tabla 2: Modelos propuestos para explicar el comportamiento de la serie diferenciada en un periodo de la Cantidad de Producción de Electricidad.....	21
Tabla 3: Pronósticos de la cantidad de producción de electricidad en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP con modelos SARIMA's para el año 2017.....	50
Tabla 4: Comparación de la evaluación de los errores de pronósticos de los modelos SARIMA's propuestos.....	53

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: La serie original de la cantidad de producción de electricidad en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP, periodo Enero 2005 a Diciembre 2017.....	13
Figura 2: Descomposición de la serie original y sus componentes de tendencia, estacionalidad e irregularidad.....	15
Figura 3: Función de autocorrelación simple de la serie original	16
Figura 4: Función de autocorrelación Parcial de la serie original.....	16
Figura 5: Serie original diferencia en 1 periodo.....	18
Figura 6: Función de autocorrelación simple de la serie original diferencial	20
Figura 7: Función de autocorrelación parcial de la serie original diferencial.....	20
Figura 8: Función de autocorrelación simple de los residuales del modelo SARIMA (1,1,1) (1,1,0)	30
Figura 9: Función de autocorrelación parcial de los residuales del modelo SARIMA (1,1,1) (1,1,0)	30
Figura 10: Análisis de los residuales del modelo SARIMA (1,1,1) (1,1,0)	31
Figura 11: Linealidad de los residuales del modelo SARIMA (1,1,1) (1,1,0) para identificar si provienen de una distribución normal.....	32
Figura 12: Función de autocorrelación simple de los residuales del modelo SARIMA (1,1,5) (1,1,0).....	34
Figura 13: Función de autocorrelación parcial de los residuales del modelo SARIMA (1,1,5) (1,1,0).....	34
Figura 14: Análisis de los residuales del modelo SARIMA (1,1,5) (1,1,0)	35
Figura 15: Linealidad de los residuales del modelo SARIMA (1,1,5) (1,1,0)	36
Figura 16: Función de autocorrelación simple de los residuales del modelo SARIMA (2,1,1) (1,0,0).....	38
Figura 17: Función de autocorrelación parcial de los residuales del modelo SARIMA (2,1,1) (1,0,0).....	38
Figura 18: Análisis de los residuales del modelo SARIMA (2,1,1) (1,0,0)	39
Figura 19: Linealidad de los residuales del modelo SARIMA (1,1,5) (1,1,0)	40

Figura 20: Función de autocorrelación simple de los residuales del modelo SARIMA (2,1,2) (1,0,0).....	42
Figura 21: Función de autocorrelación parcial de los residuales del modelo SARIMA (2,1,2) (1,0,0).....	42
Figura 22: Análisis de los residuales del modelo SARIMA (2,1,2) (1,0,0)	43
Figura 23: Linealidad de los residuales del modelo SARIMA (2,1,2) (1,0,0)	44
Figura 24: Función de autocorrelación simple de los residuales del modelo SARIMA (2,1,2) (1,1,0).....	46
Figura 25: Función de autocorrelación parcial de los residuales del modelo SARIMA (2,1,2) (1,1,0).....	46
Figura 26: Análisis de los residuales del modelo SARIMA (2,1,2) (1,1,0)	47
Figura 27: Linealidad de los residuales del modelo SARIMA (2,1,2) (1,1,0)	48
Figura 28: Valores pronosticados del modelo SARIMA (1,1,5) (1,1,0) de la cantidad de producción de electricidad en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP, periodo enero 2005 a diciembre 2017.....	51
Figura 29: Valores pronosticados del modelo SARIMA (2,1,2) (1,0,0) de la cantidad de producción de electricidad en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP, periodo enero 2005 a diciembre 2017.....	51
Figura 30: Valores pronosticados del modelo SARIMA (2,1,2) (1,1,0) de la cantidad de producción de electricidad en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP, periodo enero 2005 a diciembre 2017.....	52
Figura 31: La serie original de la cantidad de producción de energía eléctrica en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP, periodo Enero 2005 a Diciembre 2017.....	64

RESUMEN

Nuestra investigación tuvo como finalidad determinar el Modelo óptimo de Pronóstico de la Cantidad de Producción de Electricidad con la Metodología de Box Jenkins, Región Lambayeque del periodo 2005– 2017, obtenida de la página web del Banco Central de Reserva del Perú (BCRP).

La muestra de observaciones de la cantidad de producción de electricidad durante el periodo de estudio fue de 156 por mes.

La investigación fue de tipo observacional y predictiva, mientras que el diseño fue de serie de tiempo longitudinal.

La metodología utilizada para encontrar el mejor modelo de pronóstico fue la de Box – Jenkins, utilizando un nivel de confiabilidad del 95% para las pruebas de hipótesis contrastadas en el proceso de estimación.

El modelo óptimo de pronóstico analizó una serie estacionaria diferenciada en 1 periodo, con estacionalidad de 12 meses, con coeficientes estimados de los parámetros significativos, con coeficientes de autocorrelación de los residuales independientes y con errores con distribución normal.

El modelo óptimo de pronóstico se eligió teniendo en cuenta el criterio de parsimonia y con el menor BIC (758.49), el cual fue un SARIMA (2,1,2)(1,1,0)₁₂ cuya ecuación general es: $(1 - \alpha_1 L - \alpha_2 L^2)(1 - \beta_1 L^{12})((Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-12} - Y_{t-13})) = (1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2)e_t$ y su ecuación específica es: $Y_t = 1.2858 Y_{t-1} + 0.7365 Y_{t-2} - 0.4507 Y_{t-3} + 0.5022 Y_{t-12} - 0.07412876 Y_{t-13} - 0.81858722 Y_{t-14} + 0.22634154 Y_{t-15} + 0.4978 Y_{t-24} - 0.35552876 Y_{t-25} - 0.08208722 Y_{t-26} + 0.22435846 Y_{t-27} + e_t + 0.5496 e_{t-1} + 0.4345 e_{t-2}$

Palabras claves: Producción de electricidad, serie de tiempo, SARIMA

ABSTRACT

The purpose of this research was to determine the optimal model for forecasting the amount of electricity production with the methodology of Box Jenkins, Lambayeque region of the 2005– 2017 period, obtained from the website of the Central Reserve Bank of Peru (BCRP).

The sample of observations of the amount of electricity production during the study period was 156 per month.

The research was observational and predictive, while the design was a longitudinal time series.

The methodology used to find the best forecast model was that of Box - Jenkins, using a 95% confidence level for the hypothesis tests tested in the estimation process.

The optimal forecast model analyzed a differentiated stationary series in 1 period, with 12-month seasonality, with estimated coefficients of the significant parameters, with autocorrelation coefficients of the independent residuals and with errors with normal distribution.

The optimal forecast model was chosen taking into account the criteria of parsimony and with the lowest BIC (758.49), which was a SARIMA (2,1,2)(1,1,0)₁₂ whose general equation is: $(1 - \alpha_1 L - \alpha_2 L^2)(1 - \beta_1 L^{12})(Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-12} - Y_{t-13}) = (1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2)e_t$ and its specific equation is: $Y_t = 1.2858 Y_{t-1} + 0.7365 Y_{t-2} - 0.4507 Y_{t-3} + 0.5022 Y_{t-12} - 0.07412876 Y_{t-13} - 0.81858722 Y_{t-14} + 0.22634154 Y_{t-15} + 0.4978 Y_{t-24} - 0.35552876 Y_{t-25} - 0.08208722 Y_{t-26} + 0.22435846 Y_{t-27} + e_t + 0.5496 e_{t-1} + 0.4345 e_{t-2}$

Keywords: Electricity production, time series, SARIMA

Introducción

La problemática de la electricidad es cada vez mayor ya que no se puede almacenar o producir a grandes magnitudes debido a su precio, no se dispone de los componentes y debe generar de acuerdo a la demanda del consumidor. (Ortega, 2011)

En el mundo la electricidad anual generada y expresada en kilovatios-hora, varía según el país, para el año 2015 la Unión Europea generó 4 088 trillones kWh (kilovatio hora). La India generó 1 289 trillones kWh, Rusia 1 008 trillones kWh, Japón 976 300 billón kWh, Canadá 643 200 billón kWh, Venezuela 114 400 billón kWh, Chile 71 660 billón kWh. Para el año 2016, China generó energía eléctrica de 6 142 trillones kWh, Brasil 578 900 billón kWh, Corea del Sur 528 100 billón kWh, Taiwán 264 100 billón kWh, Noruega 149 500 billón kWh. Para el año 2017, Indonesia generó energía eléctrica la cantidad de 231 100 billón kWh, Vietnam 198 400 billón kWh, Argentina 136 400 billón kWh, Kazajistán 103 100 billón kWh, Filipinas 94 370 billón kWh, Colombia 71 920 billón kWh. (Central Intelligence Agency, 2018)

En el Perú las empresas que mayor participación por fuente de generación de energía eléctrica son las centrales hidroeléctricas que registran una producción de 1.897 GW.h (46,9% de participación), las centrales térmicas de 2.047 GW.h (50,6%) y las centrales con fuentes no convencionales (solar y eólica) con 99 GW.h (2,4%) (El Comercio, 2017). Según informó el Ministerio de Energía y Minas [MEM] que en el año 2017, la elaboración de la electricidad en el territorio nacional, logró obtener 52643 GW.h (Gigavatio hora), representando un aumento de 1.8% que en el 2016. Además, se dice que hay una diferencia mínima de 0.2% (4511 GW.h) entre los periodos analizados para el mes de diciembre; así mismo las entidades eléctricas obtuvieron una producción de 4 321 GW.h (97.4% del total nacional). También mencionan que los centros hidroeléctricos tienen una producción de 2622 GW.h; las termoeléctricas 1735 GW.h; las centrales con recursos renovables 155 GW.h. Finalmente las centrales pertenecientes a las corporaciones Engie , Enel y Colbún Perú S.A., generaron 15.3%, 14.6% y 9.3% respectivamente (Gestión, 2018).

Según el Instituto Nacional de Estadística e Informática [INEI] (2010), menciona que la producción de electricidad en la Región Lambayeque en el año 2009 registró 111 Gw.h, representando una disminución de 8,8% en comparación con lo producido en el año 2008, que se generó 122 Gw.h. Pero a pesar de dicha disminución experimentada en la producción, el consumo de electricidad creció en 7,5% (p. 51).

El INEI (2011), en su Informe Técnico N° 02 reporta que en el período enero – diciembre del año 2010/2009 la producción de energía eléctrica disminuyó en 7,6% (p. 17).

El INEI (2012), en su Informe Técnico N° 02 reporta que en el periodo de enero-diciembre del 2011/2010 la producción de energía eléctrica decreció en 7,3% (p. 17).

El INEI en el año 2013 citado por Alvarado, Alama, Palacios y Arroyo (2013), mencionan que en el período enero-noviembre del 2013, registró 82864 mw h, por lo que el sector sufrió una caída de 6,7 por ciento respecto del análogo lapso del año 2012 que generó 88788 kWh. (p.11)

El INEI (2018), reporta en su Informe Técnico N° 02 que en el periodo del año 2017/2016, la producción de energía eléctrica disminuyó en 25% (p. 15). (Instituto Nacional de Estadística e Informática, 2018)

Los autores realizaron una búsqueda exhaustiva en diferentes repositorios de información de tesis, artículos, libros entre otros, y no encontraron una que reporte un modelo de pronóstico de la cantidad de producción de electricidad en la región Lambayeque. Sin embargo, es necesario conocer el modelo para estudiar el comportamiento de la producción de electricidad y debido a la disminución de la cantidad de producción de este servicio en la región de estudio, se propusieron analizar, la serie correspondiente que permita identificar sus características como tendencia, estacionariedad y estacionalidad, para determinar un modelo de pronóstico para la producción de electricidad (GW.h) utilizando la metodología de Box Jenkins para series de tiempo. De esta manera se contará con un modelo que permita conocer con anticipación la producción estimada que lleve a las autoridades que correspondan a planificar su racionamiento y las políticas para aumentar la producción de electricidad.

Ante lo expuesto se planteó en el estudio el siguiente problema: ¿Cuál es el Modelo de Pronóstico de la Cantidad de Producción de Electricidad con la Metodología de Box Jenkins, Región Lambayeque sobre la base de la información del periodo 2005– 2017?

Para la solución de la problemática se formuló el objetivo general: Determinar el Modelo óptimo de Pronóstico de la Cantidad de Producción de Electricidad con la Metodología de Box Jenkins, Región Lambayeque sobre la base de la información del periodo 2005– 2017. Teniendo como objetivos específicos: analizar los componentes de tendencia, estacionariedad y estacionalidad de la serie original de la producción de electricidad de la Región Lambayeque en el periodo 2005 – 2017; estimar el modelo de

pronóstico de la cantidad de la producción de electricidad de la Región Lambayeque en el periodo 2005 – 2017; evaluar la adecuacidad de la serie de la cantidad de la producción de electricidad de la Región Lambayeque en el periodo 2005 – 2017; evaluar los residuos del modelo de pronóstico de la cantidad de producción de electricidad de la Región Lambayeque en el periodo 2005 – 2017 y evaluar los pronósticos del modelo de la cantidad de producción de electricidad de la Región Lambayeque con las cantidades de producción reportadas de enero a diciembre del 2018 por el BCRP.

El presente estudio se estructuró de la siguiente manera:

En el capítulo I, se presenta el diseño teórico, en donde se realiza el estudio con los conceptos de la variable planteada.

En el capítulo II, se presentan los métodos y materiales a utilizar para la ejecución del estudio.

En el capítulo III, se presenta el análisis e interpretación de los resultados con la metodología empleada y las discusiones del estudio,

En el capítulo IV, se presentan las conclusiones del estudio.

En el capítulo V, se plantean sugerencias y/o soluciones en donde puedan mejorar el estudio mediante recomendaciones.

. Antecedentes

A nivel Internacional

Orellana (2012), en su investigación de tesis bajo el título **“Modelación y Pronóstico de la Demanda de Energía Eléctrica de Mediano Plazo de El Salvador”** ha llegado a la conclusión que el ARIMA (0,1,2) x (0,1,1)₅₂ es el mejor modelo para pronosticar la demanda de electricidad, obtenido un error relativo porcentual menor. El modelo queda en: $(1-B)^{52}(1-B)X_t = (1-0.862B^{52})(1-0.471B-0.294B^2)at + 10.065I_t^{176} + 7.841I_t^{196} + 9.535I_t^{225} + 5.781I_t^{437} + 8.177I_t^{510}$.

Gómez (2010) en su investigación de tesis bajo el título **“Pronóstico de una serie temporal usando redes neuronales”** ha llegado a la conclusión que el ARIMA(1, 1, 1) es el modelo más destacado, siendo sus valores: $\hat{\phi} = 0.54$; $\hat{\theta} = -0.84$ y es descrito como: $X_t = 1.5415X_{t-1} - 0.5415X_{t-2} + Z_t + 0.8387Z_{t-1}$

Murillo y col. (2003) en su investigación **“Estudio del pronóstico de la demanda de energía eléctrica, utilizando modelos de series de tiempo”**, concluye que el ARIMA(1,0,0)(2,1,0) es el mejor modelo que ha obtenido y se manifiesta de la siguiente manera: $y_t = \phi_1 y_t - 1\phi_2 y_{t-7} + \phi_3 y_{t-14}$.

A nivel Nacional

Damián & Sandoval (2018) en su investigación de tesis bajo el título **“Modelo óptimo de Pronóstico del índice mensual de Producción de Electricidad”- Perú en el Periodo 2006–2015”** ha llegado a la conclusión que el modelo SARIMA (1, 1,0) (0, 1,1)₁₂, es el más destacado, con RMSE= 0.04022721, MAD = 2.72987362, MAPE = 1.57930373 y sus coeficientes AR (1)= -0.4754, SMA (12)= 0.7768, de las cuales resultó la siguiente expresión matemática: $Y_t = 0.5246Y_{t-1} - 0.4754Y_{t-2} + Y_{t-12} - 0.5246Y_{t-13} - 0.4754Y_{t-14} + e_t - \phi_1 + e_{t-12}$

Quizpe (2015) en su investigación de tesis bajo el título **“Modelo univariante para el consumo de energía eléctrica Doméstica en el Distrito de Ayaviri – Electro Puno, periodo 2004- 2013”** ha llegado a la conclusión que el ARIMA (3,1,1) (1,0,1) es el modelo que más resalta y se describe como: $\hat{y}_t = y_{t-1} - 1.0247 y_{t-1} - y_{t-2} + 0.3257 y_{t-2} - y_{t-3} - 0.1801 y_{t-3} - y_{t-4} + 0.7447 y_{t-12} - y_{t-13} + 0.7630 y_{t-13} - y_{t-14} + 0.2425 y_{t-14} - y_{t-15} + 0.1341 y_{t-15} - y_{t-16} - 0.6113\varepsilon_{t-12} - 0.917\varepsilon_{t-1} - 0.561\varepsilon_{t-13} + \varepsilon_t$.

De la Cruz (2014) en su investigación de tesis bajo el título **“Análisis y proyección del consumo eléctrico residencial de la Región Piura mediante modelo univariante**

Arima” ha llegado a la conclusión que el ARIMA $X_t^{0.5} (2,1,1) (0,1,1)$ es el modelo más eficiente que ha obtenido.

Antón (2011) en su investigación de tesis bajo el título **“Modelo de Pronóstico del Índice Mensual de Producción de Electricidad” Metodología Box y Jenkins. Ministerio de Energía y Minas. Perú. Enero 1994 - Mayo del 2007**” ha llegado a la conclusión que el SARIMA $(0,1,1) (0,1,1)$ es el modelo estimado más satisfactorio con $MA(1)= 0,2667$, $SMA(12)= 0,5901$ y su ecuación fue: $\hat{y}_t = y_{t-1} + y_{t-12} - y_{t-13} - 0,2677\hat{\epsilon}_{t-1} - 0,5901\hat{\epsilon}_{t-12} + 0,15797\hat{\epsilon}_{t-13}$.

CAPÍTULO I. Diseño Teórico

. Bases Teóricas

. Series de Tiempo

Farrera (2013) menciona que la serie es una secuencia de datos uniformes que deben ser analizados semanalmente, mensualmente y anualmente.

Martínez (2015) menciona que las series de tiempo se distingue por ser un modelo determinista, que predice con exactitud los valores futuros y modelo estocástico, en donde los valores futuros se hallan parcialmente, a través del cálculo de probabilidades. Además, se debe a la influencia de tres componentes básicos:

. Tendencia: se define por el cambio en el tiempo prolongado y se identifica mediante la observación de movimientos o evolución continua de la serie a largo plazo.

. Efecto estacional: las series presentan habitualmente un movimiento o variación que puede considerarse cíclico o periódico, como consecuencia de las características propias del fenómeno objeto de estudio.

. Componente aleatoria: una vez eliminados los elementos que se han mencionado, tienen que ser estudiados algunas cantidades de aleatoriedad con algún modelo probabilístico. (p.227)

Aragón (2017) menciona que las series temporales son estacionarias, es decir, su media, varianza y covarianza se mantienen constantes a lo largo del tiempo. Además, es no estacionaria, donde muestran un cambio de varianza, tendencia o efectos estacionales a lo largo del tiempo.

. Modelo de serie de tiempo correspondiente a un ARIMA y SARIMA

. Modelo ARIMA

De la Fuente (2016), hace mención que un modelo ARIMA (p, d, q) denominado proceso autorregresivo integrado de media móviles de orden p, d, q; describe una serie de observaciones después de diferenciados d veces, a fin de extraer las posibles fuentes de no estacionariedad. Si hay algún componente p, d, q igual a cero, se elimina el término correspondiente de la fórmula general, que toma la expresión: $(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d X_t = (1 - v_1 B - v_2 B^2 - \dots - v_q B^q) a_t$

Las series con tendencia secular y variaciones cíclicas se representan por los modelos ARIMA (p, d, q) (P, D, Q). En donde el primer paréntesis (p, d, q) se refiere a la tendencia secular o parte regular de la serie y el segundo paréntesis (P, D, Q) se refiere a las variaciones estacionales o parte cíclica de la serie temporal. (pp.7-8)

Reyes (2015), hace mención que para la identificación de un modelo adecuado de ARIMA se tiene en cuenta:

. Diferencias: sirven para identificar patrones de tendencia, estacionalidad y se determinan por cantidades de la serie temporal.

. Los atrasos (lags): son cantidades siguientes que han sido pronosticados por datos anteriores

. Autocorrelación: es la relación entre los elementos de la serie que han sido separados por K unidades y su figura se llama función de autocorrelación (ACF) permitiendo determinar la estacionalidad y elegir las características para incluir al modelo ARIMA.

. Autocorrelación parcial: es la correlación entre pares ordenados de una serie que mide la fortaleza de la relación con otros elementos a tomarlos en cuenta en el modelo ARIMA y su figura se llama función de autocorrelación (PACF) (pp. 27-32).

Arce y Mahía (2003) mencionan que para las predicciones realizadas con modelos ARIMA, se hablan de las características como el MA(q), AR(p), ARMA(p, q); ARI(p,d) e IMA (d,q); que se basan mediante la media del proceso y del horizonte temporal de la predicción siempre que aumente o sea mayor. Salvo de la última característica que sería una línea recta que parte de $\hat{Y}(1)$ con pendiente igual a la media del proceso w_T (p. 30).

. Modelo SARIMA

Giraldo (2006) menciona que el SARIMA (p, 0, q) (P, 0, Q) [s] es igual a un ARMA (p + P, q + Q) donde serían ser estacionario como estacionales (p. 131). (Giraldo, 2006). Y si la serie Y_t tiene un elemento con una fase s es aceptable suprimirla diferenciando con un rezago de orden s , transformando Y_t a

$$W_t = (1 - L^s)^D Y_t = \Delta_s^D Y_t, \quad D=0, 1, 2.$$

Y buscando una estructura ARMA para W_t

. Modelo Multiplicativo SARIMA

Sin embargo, si hay estacionariedad, pueden existir estructuras ARIMA intra período y entre los s periodos. Las ARIMA intra son modelos de la siguiente manera:

$$\varphi_p(L)\Delta^d Y_t = \theta_q(L)\varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim RB(0, \sigma^2).$$

Los ARIMA entre es un $ARIMA(P, D, Q)_s$ que son:

$$\varphi_p(L^s)\Delta_s^D Y_t = \theta_q(L^s)\varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim RB(0, \sigma^2).$$

Y se define el modelo SARIMA (p, d, q) (P, D, Q)_s como

$$\varphi_p(L)\Phi_p(L^s)\Delta^d \Delta_s^D Y_t = \theta_q(L)\Theta_Q(L^s)\varepsilon_t,$$

Donde $X_t = \Delta^d \Delta_s^D Y_t = (1 - L)^d (1 - L^s)^D Y_t$ es un reajuste (filtro lineal) que suprime la tendencia y la estacionalidad tendiendo una estructura ARMA (p + P_s, q + Q_s).

El modelo debe ser:

$$\varphi_p(L)\Phi_p(L^s)X_t = \theta_q(L)\Theta_Q(L^s)\varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim RB(0, \sigma^2). \quad (1)$$

es similar o equivalente al modelo

$$Y_t = a + bt + \sum_{j=1}^{s-1} \delta_j I_j(t) + X_t \quad (2)$$

Estas dos ecuaciones que calcula la serie diferenciada X_t es igual a suprimir una tendencia y estacionalidad aleatorias en (1) y determinísticas en (2), dando ajuste al modelo ARMA con los residuos constitutivos (pp. 127-128)

. Metodología de Box-Jenkins

Jimenes y col. (2006) mencionan que este método encuentra un modelo matemático que simbolice el comportamiento de una serie tiempo, además hace previsiones únicamente introduciendo el periodo de tiempo correspondiente. (p. 187)

Para la elaboración de un modelo ARIMA con fines predictivos se debe seguir diversas etapas:

. Identificación del modelo

Arce y Mahía (2003) mencionan que esta etapa consiste en hallar las funciones de autocorrelación total y parcial de la serie (siempre que se cumpla con las condiciones del proceso estocástico estacionario). Además de comparar sus correlogramas convenientemente a los AR(p), MA(q) o ARMA(p, q). (p. 24)

. Prueba de raíz unitaria Dickey-Fuller

Vidal (2015) nos dice que la hipótesis a probar es: $H_0: \rho = 1$ y para contrastar la hipótesis se utilizará el estadístico:

$$\hat{t} = \frac{\hat{\rho} - 1}{S / \sqrt{\sum_{t=1}^T Y_{t-1}^2}}$$

Donde:

ρ : coeficiente obtenido de la regresión Y_t sobre Y_{t-1}

S : error estándar de la regresión

Y_{t-1} : variable desfasada

Si el estadístico t excede a las cantidades absolutas críticas de la prueba, no se acepta la hipótesis nula en que la serie de tiempo es no estacionaria u se tendrá que diferenciar. Si es diferente entonces será estacionaria.

Por lo que la prueba de Dickey y Fuller Aumenta (ADF) debe de aplicarse como:

$$\Delta Y_t = \mu + \delta \rho Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Constratación de hipótesis:

H_0 : Proceso no estacionario (hay raíz unitaria)

H_1 : Proceso estacionario (no hay raíz unitaria)

Se rechaza la H_0 si $|ADF| > |valor crítico|$ (p. 18).

. ¿Qué es la raíz unitaria?

Mahadeva & Robinson (2009) mencionan que esta prueba constata si son estacionarias las variables con alguna desigualdad comparada con si es estacionaria, y en efecto es posible que evite la regresión espuria (p. 11).

. Estimación del modelo

Angulo (2016) menciona que en esta etapa se encontrarán los mejores valores del parámetro (significativos) de los autorregresivos y media móvil introducidos en el modelo.

. Etapa de Verificación del modelo

En esta etapa se evalúa si el modelo es adecuado a través de la prueba de ruido blanco intermedio de los residuales.

. Etapa de Pronóstico del modelo

Cumpliendo con las otras etapas de la metodología, se logrará tener un modelo capaz de realizar predicciones confiables que el de los modelos tradicionales que predicen a corto plazo. (p. 17)

. Criterios de información de Akaike y Bayesiano

De Gallego (2016) menciona que los criterios de información abordan el compromiso entre la complejidad y la capacidad predictiva de un modelo.

Si el modelo es complejo entonces su capacidad para predecir será peor y si es sencillo en donde incluye elementos importantes en el sistema, entonces predecirá varios valores, con aceptación de un error de precisión.

Este compromiso simplifica los modelos estadísticos aminorando las características de predicción y si se eliminan variables, esta pierde capacidad explicativa y se entenderá que se tiene el posible modelo parsimonioso, que explica eficientemente con el menor número de parámetros.

Para hallar el modelo más parsimonioso, se necesita un indicador que mida la capacidad explicativa y penalice la complejidad; por lo que los criterios de información utilizan el Maximum Likelihood como criterio de bondad de ajuste y el número de parámetros como medida de complejidad. Es de la siguiente manera:

$$CI = \text{COMPLEJIDAD} - \text{BONDAD DE AJUSTE}$$

. Criterio de Información de Akaike (AIC)

Este criterio no restringe la complejidad del modelo por lo que seleccionará el modelo más complejo y es de la siguiente forma:

$$AIC = 2k - 2 \ln(L)$$

L es el valor máximo de verosimilitud mientras que $2\ln(L)$ es la medida de bondad de ajuste; en cuanto a la complejidad, viene dada por la cantidad de parámetros, k y la penalización es 2k.

. Criterio de Información Bayesiano (BIC)

Este criterio de Schwarz es muy similar al AIC, basándose en la verosimilitud máxima como método de medida de la bondad de ajuste y es:

$$BIC = k \ln(n) - 2 \ln(L).$$

Siendo k es el número de parámetros; L es el valor de máxima verosimilitud y n es el número de datos. Aquí la medida de complejidad integra k y $\ln(n)$ originando independencia al criterio del tamaño muestral y penaliza más la complejidad que el AIC. Por ende, el BIC es el más exigente al momento de elegir el mejor modelo pronostico.

CAPÍTULO II. Métodos y Materiales

. Diseño de contrastación de hipótesis

La investigación fue de tipo observacional y predictiva. Con diseño de serie de tiempo longitudinal.

El diseño de serie de tiempo longitudinal es un procedimiento que consiste en tomar múltiples registros al mismo sujeto u objeto a lo largo del tiempo, lo cual constituye una secuencia de datos registrados en una serie discreta de puntos u observaciones de una sola unidad observacional. (Bono, 2012, pp. 40-41)

. Población y Muestra

La población está conformada por los datos de la cantidad de producción de electricidad (Gigavatios-hora/mes) durante el periodo enero del 2005 hasta diciembre del 2017 en la Región Lambayeque, registrada en el Banco Central de Reserva del Perú. La misma que se indica en el Anexo III

<https://estadisticas.bcrp.gob.pe/estadisticas/series/mensuales/resultados/RD13055DM/html>

. Técnica de recolección de datos

Observación indirecta y Ficha electrónica

La ficha electrónica es una plataforma tal como una hoja electrónica o informática como el Excel en que registra datos de diferentes fuentes y cumple con las funciones de una ficha estándar (Ejemplode.com, 2013).

. Instrumento

Ficha de datos electrónica de Excel

. Equipos y Materiales

Dentro de los equipos se utilizará una laptop y en los materiales se utilizará el software libre RStudio.

CAPÍTULO III. Resultados y Discusión

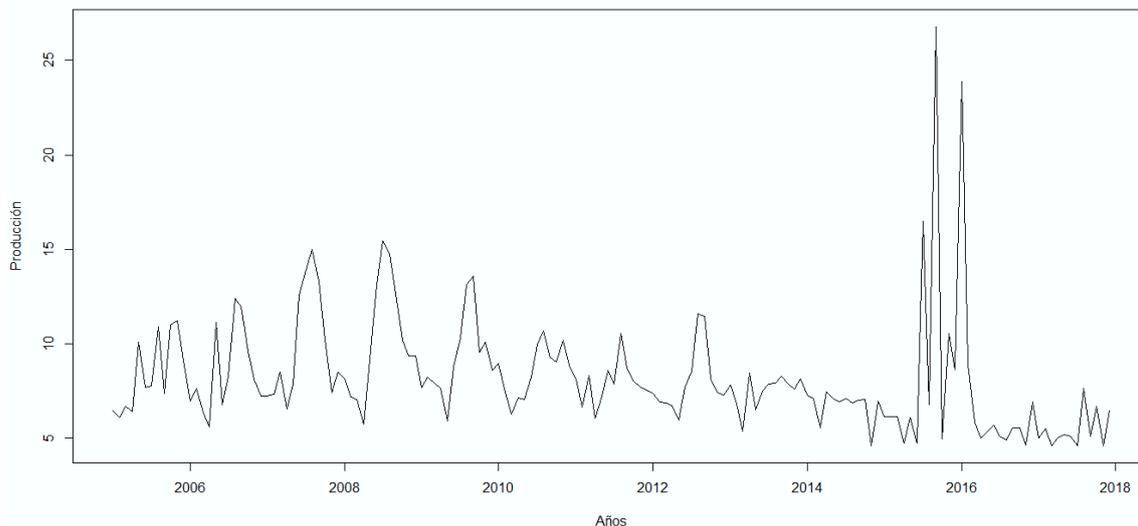


Figura 1: La serie original de la cantidad de producción de electricidad en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP, periodo enero 2005 a diciembre 2017.

En la figura 1 observamos la serie original de la cantidad de producción de electricidad en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP, periodo enero 2005 a diciembre 2017 donde muestra claramente que no presenta tendencia y algunos valores muestran picos diferenciados, en los meses y años (altas y bajas), sobre todo en el periodo 2015 y 2016.

Tabla 1: Estadísticos descriptivos de la cantidad de producción de electricidad en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP, periodo enero 2005 a diciembre 2017.

Estadístico	Valor
Media	8.218 gwh
Desviación típica	± 3.086 gwh
Coeficiente de variación	37.545%
Asimetría	2.636 gwh
Curtosis	11.063 gwh
Mínimo	4.607 gwh
Máximo	26,794 gwh
Observaciones	156

Fuente: BCRP, 2017 - Elaboración propia

En la Tabla 1 se muestran los estadísticos descriptivos donde se tiene que la cantidad Producción de Electricidad en la Región Lambayeque, registrados en el BCRP, periodo enero 2005 a diciembre 2017 en promedio es de 8.218 gwh, con una desviación típica de ± 3.086 gwh, el coeficiente de variación es 37.545%, es decir, los datos son heterogéneos en torno a la media. Presenta una asimetría positiva (2.636 gwh), y una curtosis cuya distribución es leptocúrtica (11.063 gwh). La mínima cantidad de producción es de 4.607 gwh y la máxima es 26,794 gwh. Fueron en total 156 observaciones que corresponden a los meses de enero 2005 a diciembre 2017.

1. Identificación del modelo

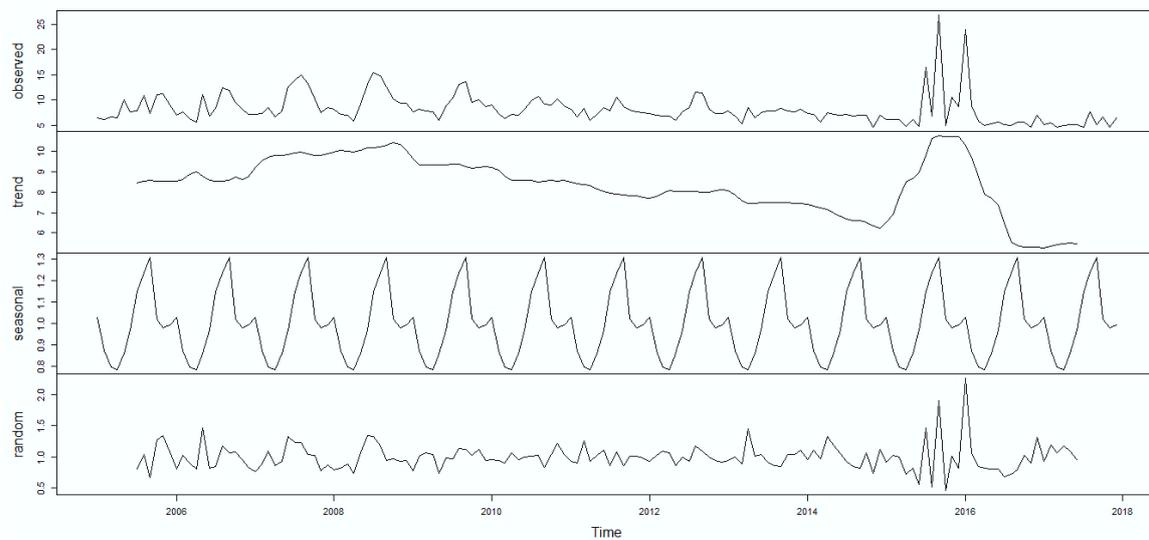


Figura 2: Descomposición de la serie original y sus componentes de tendencia, estacionalidad e irregularidad.

En la figura 2 observamos la descomposición de la serie original y sus componentes de tendencia, estacionalidad e irregularidad. La cual presentan algunos valores con picos diferenciados. Además, se puede observar que no presenta tendencia, tiene comportamiento estacional cada 12 meses durante el periodo de estudio, y su estacionariedad se analizará más adelante, ya que su gráfico no es claro por los picos observados en el periodo 2015 y 2016.

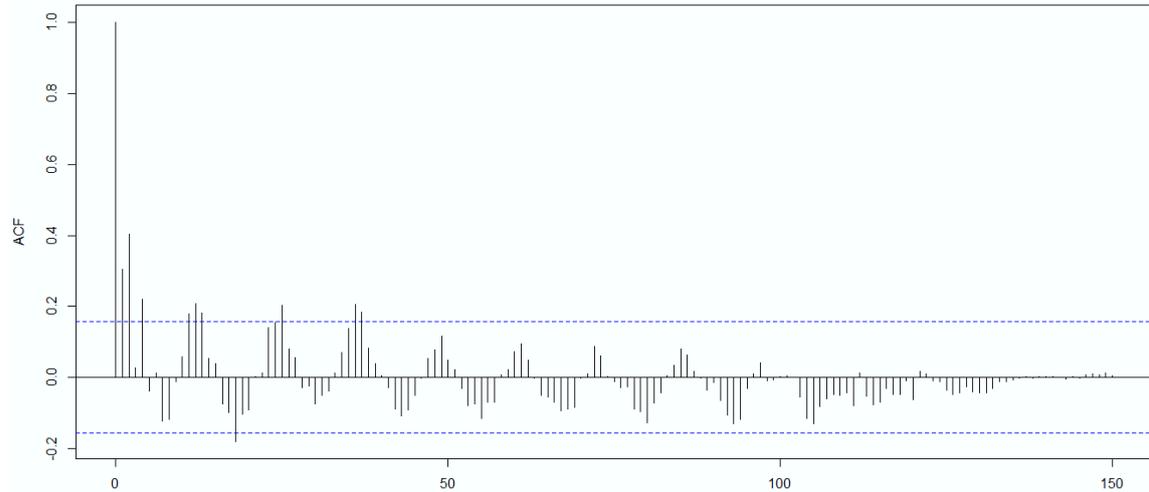


Figura 3: Función de autocorrelación simple de la serie original

Del gráfico de la serie se puede advertir que existe un decaimiento exponencial débil de la serie, por lo que se asume la presencia de coeficientes promedio móvil en la serie que se va a estimar.

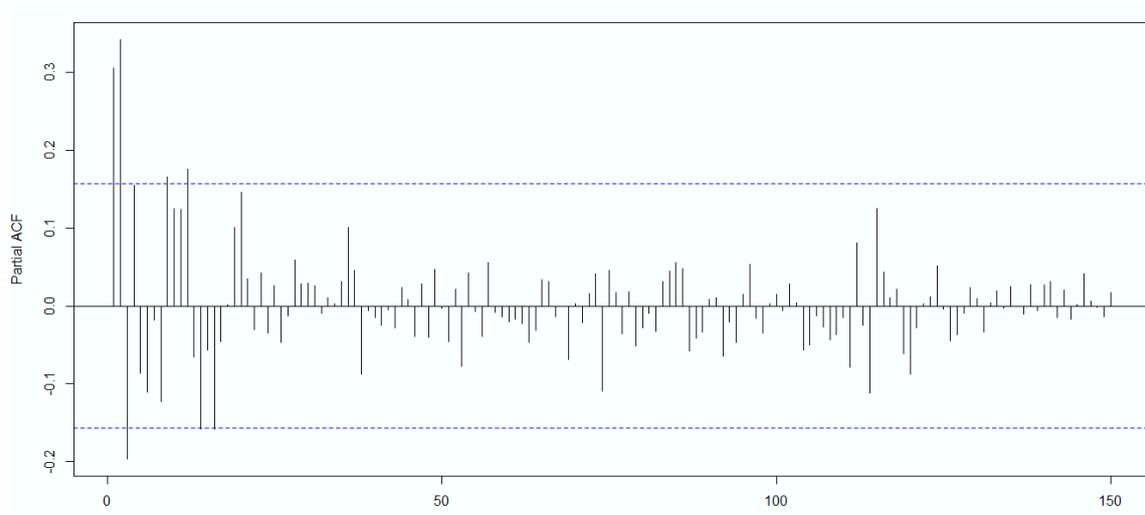


Figura 4: Función de autocorrelación Parcial de la serie original

Del gráfico de la serie se puede advertir que existe un decaimiento exponencial débil de la serie, por lo que se asume la presencia de coeficientes autorregresivos en la serie que se va a estimar.

A continuación, aplicaremos la prueba de Dickey – Fuller para comprobar la hipótesis de estacionariedad.

✓ Prueba de Dickey – Fuller aumentada

Hipotesis:

H₀: La serie no es estacionaria: Tiene raíz unitaria.

H_a: La serie es estacionaria: No tiene raíz unitaria.

Significancia: $\alpha = 0.05$

Solución:

Test Results:
PARAMETER:
Lag Order: 1
STATISTIC:
Dickey-Fuller: -1.3762
P VALUE:
0.1757

Decisión: No se rechaza la hipótesis nula (H₀)

Conclusión:

La serie resultó ser no estacionaria, dado que el p-valor $0.1757 > 0.05$, indica que no se rechazó la hipótesis nula de no estacionariedad y necesita ser diferenciada.

✓ Prueba de Hipótesis sobre presencia de outliers

H₀: No existen valores atípicos (outliers) en los datos

H_a: El valor mínimo o máximo es un valor atípico

Significancia: $\alpha = 0.05$

Solución:

chi-squared test for outlier
data: produccion
X-squared = 36.245, p-value = 1.74e-09
alternative hypothesis: highest value 26.7937885575752 is an outlier

chi-squared test for outlier
data: producción
X-squared = 1.3695, p-value = 0.2419
alternative hypothesis: lowest value 4.60735926666667 is an outlier

Decisión: Se rechaza la hipótesis nula (H₀)

Conclusión: Dada la presencia del valor outlier (p-valor $1.74e-09 < 0.05$) y del valor de coeficiente de variabilidad ($37.545\% > 33\%$), la serie tiene un comportamiento no estacionario, que se requiere una diferenciación.

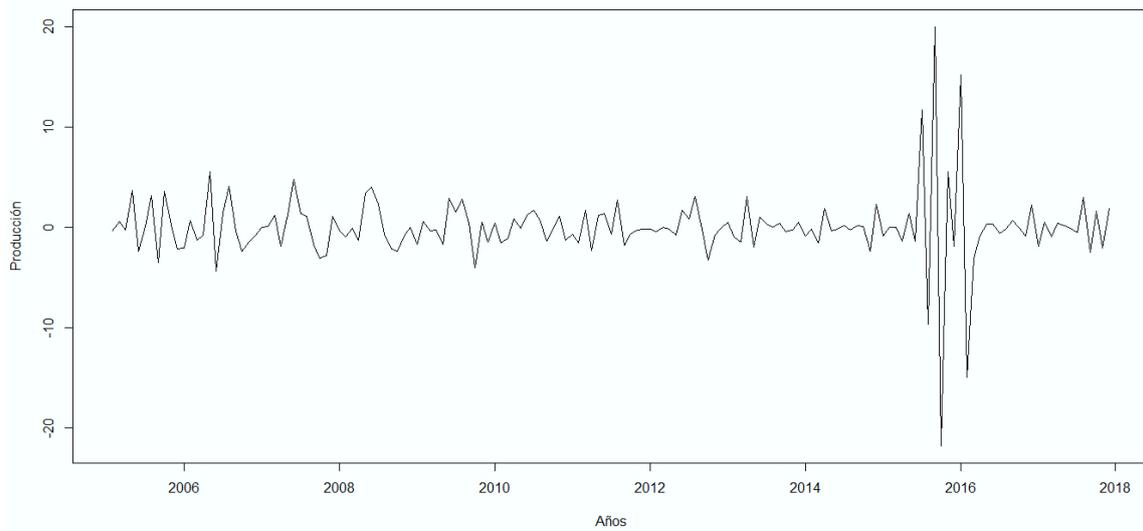


Figura 5: Serie original diferencia en 1 periodo

En la figura 5 se observa la serie transformada de Cantidad de Producción de Electricidad diferenciada en un periodo, desde el análisis del gráfico su promedio y varianza son constantes, por lo que los autores postulan la estacionariedad de la serie, que será verificada a continuación.

Prueba de Dickey – Fuller para comprobar la hipótesis de estacionariedad de la serie diferenciada en 1 periodo.

✓ Prueba de Dickey – Fuller aumentada

Hipótesis:

H_0 : La serie en primera diferencia no es estacionaria: Tiene raíz unitaria.

H_a : La serie en primera diferencia es estacionaria: No tiene raíz unitaria.

Significancia: $\alpha = 0.05$

Solución:

Test Results:
PARAMETER:
Lag Order: 1
STATISTIC:
Dickey-Fuller: -10.6652
P VALUE:
0.01

Decisión: Se rechaza la hipótesis nula (H_0)

Conclusión:

La serie diferenciada en un periodo resultó ser estacionaria, dado que el p-valor $0.01 < 0.05$, indica que se rechazó la hipótesis nula de no estacionariedad.

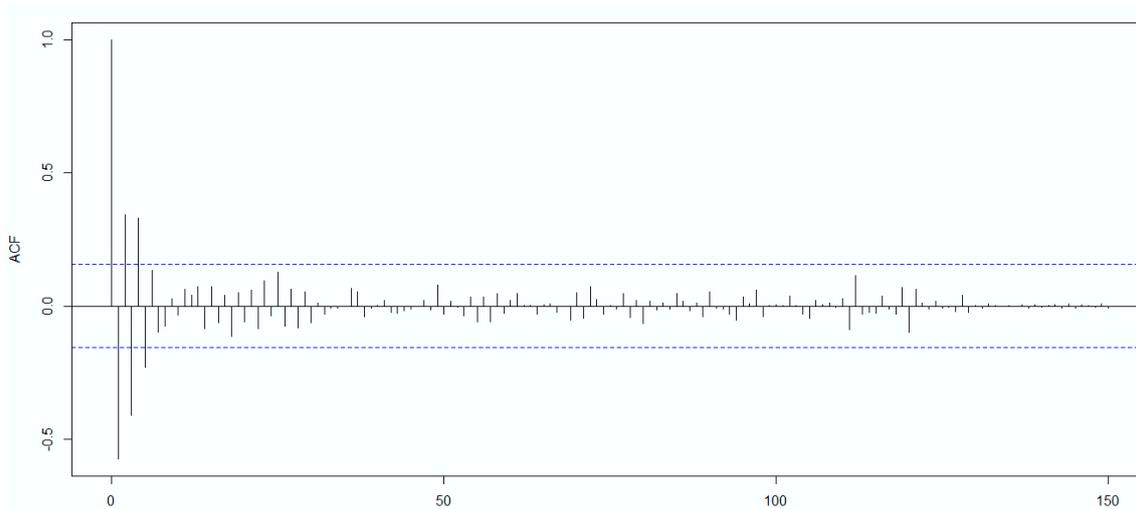


Figura 6: Función de autocorrelación simple de la serie original diferencial

En la figura 6 se observa cinco coeficientes de autocorrelación que sobresalen los límites de confiabilidad al 95%, por lo que se consideran significativos (distintos de cero), por lo que el modelo que se busca ajustar tendría de uno a cinco componentes promedio móvil (MA) no estacional.

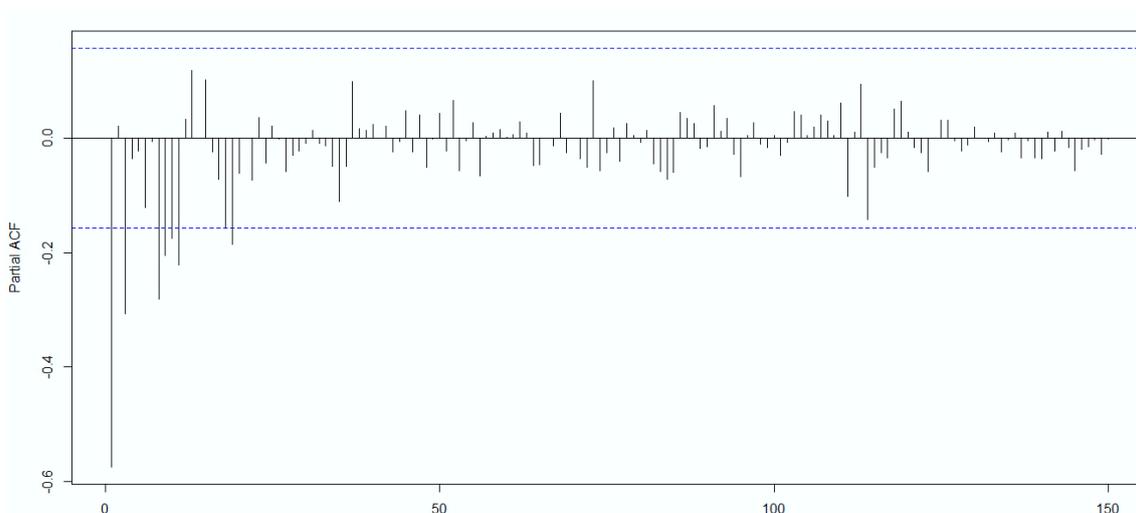


Figura 7: Función de autocorrelación parcial de la serie original diferencial

En la figura 7 se observa tres coeficientes de autocorrelación parcial que sobresalen los límites de confiabilidad, por lo que se consideran significativos (distintos de cero), lo que hace suponer que el modelo que se busca ajustar tendría de uno a tres componentes autorregresivos (AR) no estacionales y un componente autorregresivo (AR) estacional.

2. Estimación del Modelo

Tabla 2: Modelos propuestos para explicar el comportamiento de la serie diferenciada en un periodo de la Cantidad de Producción de Electricidad.

Modelo		Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	Medidas de Validez	
SARIMA1 (1,1,1)(1,0,0)	AR 1	-0.3549	0.218135	-1.6271	0.103712	ME	-0.0067
	MA 1	-0.3725	0.271051	1.3743	0.169335	RMSE	2.8925
	SAR 1	0.2267	0.081359	2.7859	0.005338	MAE	1.7567
						MPE	-5.8188
						MAPE	20.5432
						MAD	1.5171
						AIC	779.29
						AICc	779.56
						BIC	791.47
SARIMA2 (1,1,1)(1,1,0)	AR 1	-0.3501	0.128551	-2.7237	0.0064559	ME	-0.0593
	MA 1	-0.5355	0.139895	-3.8280	0.0001292	RMSE	3.1289
	SAR 1	-0.5035	0.075405	-6.6778	2.425e-11	MAE	1.9859
						MPE	-5.6728
						MAPE	25.7703
						MAD	1.7070
						AIC	756.82
						AICc	757.11
						BIC	768.67
SARIMA3 (1,1,2)(1,0,0)	AR 1	-0.8297	0.074459	-11.1424	< 2.2e-16	ME	-0.0076
	MA 1	0.0981	0.117071	0.8376	0.402241	RMSE	2.7937
	MA 2	-0.3359	0.104579	-3.2122	0.001317	MAE	1.7219
	SAR 1	0.2327	0.079601	2.922	0.003469	MPE	-5.7104
						MAPE	20.2638
						MAD	1.3886
						AIC	770.75
						AICc	771.15
						BIC	785.96
SARIMA4 (1,1,2)(1,1,0)	AR 1	-0.8557	0.073503	-11.6418	< 2.2e-16	ME	-0.07230
	MA 1	-0.0071	0.108929	-0.0655	0.9477	RMSE	3.0061
	MA 2	-0.4146	0.102579	-4.0417	5.307e-05	MAE	1.8794
	SAR 1	-0.5134	0.075303	-6.8181	9.227e-12	MPE	-5.5495
						MAPE	24.4917
						MAD	1.4303
						AIC	747.57
						AICc	748
						BIC	762.38

Modelo		Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	Medidas de Validez	
SARIMA5 (1,1,3)(1,0,0)	AR 1	-0.7470	0.080423	-9.2889	< 2.2e-16	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.0914 2.6053 1.6697 -7.8085 20.3289 1.3791 752.51 753.08 770.77
	MA 1	0.0783	0.101452	0.7723	0.43996		
	MA 2	-0.4743	0.074407	-6.3741	1.841e-10		
	MA 3	-0.4974	0.081255	-6.1209	9.305e-10		
	SAR 1	0.2064	0.080217	2.5733	0.01007		
SARIMA6 (1,1,3)(1,1,0)	AR 1	-0.7828	0.087104	-8.9875	< 2.2e-16	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.1621 2.9014 1.7690 -7.0609 22.7732 1.5103 740.25 740.87 758.03
	MA 1	0.0195	0.120736	0.1619	0.871410		
	MA 2	-0.4398	0.106006	-4.1485	3.347e-05		
	MA 3	-0.3723	0.118140	-3.1510	0.001627		
	SAR 1	-0.4861	0.079722	-6.0981	1.074e-09		
SARIMA7 (1,1,4)(1,0,0)	AR 1	-0.7401	0.092077	-8.0382	9.116e-16	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.0900 2.6049 1.6701 -7.7945 20.3329 1.3670 754.48 755.25 775.79
	MA 1	0.0712	0.110502	0.6443	0.519395		
	MA 2	-0.4761	0.075955	-6.2685	3.644e-10		
	MA 3	-0.5011	0.083459	-6.0046	1.918e-09		
	MA 4	0.0150	0.092597	0.1618	0.871453		
	SAR 1	0.2077	0.080438	2.5817	0.009832		
SARIMA8 (1,1,4)(1,1,0)	AR 1	-0.7555	0.101734	-7.4264	1.116e-13	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.1090 2.9036 1.8396 -6.0764 24.0181 1.6639 741.78 742.61 762.52
	MA 1	0.0148	0.122149	0.1211	0.903596		
	MA 2	-0.4067	0.149669	-2.7171	0.006586		
	MA 3	-0.3432	0.161154	-2.1298	0.033187		
	MA 4	0.1043	0.194635	0.5359	0.591998		
	SAR 1	-0.4795	0.082354	-5.8220	5.813e-09		

Modelo		Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	Medidas de Validez	
SARIMA9 (1,1,5)(1,0,0)	AR 1	0.3908	0.205973	1.8974	0.0577763	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.0880 2.5537 1.6319 -7.1608 19.4890 1.3784 751.3 752.28 775.65
	MA1	-1.1359	0.222087	-5.1146	3.144e-07		
	MA 2	0.3428	0.226078	1.5162	0.1294780		
	MA 3	-0.2681	0.113685	-2.3583	0.0183588		
	MA 4	0.5420	0.109710	4.9399	7.815e-07		
	MA 5	-0.4642	0.096166	-4.8274	1.383e-06		
	SAR 1	0.2766	0.082337	3.3599	0.0007797		
SARIMA10 (1,1,5)(1,1,0)	AR 1	0.5043	0.148297	3.4004	0.0006728	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.2054 2.8094 1.7021 -7.3125 21.6426 1.4139 736.79 737.86 760.49
	MA 1	-1.3775	0.154558	-8.9128	< 2.2e-16		
	MA 2	0.5835	0.198742	2.9357	0.0033276		
	MA 3	-0.3643	0.137132	-2.6568	0.0078878		
	MA 4	0.6113	0.117319	5.2104	1.885e-07		
	MA 5	-0.4528	0.088935	-5.0919	3.545e-07		
	SAR 1	-0.4007	0.081488	-4.9175	8.765e-07		
SARIMA11 (2,1,1)(1,0,0)	AR 1	0.1560	0.078662	1.9837	0.047290	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.0993 2.6968 1.6185 -8.0964 19.1588 1.0397 760.92 761.32 776.14
	AR 2	0.3741	0.078679	4.7551	1.984e-06		
	MA 1	-0.9839	0.023003	-42.7736	< 2.2e-16		
	SAR 1	0.2070	0.080300	2.5775	0.009951		

Modelo		Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	Medidas de Validez	
SARIMA12 (2,1,1)(1,1,0)	AR 1	0.0704	0.076503	0.9203	0.3574	ME	-0.2629
	AR 2	0.4150	0.076670	5.4134	6.183e-08	RMSE	2.9267
	MA 1	-1.0000	0.055754	-17.9359	< 2.2e-16	MAE	1.7011
	SAR 2	-0.5068	0.075723	-6.6932	2.184e-11	MPE	-8.5183
						MAPE	21.5551
						MAD	1.4747
						AIC	743.76
						AICc	744.2
						BIC	758.57
SARIMA13 (2,1,2)(1,0,0)	AR 1	-0.2468	0.116794	-2.1127	0.03462	ME	-0.1016
	AR 2	0.4721	0.075147	6.2828	3.325e-10	RMSE	2.6286
	MA 1	-0.4944	0.117188	-4.2191	2.453e-05	MAE	1.6154
	MA 2	-0.4725	0.109645	-4.3097	1.635e-05	MPE	-7.9090
	SAR 1	0.1888	0.080497	2.3449	0.01903	MAPE	19.3201
					MAD	1.1741	
					AIC	755	
					AICc	755.57	
					BIC	773.26	
SARIMA14 (2,1,2)(1,1,0)	AR 1	-0.2858	0.134207	-2.1294	0.0332242	ME	-0.2742
	AR 2	0.4507	0.080502	5.5992	2.153e-08	RMSE	2.8868
	MA 1	-0.5496	0.144898	-3.7929	0.0001489	MAE	1.7308
	MA 2	-0.4345	0.131245	-3.3105	0.0009314	MPE	-8.5090
	SAR 1	-0.4978	0.075587	-6.5854	4.538e-11	MAPE	22.1022
					MAD	1.4310	
					AIC	740.71	
					AICc	741.33	
					BIC	758.49	
SARIMA15 (2,1,3)(1,0,0)	AR 1	-0.8885	0.260482	-3.4110	0.0006473	ME	-0.0807
	AR 2	-0.1432	0.263205	-0.5440	0.5864475	RMSE	2.6030
	MA 1	0.2138	0.244327	0.8750	0.3815921	MAE	1.6703
	MA 2	-0.4617	0.088025	-5.2456	1.558e-07	MPE	-7.6831
	MA 3	-0.6017	0.180396	-3.3357	0.0008508	MAPE	20.2990
	SAR 1	0.2107	0.079622	2.6467	0.0081284	MAD	1.3531
					AIC	754.31	
					AICc	755.07	
					BIC	775.61	

Modelo		Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	Medidas de Validez	
SARIMA16 (2,1,3)(1,1,0)	AR 1	-1.3575	0.524447	-2.5884	0.009644	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.0946 2.8807 1.8862 5.7764 24.9196 1.6969 739.51 740.34 760.25
	AR 2	-0.5276	0.429162	-1.2293	0.218962		
	MA 1	0.6076	0.512932	1.1846	0.236190		
	MA 2	-0.3226	0.133419	-2.4181	0.015600		
	MA 3	-0.5679	0.108208	-5.2482	1.536e-07		
	SAR 1	-0.4685	0.081896	-5.7212	1.058e-08		
SARIMA17 (2,1,4)(1,0,0)	AR 1	-0.0223	0.199985	-0.1115	0.9111832	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.0961 2.5866 1.6528 -7.6329 19.9966 1.2013 754.33 755.32 778.68
	AR 2	0.5798	0.149248	3.8845	0.0001025		
	MA 1	-0.6449	0.209496	-3.0783	0.0020815		
	MA 2	-0.4969	0.127561	-3.8952	9.813e-05		
	MA 3	-0.1044	0.131638	-0.7932	0.4276818		
	MA 4	0.2642	0.139080	1.8993	0.0575225		
	SAR 1	0.2179	0.080855	2.6955	0.0070286		
SARIMA18 (2,1,4)(1,1,0)	AR 1	0.0251	0.146817	0.1708	0.864362	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.2435 2.8430 1.7242 -7.9335 22.1478 1.4415 740.82 741.9 764.52
	AR 2	0.6592	0.115188	5.7230	1.047e-08		
	MA 1	-0.8268	0.169962	-4.8646	1.147e-06		
	MA 2	0.4305	0.159691	-2.6960	0.007018		
	MA 3	0.0385	0.141556	0.2717	0.785833		
	MA 4	0.2189	0.117927	1.8562	0.063423		
	SAR 1	-0.4753	0.077518	-6.1316	0.063423		

Modelo		Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	Medidas de Validez	
SARIMA19 (2,1,5)(1,0,0)	AR 1	0.0236	0.177966	0.1329	0.8942822	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.0847 2.5161 1.6374 -7.0899 19.6236 1.3340 748.7 749.94 776.09
	AR 2	0.3396	0.142037	2.3912	0.0167931		
	MA 1	-0.7469	0.192839	-3.8734	0.0001073		
	MA 2	-0.2207	0.186557	-1.1831	0.2367562		
	MA 3	-0.1159	0.119824	-0.9670	0.3335480		
	MA 4	0.4628	0.124115	3.7286	0.0001925		
	MA 5	-0.3605	0.129473	-2.7842	0.0053659		
	SAR 1	0.2698	0.085264	3.1641	0.0015558		
SARIMA20 (2,1,5)(1,1,0)	AR 1	0.0916	0.150136	0.6102	0.5417083	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.2043 2.7607 1.7722 -7.0734 23.0034 1.5739 733.67 735.02 760.33
	AR 2	0.4290	0.137946	3.1096	0.0018736		
	MA 1	-0.9453	0.156171	-6.0528	1.423e-09		
	MA 2	-0.1954	0.201893	-0.9677	0.3331719		
	MA 3	0.0135	0.138574	0.0971	0.9226210		
	MA 4	0.5379	0.129488	4.1543	3.263e-05		
	MA 5	-0.4107	0.114898	-3.5749	0.0003504		
	SAR 1	-0.3980	0.079265	-5.0213	5.133e-07		
SARIMA21 (3,1,1)(1,0,0)	AR 1	-0.4805	0.209881	-2.2895	0.022048	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.0072 2.7177 1.7423 -5.3962 20.7128 1.5836 764.54 765.1 782.8
	AR 2	-0.1298	0.153474	-0.8460	0.397576		
	AR 3	-0.3381	0.076293	-4.4311	9.376e-06		
	MA 1	-0.1585	0.222416	-0.7125	0.476132		
	SAR 1	0.2602	0.080461	3.2344	0.001219		

Modelo		Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	Medidas de Validez	
SARIMA22 (3,1,1)(1,1,0)	AR 1	-0.4631	0.178422	-2.5955	0.009446	ME	-0.0662
	AR 2	-0.1283	0.153823	-0.8343	0.404084	RMSE	2.9356
	AR 3	-0.3670	0.083944	-4.3718	1.232e-05	MAE	1.8735
	MA 1	-0.3006	0.188609	-1.5940	0.110940	MPE	-5.0558
	SAR 1	-0.4735	0.077272	-6.1277	8.916e-10	MAPE	24.5459
SARIMA23 (3,1,2)(1,0,0)	AR 1	-0.4807	0.213263	-2.2542	0.024186	MAD	1.6640
	AR 2	-0.2037	0.229840	-0.8862	0.375488	AIC	742.34
	AR 3	-0.3847	0.146850	-2.6195	0.008806	AICc	742.95
	MA 1	-0.1589	0.233546	-0.6805	0.496160	BIC	760.11
	MA 2	0.0829	0.239786	0.3458	0.729491	ME	-0.0071
	SAR 1	0.2684	0.083301	3.2215	0.001275	RMSE	2.7163
SARIMA24 (3,1,2)(1,1,0)	AR 1	-0.2390	0.273684	-0.8732	0.3825436	MAE	1.7484
	AR 2	-0.2390	0.154059	-1.551	0.1207921	MPE	-5.3036
	AR 3	-0.5177	0.153248	-3.3783	0.0007293	MAPE	20.7930
	MA 1	-0.5454	0.300999	-1.8120	0.0699795	MAD	1.6192
	MA 2	0.3369	0.349100	0.965	0.3345037	AIC	766.43
	SAR 1	-0.4569	0.080325	-5.6883	1.283e-08	AICc	767.19
SARIMA25 (3,1,3)(1,0,0)	AR 1	-1.1101	0.251428	-4.4150	1.010e-05	BIC	787.73
	AR 2	0.0372	0.161469	0.2306	0.81761	ME	-0.0964
	AR 3	0.3332	0.204855	1.6266	0.103829	RMSE	2.5529
	MA 1	0.4416	0.212008	2.0828	0.037271	MAE	1.6215
	MA 2	-0.6744	0.207380	-3.2522	0.001145	MPE	-7.6041
	MA 3	0.6883	0.085346	-8.0651	7.318e-16	MAPE	19.6012
	SAR 1	0.2448	0.098529	2.4848	0.012963	MAD	1.2765

Modelo		Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	Medidas de Validez	
SARIMA26 (3,1,3)(1,1,0)	AR 1	-0.2182	0.208895	-1.0446	0.29619	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.0550 2.9273 1.9063 -4.6063 25.0513 1.8254 745.31 746.39 769.02
	AR 2	-0.1606	0.197377	-0.8136	0.41588		
	AR 3	-0.5335	0.120079	-4.4429	8.875e-06		
	MA 1	-0.5507	0.223851	-2.4603	0.01388		
	MA 2	0.2590	0.233841	1.1075	0.26807		
	MA 3	0.0941	0.143051	0.6575	0.51087		
	SAR 1	-0.4518	0.079714	-5.6677	1.447e-08		
SARIMA27 (3,1,4)(1,0,0)	AR 1	-0.6086	0.294039	-2.0699	0.0384644	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.0904 2.5362 1.6427 -7.4235 19.8546 1.3446 750.6 751.84 777.99
	AR 2	0.4273	0.206207	2.0722	0.0382459		
	AR 3	0.3756	0.134064	2.8018	0.0050825		
	MA 1	-0.0717	0.28689	-0.2500	0.8026115		
	MA 2	-0.7351	0.13635	-5.3909	7.01e-08		
	MA 3	-0.4789	0.144161	-3.3219	0.0008939		
	MA 4	0.3160	0.160408	1.9697	0.0488762		
	SAR 1	0.2396	0.085064	2.8170	0.0048479		
SARIMA28 (3,1,4)(1,1,0)	AR 1	-0.1774	0.137250	-1.2925	0.1961721	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.0537 2.9127 1.8591 -4.6945 24.3263 1.6810 746.37 747.73 773.04
	AR 2	-0.3517	0.111737	-3.1479	0.0016445		
	AR 3	-0.7557	0.158236	-4.7761	1.788e-06		
	MA 1	-0.6294	0.178373	-3.5287	0.0004175		
	MA 2	0.5187	0.212757	2.4381	0.0147641		
	MA 3	0.1728	0.180992	0.9547	0.3397493		
	MA 4	-0.1947	0.153068	-1.2719	0.2034232		
	SAR 1	-0.4593	0.083411	-5.5062	3.667e-08		

Modelo		Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	Medidas de Validez	
SARIMA29 (3,1,5)(1,0,0)	AR 1	0.5117	0.115462	4.4320	9.336e-06	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.0956 2.4433 1.6091 -6.8732 19.4248 1.4544 742.2 743.73 772.63
	AR 2	0.2427	0.165990	1.4620	0.14374		
	AR 3	-0.4702	0.118296	-3.9748	7.044e-05		
	MA 1	-1.2555	0.115502	-10.8698	< 2.2e-16		
	MA 2	0.2573	0.211829	1.2147	0.22450		
	MA 3	0.2282	0.156367	1.4595	0.14443		
	MA 4	0.3319	0.150307	2.2080	0.02724		
	MA 5	-0.5270	0.100934	-5.2216	1.774e-07		
	SAR 1	0.1922	0.092153	2.0858	0.03700		
SARIMA30 (3,1,5)(1,1,0)	AR 1	0.3903	0.169598	2.3013	0.02138	ME RMSE MAE MPE MAPE MAD AIC AICc BIC	-0.2282 2.7312 1.7168 -7.2814 22.1463 1.6122 732.91 734.57 762.53
	AR 2	0.3721	0.189238	1.9665	0.04924		
	AR 3	-0.3385	0.189018	-1.7906	0.07335		
	MA 1	-1.2424	0.177166	-7.0127	2.338e-12		
	MA 2	0.1213	0.289631	0.4189	0.67527		
	MA 3	0.2115	0.181577	1.1649	0.24404		
	MA 4	0.3906	0.177648	2.1990	0.02788		
	MA 5	-0.4811	0.110357	-4.3593	1.305e-05		
	SAR 1	-0.3977	0.084033	-4.7322	2.221e-06		

Fuente: Resultados obtenidos con el programa R usando la base de datos originales de la cantidad de producción de electricidad en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP, periodo enero 2005 a diciembre 2017.

A continuación, se nombran los modelos que cumplieron con la significancia de los coeficientes de estimación con sus respectivos parámetros:

Modelo 2: SARIMA (1,1,1) (1,1,0)

Modelo 10: SARIMA10 (1,1,5) (1,1,0)

Modelo 11: SARIMA11 (2,1,1) (1,0,0)

Modelo 13: SARIMA13 (2,1,2) (1,0,0)

Modelo 14: SARIMA14 (2,1,2) (1,1,0)

3. Adecuación del Modelo

a. Modelo 2: SARIMA (1,1,1) (1,1,0)

Análisis de los residuales

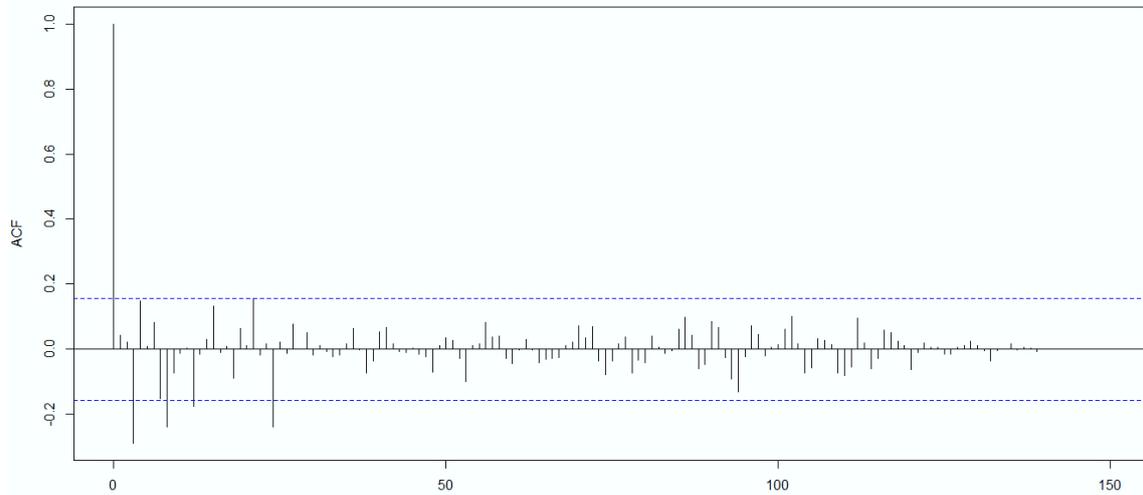


Figura 8: Función de autocorrelación simple de los residuales del modelo SARIMA (1,1,1) (1,1,0)

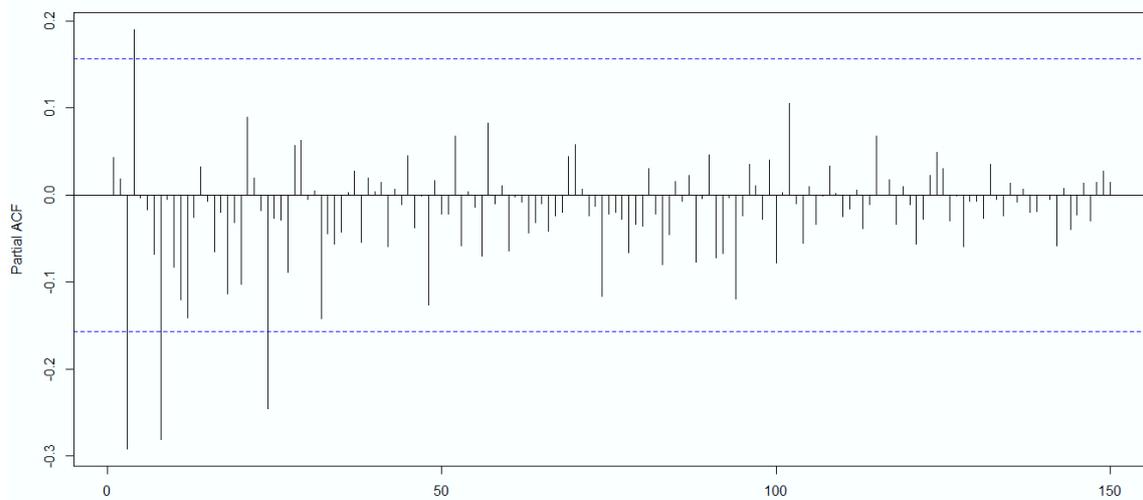


Figura 9: Función de autocorrelación parcial de los residuales del modelo SARIMA (1,1,1) (1,1,0)

En este modelo, las bandas de confiabilidad tanto de la FAC como de la FAP incluyen a la mayoría de los coeficientes de autocorrelación de los residuales, existen cuatro coeficientes que se encuentran fuera del intervalo, luego se presume que la serie no es adecuada.

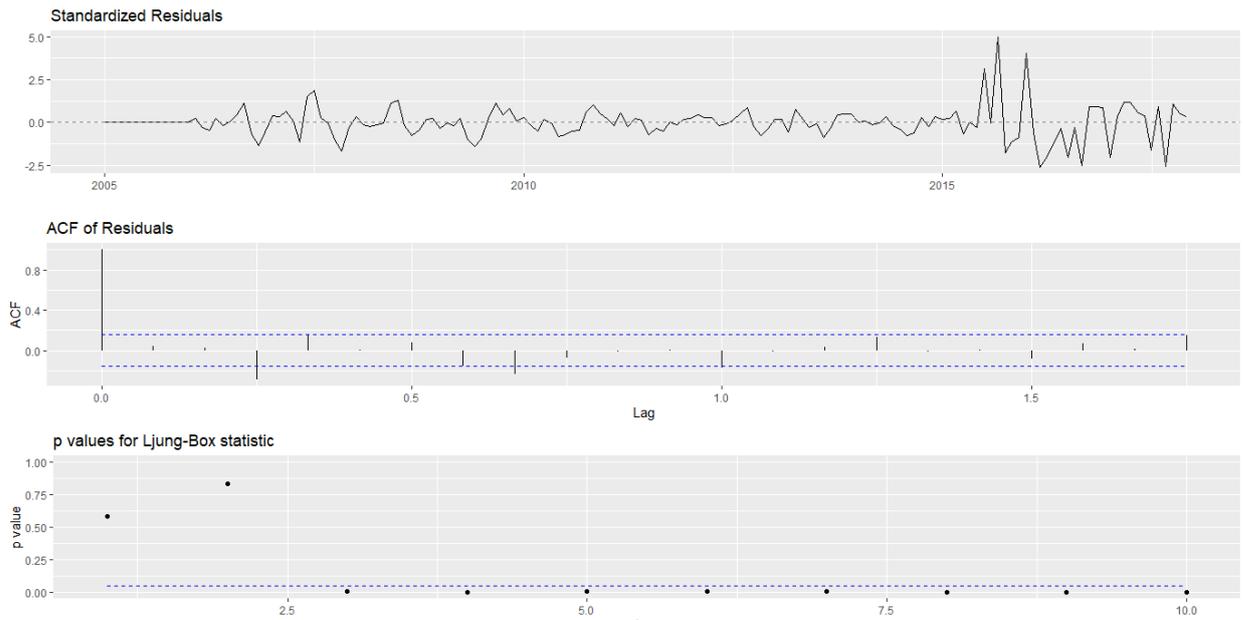


Figura 10: Análisis de los residuales del modelo SARIMA (1,1,1) (1,1,0)

Se observa en la figura, que de acuerdo a la Prueba de Ljung Box, a los primeros coeficientes de autocorrelación corresponden probabilidades mayores a 0.05, los demás tienen probabilidades menores a 0.05, por lo que se concluye que el modelo no es adecuado.

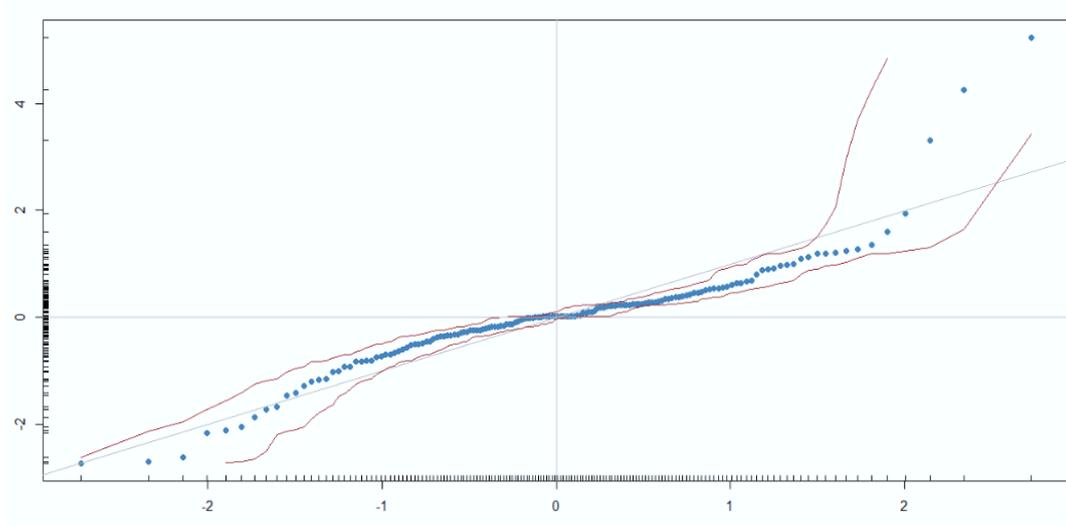


Figura 11: Linealidad de los residuales del modelo SARIMA (1,1,1) (1,1,0) para identificar si provienen de una distribución normal.

En la figura se presentan los valores percentilares de la distribución normal teórica y los percentiles de la distribución empírica, en donde claramente existen puntos no alienados a la recta, lo que hace suponer que el modelo no sigue una distribución normal.

Pruebas de hipótesis de los coeficientes de autocorrelación de los residuales

✓ Test de Ljung-Box corregida por Box - Pierce

H_0 : Los residuales se distribuyen de forma independiente (Coeficientes de autocorrelación=0)

H_a : Los residuales no se distribuyen de forma independiente

Significancia: $\alpha = 0.05$

Solución:

Box-Pierce test

```
data: sarima2$residuals
X-squared = 16.877, df = 5, p-value = 0.00474
```

Decisión: Se rechaza la hipótesis nula (H_0)

Conclusión: Dado que el p-valor $0.00474 < 0.05$, indica que los residuales no se distribuyen de forma independiente, por lo se confirma que el modelo no es adecuado.

✓ Test de kolmogorov smirnov.

H_0 : Los residuales proceden de una distribución normal.

H_1 : Los residuales no proceden de una distribución normal.

Solución:

Kolmogorov-Smirnov test

```
data: sarima2$residuals and mean(0)
D = 0.52564, p-value = 0.9554
alternative hypothesis: two-sided
```

Decisión: No se rechaza la hipótesis nula (H_0)

Conclusión: Dado que el p-valor $0.9554 > 0.05$, indica que los residuales proceden de una distribución normal.

Como conclusión final, los coeficientes de autocorrelación de los residuales de acuerdo a la prueba Ljung-Box corregida por Box – Pierce no resultaron ser independientes, y sus residuales de acuerdo a la prueba de Kolmogorov-Smirnov indican que se distribuyen normalmente al 95%. Por ende, analizando los 2 criterios en conjunto, el modelo no es adecuado.

b. Modelo 10: SARIMA (1,1,5) (1,1,0)

Análisis de los residuales

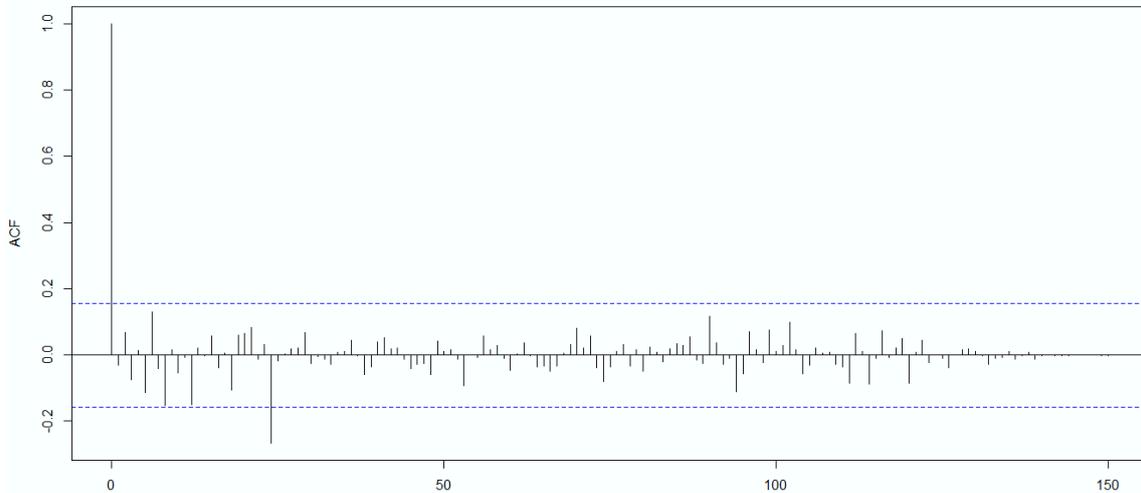


Figura 12: Función de autocorrelación simple de los residuales del modelo SARIMA (1,1,5) (1,1,0)

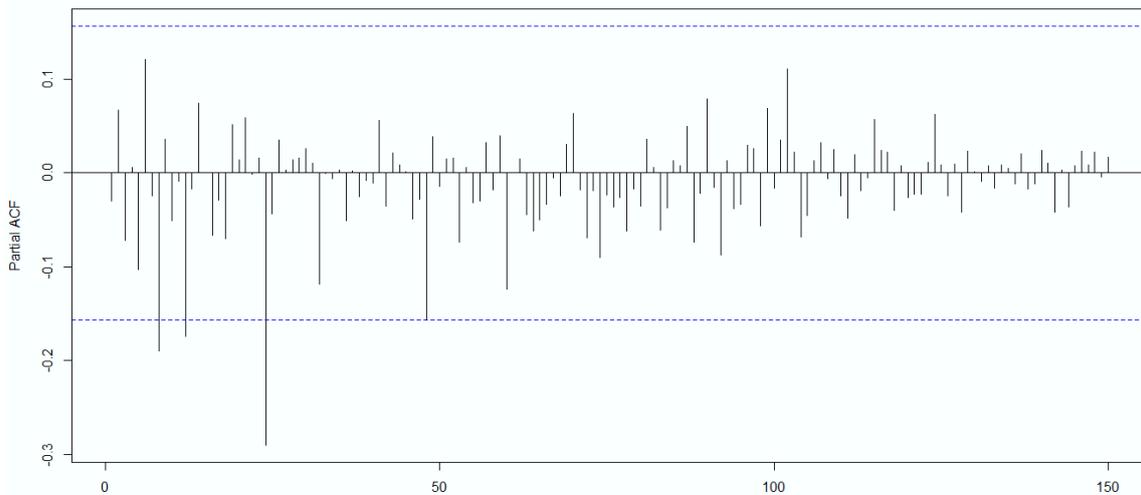


Figura 13: Función de autocorrelación parcial de los residuales del modelo SARIMA (1,1,5) (1,1,0)

En este modelo, las bandas de confiabilidad tanto de la FAC como de la FAP incluyen a la mayoría de los coeficientes de autocorrelación de los residuales, existen tres coeficientes que se encuentran fuera del intervalo, luego se presume que la serie no es adecuada.

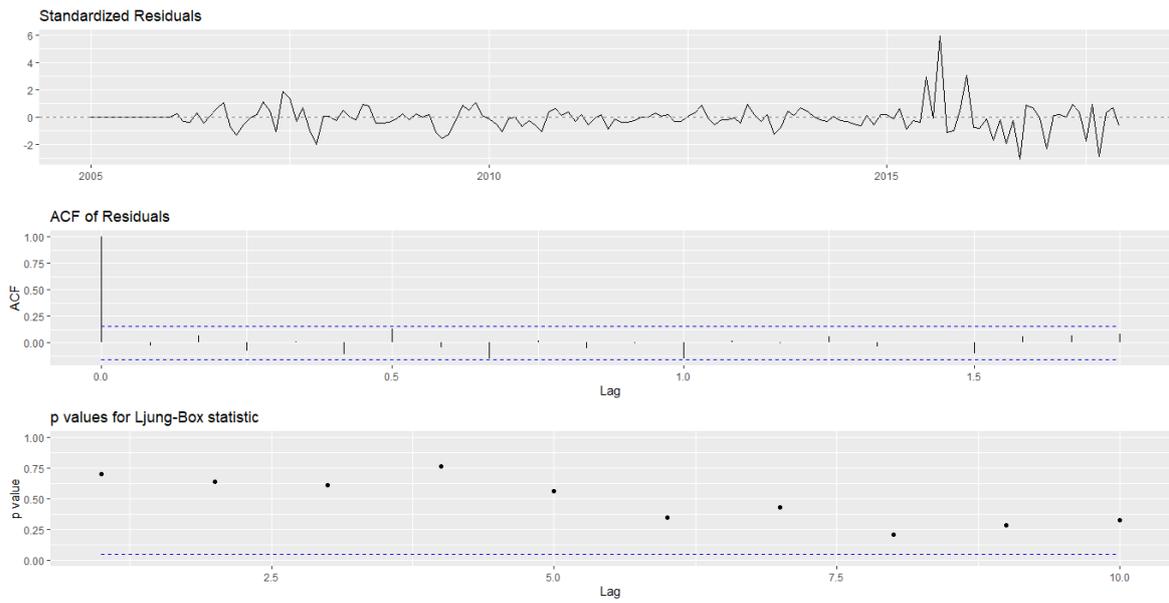


Figura 14: Análisis de los residuales del modelo SARIMA (1,1,5) (1,1,0)

Se observa en la figura, que de acuerdo a la Prueba de Ljung Box, todos los coeficientes de autocorrelación corresponden probabilidades mayores a 0.05, por lo que se concluye que el modelo es el adecuado.

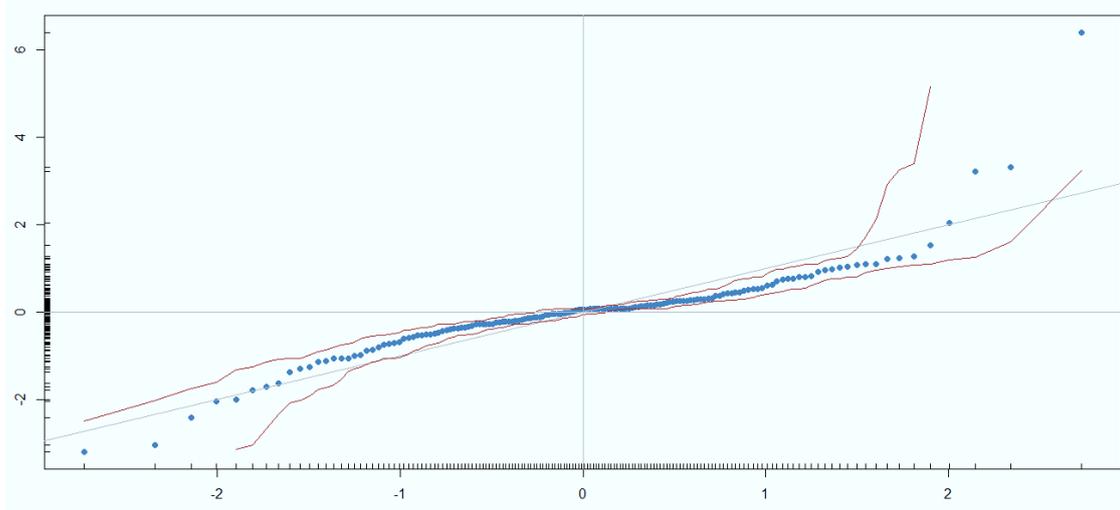


Figura 15: Linealidad de los residuales del modelo SARIMA (1,1,5) (1,1,0)

En la figura se presentan los valores percentilares de la distribución normal teórica y los percentiles de la distribución empírica, en donde claramente existen puntos no alienados a la recta, lo que hace suponer que el modelo no sigue una distribución normal.

Pruebas de hipótesis de los coeficientes de autocorrelación de los residuales

✓ Test de Ljung-Box corregido por Box - Pierce

H_0 : Los residuales se distribuyen de forma independiente (Coeficientes de autocorrelación=0)

H_a : Los residuales no se distribuyen de forma independiente

Significancia: $\alpha = 0.05$

Solución:

Box-Pierce test

```
data: sarima10$residuals
X-squared = 3.7589, df = 5, p-value = 0.5846
```

Decisión: No se rechaza la hipótesis nula (H_0)

Conclusión: Dado que el p-valor $0.5846 > 0.05$, indica que los residuales se distribuyen de forma independiente.

✓ Test de kolmogorov smirnov.

H_0 : Los residuales proceden de una distribución normal.

H_1 : Los residuales no proceden de una distribución normal.

Solución:

Kolmogorov-Smirnov test

```
data: sarima10$residuals and mean(0)
D = 0.51923, p-value = 0.9682
alternative hypothesis: two-sided
```

Decisión: No se rechaza la hipótesis nula (H_0)

Conclusión: Dado que el p-valor $0.968 > 0.05$, indica que los residuales proceden de una distribución normal.

Como conclusión final, los coeficientes de autocorrelación de los residuales de acuerdo a la prueba Ljung-Box corregida por Box – Pierce resultaron ser independientes, y sus residuales de acuerdo a la prueba de Kolmogorov-Smirnov indican que se distribuyen normalmente al 95%. Por ende, analizando los 2 criterios en conjunto, el modelo es adecuado.

c. Modelo 11: SARIMA (2,1,1) (1,0,0)

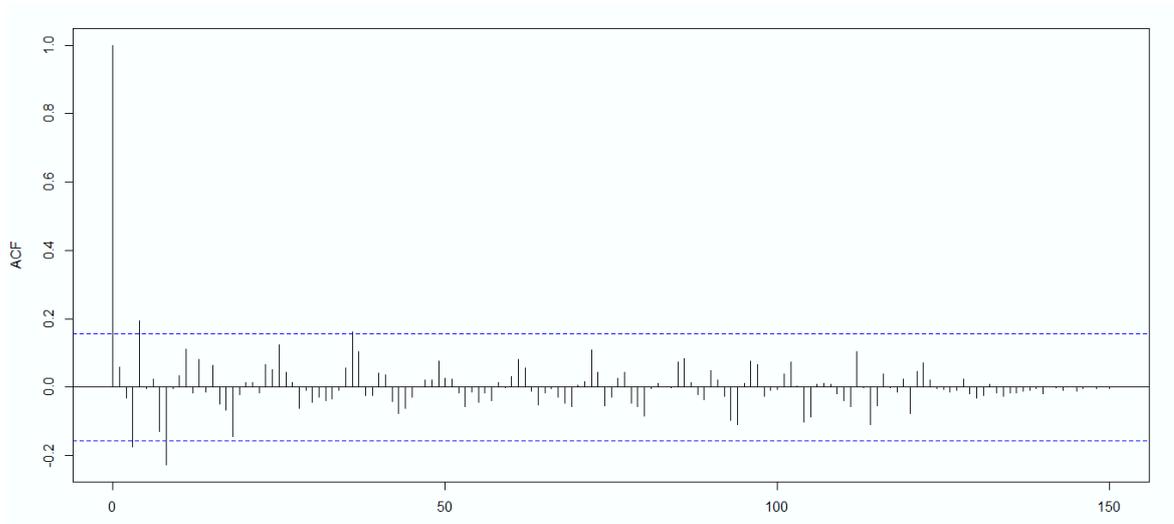


Figura 16: Función de autocorrelación simple de los residuales del modelo SARIMA (2,1,1) (1,0,0)

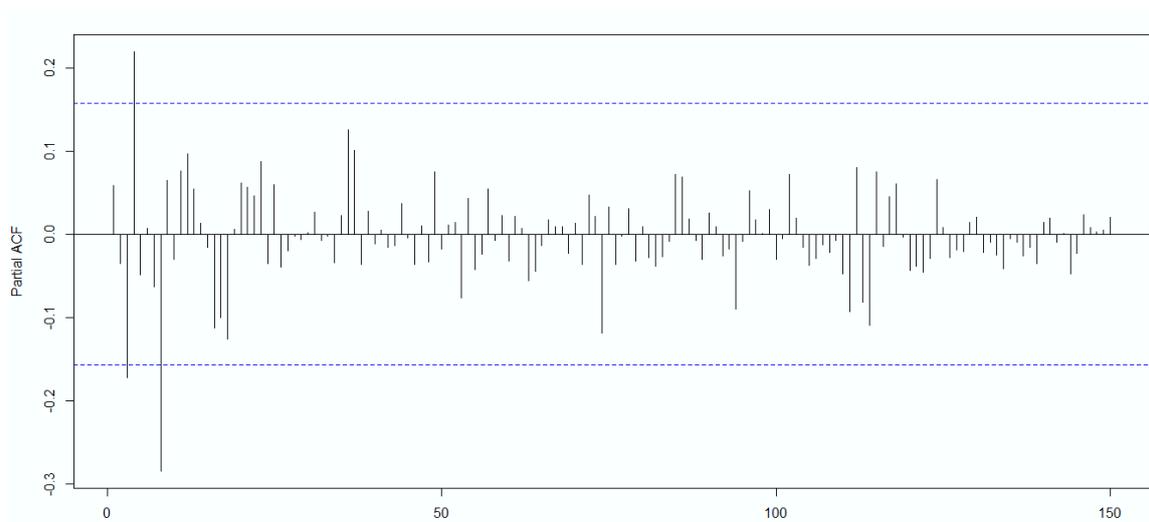


Figura 17: Función de autocorrelación parcial de los residuales del modelo SARIMA (2,1,1) (1,0,0)

En este modelo, las bandas de confiabilidad tanto de la FAC como de la FAP incluyen a la mayoría de los coeficientes de autocorrelación de los residuales, existen tres coeficientes que se encuentran fuera del intervalo, luego se presume que la serie no es adecuada.

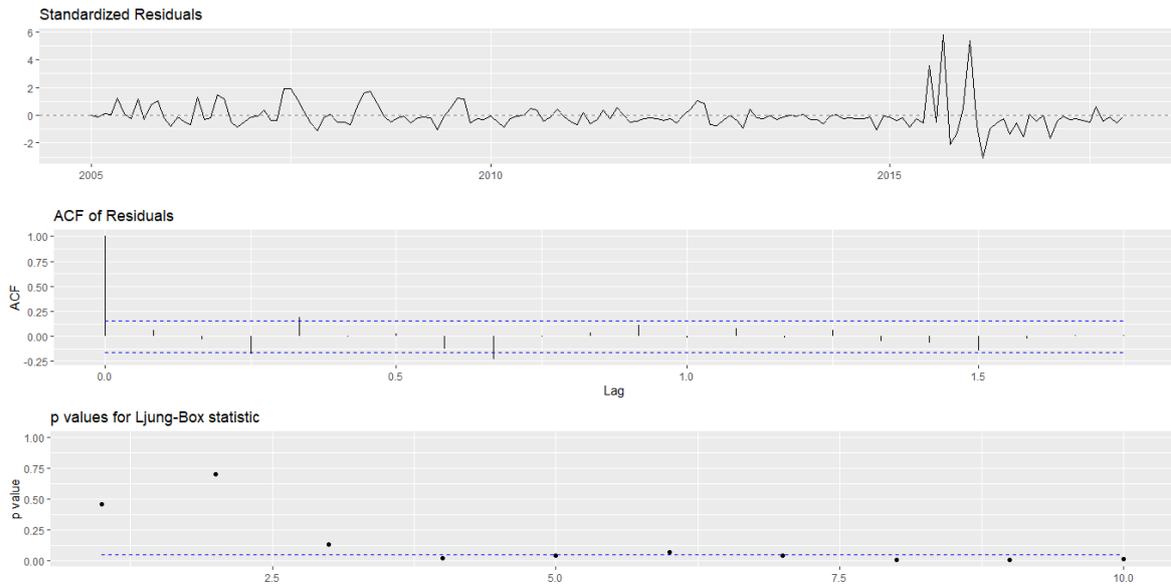


Figura 18: Análisis de los residuales del modelo SARIMA (2,1,1) (1,0,0)

Se observa en la figura, que de acuerdo a la Prueba de Ljung Box, existen coeficientes de autocorrelación corresponden probabilidades mayores A 0.05, los demás tienen probabilidades menores a 0.05, por lo que se concluye que el modelo no es adecuado.

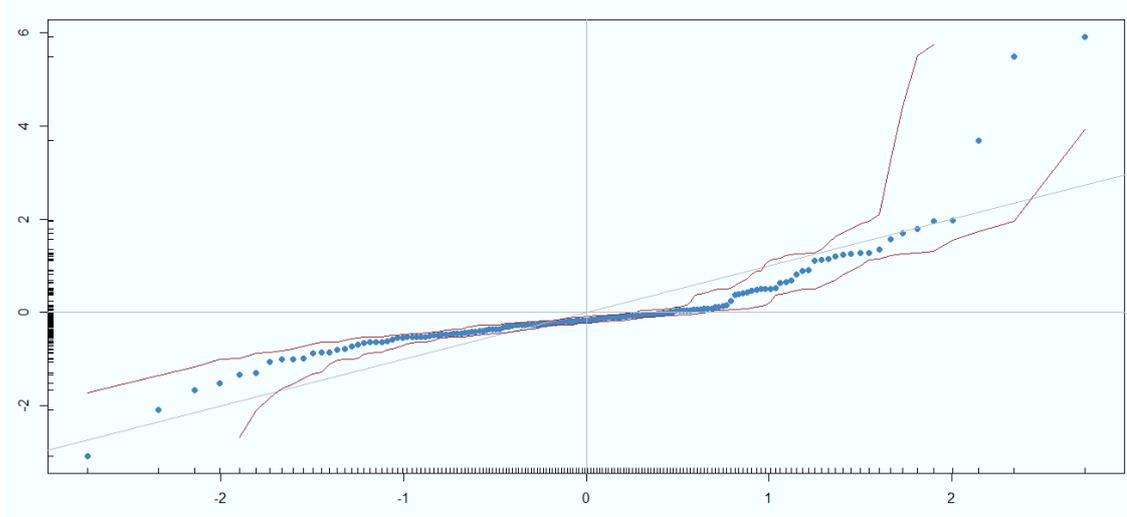


Figura 19: Linealidad de los residuales del modelo SARIMA (1,1,5) (1,1,0)

En la figura se presentan los valores percentilares de la distribución normal teórica y los percentiles de la distribución empírica, en donde claramente existen puntos no alienados a la recta, lo que hace suponer que el modelo no sigue una distribución normal.

Pruebas de hipótesis de los coeficientes de autocorrelación de los residuales

✓ Test de Ljung-Box corregido por Box – Pierce

H_0 : Los residuales se distribuyen de forma independiente (Coeficientes de autocorrelación=0)

H_a : Los residuales no se distribuyen de forma independiente

Significancia: $\alpha = 0.05$

Solución:

Box-Pierce test

```
data: sarima11$residuals
X-squared = 11.317, df = 5, p-value = 0.04544
```

Decisión: Se rechaza la hipótesis nula (H_0)

Conclusión: Dado que el p-valor $0.04544 < 0.05$, indica que los residuales no se distribuyen de forma independiente.

✓ Test de kolmogorov smirnov.

H_0 : Los residuales proceden de una distribución normal.

H_1 : Los residuales no proceden de una distribución normal.

Solución:

Kolmogorov-Smirnov test

```
data: sarima11$residuals and mean(0)
D = 0.69231, p-value = 0.6242
alternative hypothesis: two-sided
```

Decisión: No se rechaza la hipótesis nula (H_0)

Conclusión: Dado que el p-valor $0.6242 > 0.05$, indica que los residuales proceden de una distribución normal.

Como conclusión final, los coeficientes de autocorrelación de los residuales de acuerdo a la prueba Ljung-Box corregida por Box – Pierce no resultaron ser independientes, y sus residuales de acuerdo a la prueba de Kolmogorov-Smirnov indican que se distribuyen normalmente al 95%. Por ende, analizando los 2 criterios en conjunto, el modelo no es adecuado.

Modelo 13: SARIMA (2,1,2) (1,0,0)

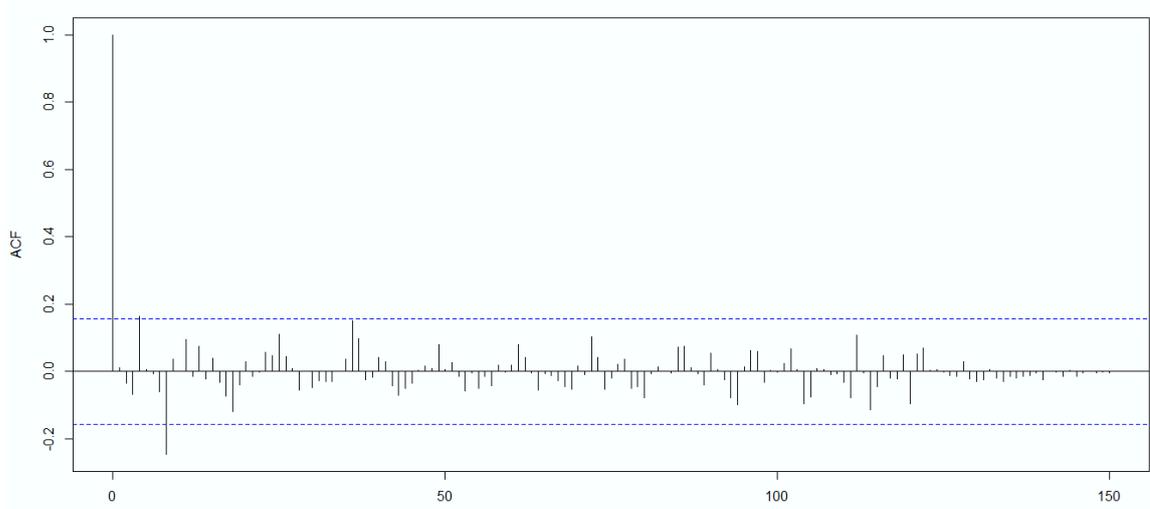


Figura 20: Función de autocorrelación simple de los residuos del modelo SARIMA (2,1,2) (1,0,0)

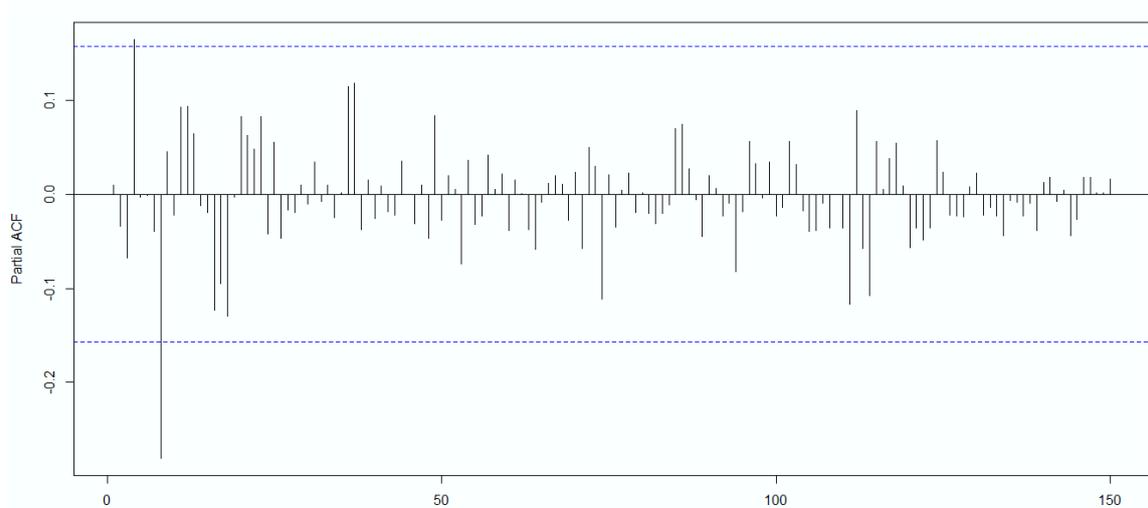


Figura 21: Función de autocorrelación parcial de los residuos del modelo SARIMA (2,1,2) (1,0,0)

En este modelo, las bandas de confiabilidad tanto de la FAC como de la FAP incluyen a la mayoría de los coeficientes de autocorrelación de los residuos, existen dos coeficientes que se encuentran fuera del intervalo, luego se presume que la serie no es adecuada.

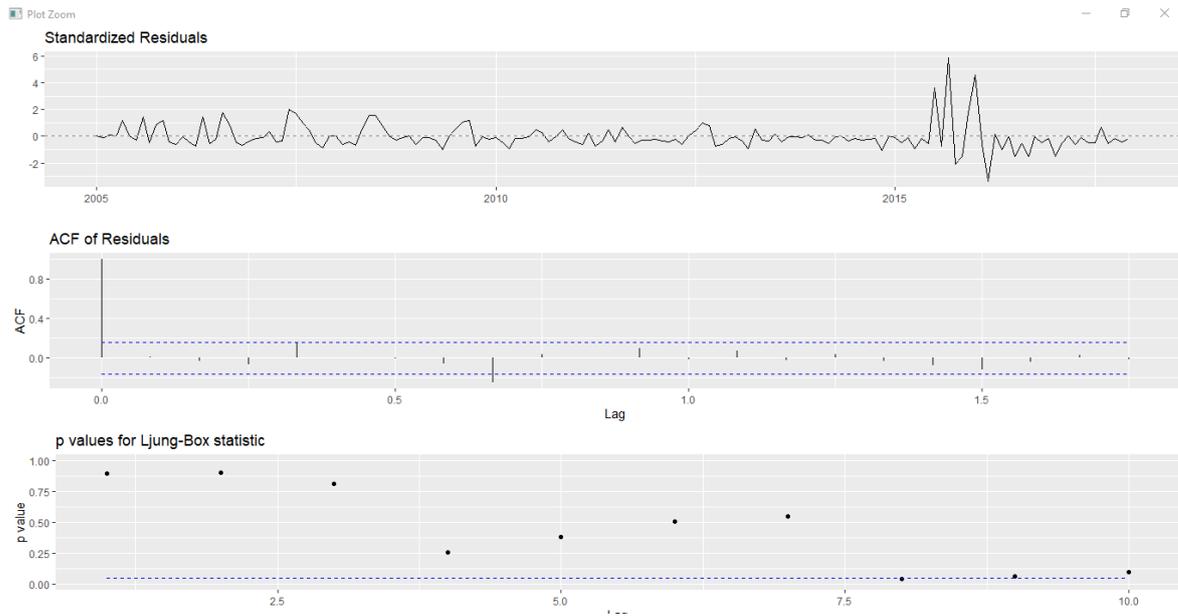


Figura 22: Análisis de los residuales del modelo SARIMA (2,1,2) (1,0,0)

Se observa en la figura, que de acuerdo a la Prueba de Ljung Box, todos los coeficientes de autocorrelación corresponden probabilidades mayores a 0.05, menos un coeficiente de autocorrelación tiene una probabilidad menor a 0.05, por lo que se concluye que el modelo es adecuado.

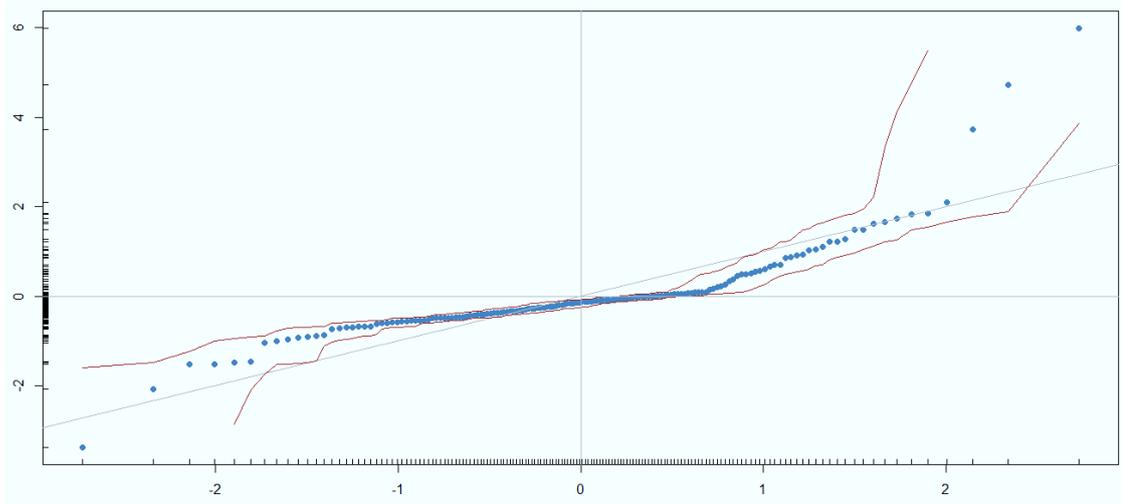


Figura 23: Linealidad de los residuales del modelo SARIMA (2,1,2) (1,0,0)

En la figura se presentan los valores percentilares de la distribución normal teórica y los percentiles de la distribución empírica, en donde claramente existen puntos no alienados a la recta, lo que hace suponer que el modelo no sigue una distribución normal.

Pruebas de hipótesis de los coeficientes de autocorrelación de los residuales

✓ Test de Ljung-Box corregido por Box - Pierce

H_0 : Los residuales se distribuyen de forma independiente (Coeficientes de autocorrelación=0)

H_a : Los residuales no se distribuyen de forma independiente

Significancia: $\alpha = 0.05$

Solución:

Box-Pierce test

```
data: sarima13$residuals
X-squared = 5.1062, df = 5, p-value = 0.4031
```

Decisión: No se rechaza la hipótesis nula (H_0)

Conclusión: Dado que el p-valor $0.4031 > 0.05$, indica que los residuales se distribuyen de forma independiente.

✓ Test de kolmogorov Smirnov.

H_0 : Los residuales proceden de una distribución normal.

H_1 : Los residuales no proceden de una distribución normal.

Solución:

Kolmogorov-Smirnov test

```
data: sarima13$residuals and mean(0)
D = 0.69231, p-value = 0.6242
alternative hypothesis: two-sided
```

Decisión: No se rechaza la hipótesis nula (H_0)

Conclusión: Dado que el p-valor $0.6242 > 0.05$, indica que los residuales proceden de una distribución normal.

Como conclusión final, los coeficientes de autocorrelación de los residuales de acuerdo a la prueba Ljung-Box corregida por Box – Pierce resultaron ser independientes, y sus residuales de acuerdo a la prueba de Kolmogorov-Smirnov indican que se distribuyen normalmente al 95%. Por ende, analizando los 2 criterios en conjunto, el modelo es adecuado.

d. Modelo 14: SARIMA (2,1,2) (1,1,0)

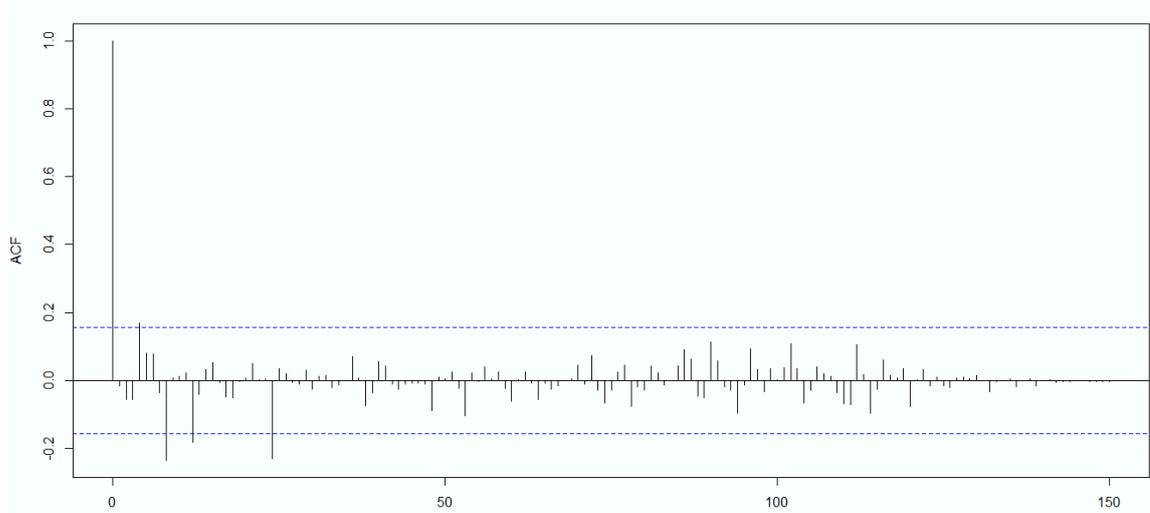


Figura 24: Función de autocorrelación simple de los residuos del modelo SARIMA (2,1,2) (1,1,0)

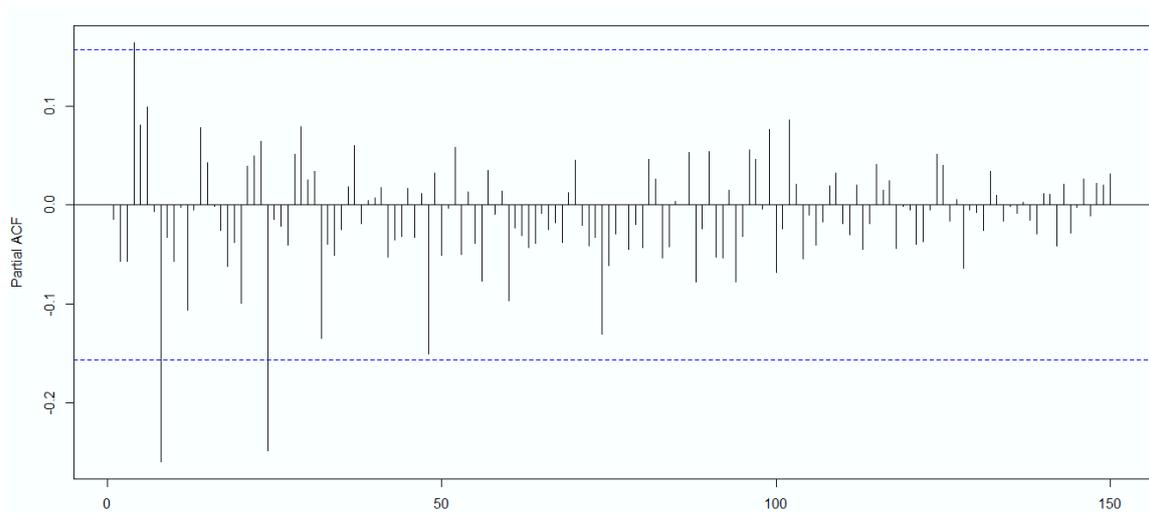


Figura 25: Función de autocorrelación parcial de los residuos del modelo SARIMA (2,1,2) (1,1,0)

En este modelo, las bandas de confiabilidad tanto de la FAC como de la FAP incluyen a la mayoría de los coeficientes de autocorrelación de los residuos, existen tres coeficientes que se encuentran fuera del intervalo, luego se presume que la serie no es adecuada.

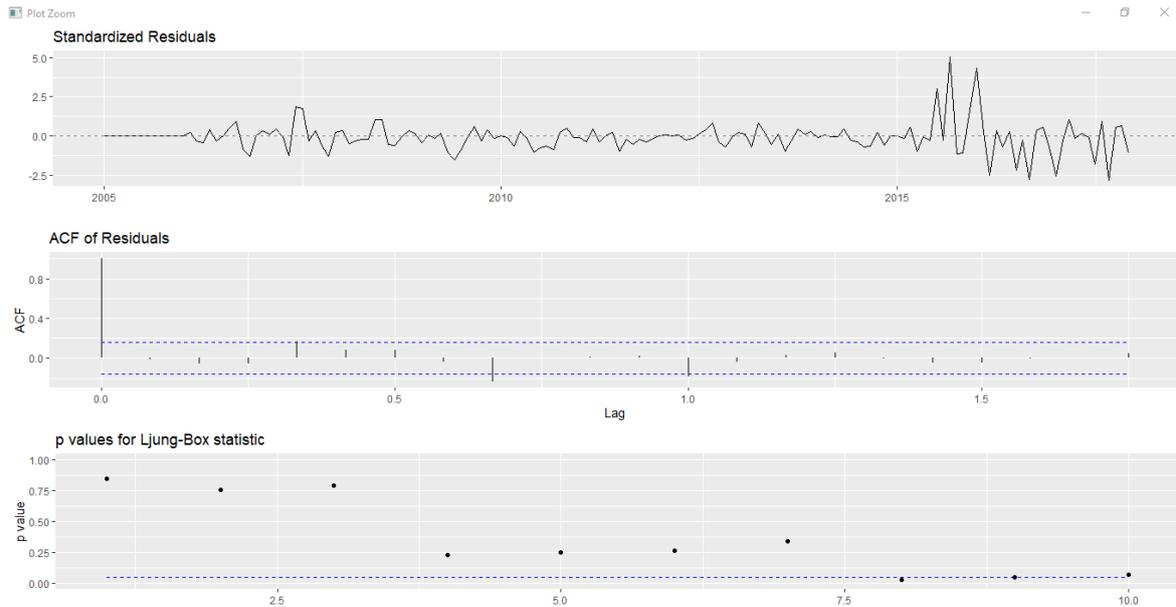


Figura 26: Análisis de los residuales del modelo SARIMA (2,1,2) (1,1,0)

Se observa en la figura, que de acuerdo a la Prueba de Ljung Box, todos los coeficientes de autocorrelación corresponden probabilidades mayores a 0.05, menos dos coeficientes de autocorrelación tienen probabilidades menores a 0.05, por lo que se concluye que el modelo es adecuado.

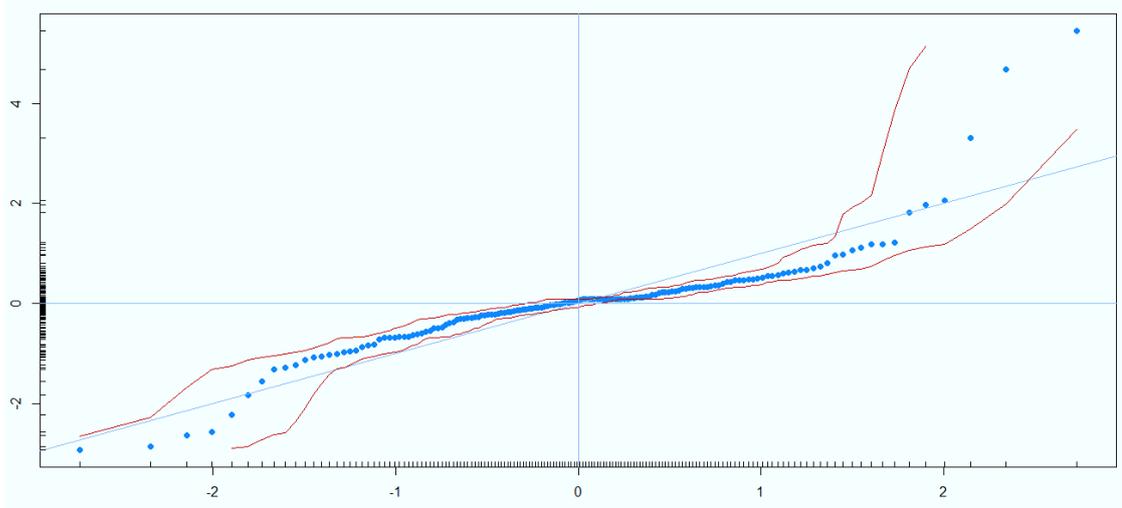


Figura 27: Linealidad de los residuales del modelo SARIMA (2,1,2) (1,1,0)

En la figura se presentan los valores percentilares de la distribución normal teórica y los percentiles de la distribución empírica, en donde claramente existen puntos no alienados a la recta, lo que hace suponer que el modelo no sigue una distribución normal.

Pruebas de hipótesis de los coeficientes de autocorrelación de los residuales

✓ Test de Ljung-Box corregida por Box - Pierce

H_0 : Los residuales se distribuyen de forma independiente (Coeficientes de autocorrelación=0)

H_a : Los residuales no se distribuyen de forma independiente

Significancia: $\alpha = 0.05$

Solución:

Box-Pierce test

```
data: sarima14$residuals
X-squared = 6.4117, df = 5, p-value = 0.2682
```

Decisión: No se rechaza la hipótesis nula (H_0)

Conclusión: Dado que el p-valor $0.2682 > 0.05$, indica que los residuales se distribuyen de forma independiente.

✓ Test de kolmogorov Smirnov.

H_0 : Los residuales proceden de una distribución normal.

H_1 : Los residuales no proceden de una distribución normal.

Solución:

Kolmogorov-Smirnov test

```
data: sarima14$residuals and mean(0)
D = 0.53846, p-value = 0.9299
alternative hypothesis: two-sided
```

Decisión: No se rechaza la hipótesis nula (H_0)

Conclusión: Dado que el p-valor $0.9299 > 0.05$, indica que los residuales proceden de una distribución normal.

Como conclusión final, los coeficientes de autocorrelación de los residuales de acuerdo a la prueba Ljung-Box corregida por Box – Pierce resultaron ser independientes, y sus residuales de acuerdo a la prueba de Kolmogorov-Smirnov indican que se distribuyen normalmente al 95%. Por ende, analizando los 2 criterios en conjunto, el modelo es adecuado.

4. Pronóstico del modelo

De los modelos SARIMA's propuestos el modelo 10 – SARIMA (1,1,5) (1,1,0), modelo 13 – SARIMA (2,1,2) (1,0,0), modelo 14 – SARIMA (2,1,2) (1,1,0), cumplieron con los requisitos, es decir, sus parámetros son significativos, los residuales son independientes y siguen una distribución normal.

Tabla 3: Pronósticos de la cantidad de producción de electricidad en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP con modelos SARIMA's para el año 2017.

Meses	Valor Real	SARIMA10 (1,1,5) (1,1,0)	SARIMA13 (2,1,2) (1,0,0)	SARIMA14 (2,1,2) (1,1,0)
Ene18	4.60672027	8.874283	5.700088	11.570317
Feb18	4.76651034	4.5161	6.839819	7.018863
Mar18	5.03460953	4.927875	6.212548	3.590211
Abr18	4.60672027	3.902488	6.896605	4.987062
May18	4.63325045	4.510332	6.567568	4.11647
Jun18	5.09550476	4.788133	6.92412	5.289286
Jul18	4.62540146	4.354668	6.56764	3.951428
Ago18	8.6566638	6.147158	7.380187	6.083501
Sep18	4.6102649	4.916755	6.718088	4.57837
Oct18	5.02498082	5.864236	7.175856	5.831976
Nov18	5.22262365	4.276946	6.658525	3.966397
Dic18	5.08583016	6.299125	7.11724	6.347265

Fuente: Resultados obtenidos con el programa R usando la base de datos originales de la cantidad de producción de electricidad en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP, periodo enero 2005 a diciembre 2017.

De la tabla se observa que los pronósticos del MODELO – 10 SARIMA (1,1,5) (1,1,0) son los más próximos al valor real. Esto nos indica que será tomado por ahora como un buen modelo de pronóstico.

MODELO – 10 SARIMA (1,1,5) (1,1,0)

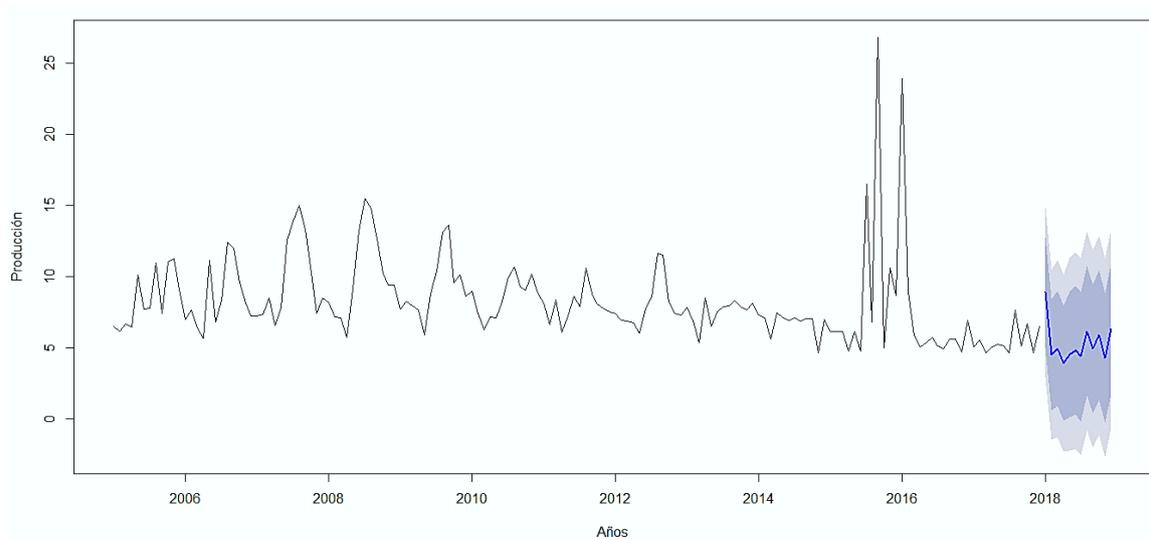


Figura 28: Valores pronosticados del modelo SARIMA (1,1,5) (1,1,0) de la cantidad de producción de electricidad en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP, periodo enero 2005 a diciembre 2017.

MODELO – 13 SARIMA (2,1,2) (1,0,0)

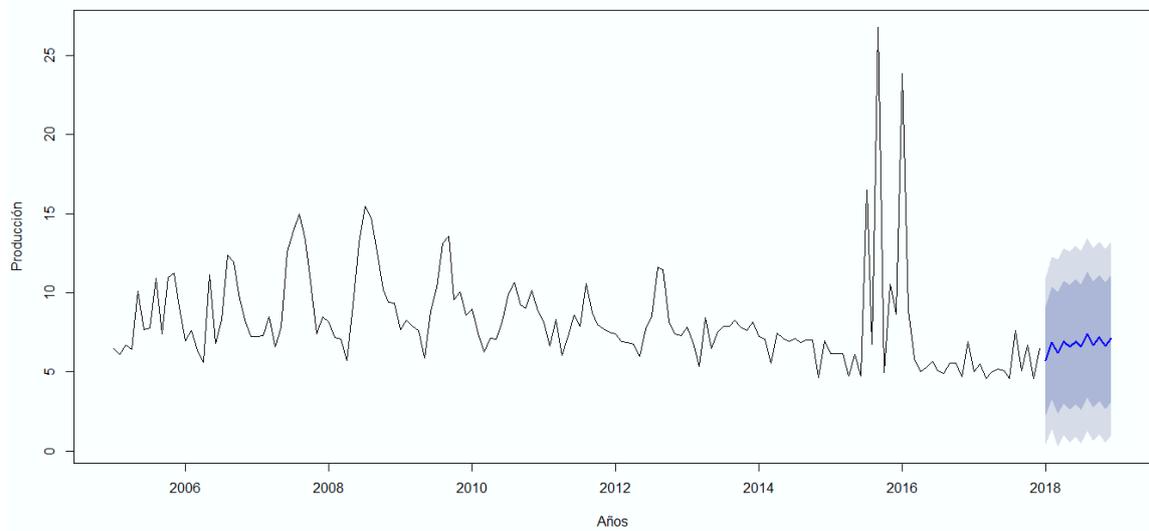


Figura 29: Valores pronosticados del modelo SARIMA (2,1,2) (1,0,0) de la cantidad de producción de electricidad en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP, periodo enero 2005 a diciembre 2017.

MODELO – 14 SARIMA (2,1,2) (1,1,0)

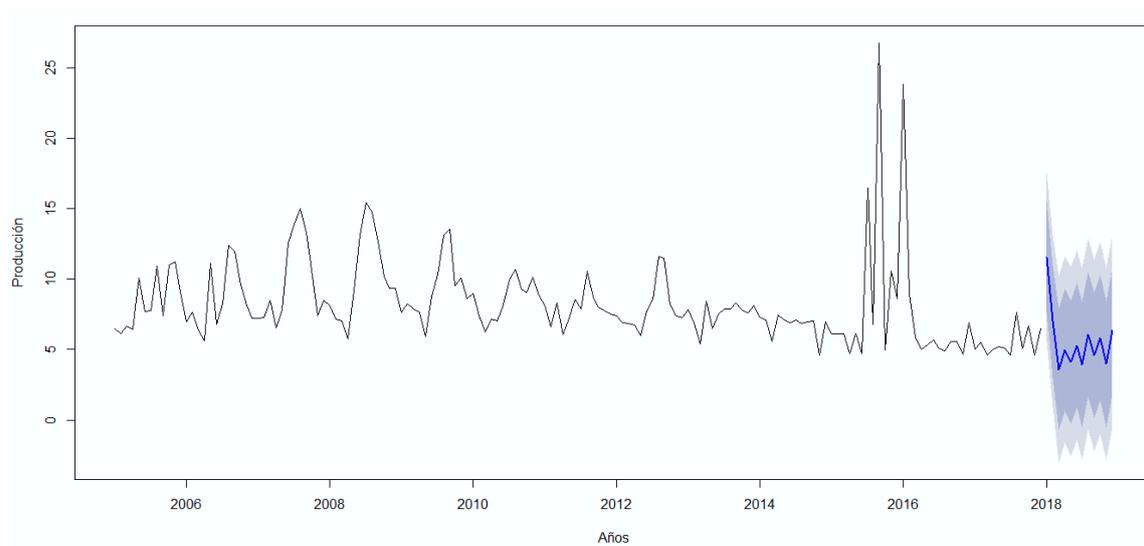


Figura 30: Valores pronosticados del modelo SARIMA (2,1,2) (1,1,0) de la cantidad de producción de electricidad en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP, periodo enero 2005 a diciembre 2017.

5. Validez del pronóstico

En este paso se evaluará el mejor modelo de pronóstico con el menor error que cumplieron con los requisitos principales

Tabla 4: Comparación de la evaluación de los errores de pronósticos de los modelos SARIMA's propuestos.

Modelos	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MAD	AIC	AIC _c	BIC
SARIMA10 (1,1,5) (1,1,0)	-0.2054	2.8094	1.7021	-7.3125	21.6426	1.4139	736.79	737.86	760.49
SARIMA13 (2,1,2) (1,0,0)	-0.1016	2.6286	1.6154	-7.909	19.3201	1.1741	755	755.57	773.26
SARIMA14 (2,1,2) (1,1,0)	-0.2742	2.8868	1.7308	-8.509	22.1022	1.431	740.71	741.33	758.49

Fuente: Fuente: Resultados obtenidos con el programa R usando la base de datos originales de la cantidad de producción de electricidad en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP, periodo enero 2005 a diciembre 2017.

En la tabla 4, se muestran los errores de pronóstico de los 3 modelos que resultaron ser satisfactorios, siendo muy próximo entre sí y que de acuerdo al análisis realizado se tomará el SARIMA 14 (2,1,2) (1,1,0) como el mejor modelo que pronostica la cantidad de producción de electricidad de la región Lambayeque; por ser parsimonioso, tiene 5 parámetros por estimar, que si bien el modelo 13 también tiene el mismo número de parámetros, el modelo 14 tiene el menor BIC=758.49, muy próximo al correspondiente modelo 10, pero este último con 7 parámetros por estimar y con solo a su favor el AIC.

Discusión

En la investigación, de acuerdo con la metodología de Box Jenkins el modelo de pronóstico más óptimo resultó ser el MODELO 14: SARIMA (2,1,2) (1,1,0), como ya se ha mencionado por ser parsimonioso y por tener el menor BIC, que penaliza más la complejidad que el AIC, por tanto, es más exigente al momento de elegir el mejor modelo de pronóstico. Cuya ecuación es:

MODELO 14: SARIMA (2,1,2) (1,1,0)

$$(1 - \alpha_1 L - \alpha_2 L^2)(1 - \beta_1 L^{12})(Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-12} - Y_{t-13}) = (1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2)e_t$$

Tipo	Coef	p
AR (1) =	-0.2858	0.01903
AR (2) =	0.4507	0.0332242
MA (1) =	-0.5496	2.153e-08
MA (2) =	-0.4345	0.0001489
SAR (1) =	-0.4978	4,538e-11

Los resultados del estudio desarrollado, contrasta con los antecedentes encontrados, los cuales fueron los siguientes:

En la investigación de Orellana (2012) titulada **“Modelación y Pronóstico de la Demanda de Energía Eléctrica de Mediano Plazo de El Salvador”** ha llegado a la conclusión que el ARIMA (0,1,2) x (0,1,1)₅₂ es el mejor modelo para pronosticar la demanda de electricidad, obteniendo un error relativo porcentual menor. El modelo queda en: $(1-B)^{52} (1-B)X_t = (1-0.862B^{52})(1-0.471B-0.294B^2)at + 10.065I_t^{176} + 7.841I_t^{196} + 9.535I_t^{225} + 5.781I_t^{437} + 8.177I_t^{510}$.

Orellana, evalúa la demanda de energía eléctrica de El Salvador con una estacionalidad distinta a la anual, y no considera AIC ni BIC como indicadores de evaluación de pronóstico, a diferencia de los autores de la investigación que evalúa el pronóstico de la cantidad de producción de la región Lambayeque y considera estos últimos indicadores.

En la investigación de Gómez (2010) titulada **“Pronóstico de una serie temporal usando redes neuronales”** ha llegado a la conclusión que el ARIMA(1, 1, 1) es el modelo más destacado, siendo sus valores: $\hat{\phi} = 0.54$; $\hat{\theta} = -0.84$ y es descrito como: $X_t = 1.5415X_{t-1} - 0.5415X_{t-2} + Z_t + 0.8387Z_{t-1}$

Este autor evaluó la variable del registro de demanda máxima mensual de energía eléctrica, también distinta a la que evalúan los autores de la presente investigación.

En la investigación de Murillo y col. (2003) titulada **“Estudio del pronóstico de la demanda de energía eléctrica, utilizando modelos de series de tiempo”** concluye que el ARIMA(1,0,0)(2,1,0) es el modelo más sobresaliente y se manifiesta de la siguiente manera: $y_t = \phi_1 y_t - 1\phi_2 y_{t-7} + \phi_3 y_{t-14}$.

Murillo y col, analizan la serie de demanda de energía eléctrica de Colombia y de hace 17 años a más, y no encontraron componentes promedio móvil, sin reportar indicadores de errores de pronóstico, a diferencia de los autores de la presente investigación.

En la investigación de Damián & Sandoval (2018) titulada **“Modelo óptimo de Pronóstico del índice mensual de Producción de Electricidad”- Perú en el Periodo 2006–2015”** ha llegado a la conclusión que el modelo SARIMA (1, 1,0) (0, 1,1)₁₂, es el más destacado, con RMSE= 0.04022721, MAD = 2.72987362, MAPE = 1.57930373 y sus coeficientes AR (1)= -0.4754, SMA (12)= 0.7768, de las cuales resultó la siguiente expresión matemática: $Y_t = 0.5246Y_{t-1} - 0.4754Y_{t-2} + Y_{t-12} - 0.5246Y_{t-13} - 0.4754Y_{t-14} + e_t - \phi_1 + e_{t-12}$

Sin embargo, no reportan el AIC y el BIC, con la finalidad de evaluar la complejidad del modelo respecto a la bondad de ajuste.

En la investigación de Quizpe (2015) titulada **“Modelo univariante para el consumo de energía eléctrica Doméstica en el Distrito de Ayaviri – Electro Puno, periodo 2004- 2013”** ha llegado a la conclusión que el ARIMA (3,1,1) (1,0,1) es el modelo que más resalta y se describe como: $\hat{y}_t = y_{t-1} - 1.0247 y_{t-1} - y_{t-2} + 0.3257 y_{t-2} - y_{t-3} - 0.1801 y_{t-3} - y_{t-4} + 0.7447 y_{t-12} - y_{t-13} + 0.7630 y_{t-13} - y_{t-14} + 0.2425 y_{t-14} - y_{t-15} + 0.1341 y_{t-15} - y_{t-16} - 0.6113\varepsilon_{t-12} - 0.917\varepsilon_{t-1} - 0.561\varepsilon_{t-13} + \varepsilon_t$.

Sin embargo, los autores analizan una serie distinta, que es el consumo de energía eléctrica de un distrito de Puno, no reportan indicadores de evaluación de pronóstico, como AIC y BIC, con la finalidad de evaluar la complejidad del modelo respecto a la bondad de ajuste.

En la investigación de De la Cruz (2014) titulada **“Análisis y proyección del consumo eléctrico residencial de la Región Piura mediante modelo univariante Arima”** ha llegado a la conclusión que el ARIMA $X_t^{0.5} (2,1,1) (0,1,1)$ es el modelo más eficiente que ha obtenido.

Sin embargo, los autores analizan una serie distinta, que es el consumo de energía eléctrica de la región Piura, con una estacionalidad distinta a la anual, no reportan indicadores de evaluación de pronóstico, como AIC y BIC, con la finalidad de evaluar la complejidad del modelo respecto a la bondad de ajuste.

En la investigación de Antón (2011) titulada **“Modelo de Pronóstico del Índice Mensual de Producción de Electricidad” Metodología Box y Jenkins. Ministerio de Energía y Minas. Perú. Enero 1994 - Mayo del 2007”** ha llegado a la conclusión que el SARIMA $(0,1,1) (0,1,1)$ es el modelo estimado más satisfactorio con $MA(1)= 0,2667$, $SMA(12)= 0,5901$ y su ecuación fue: $\hat{y}_t = y_{t-1} + y_{t-12} - y_{t-13} - 0,2677\hat{\epsilon}_{t-1} - 0,5901\hat{\epsilon}_{t-12} + 0,15797\hat{\epsilon}_{t-13}$.

Sin embargo, Antón si bien analiza producción de electricidad, este autor analiza el índice a nivel nacional de hace 13 años a más, no reportan indicadores de evaluación de pronóstico, como el AIC y el BIC, con la finalidad de evaluar la complejidad del modelo respecto a la bondad de ajuste.

CAPITULO IV. Conclusiones

La serie original de la cantidad de producción de electricidad de la Región Lambayeque en el periodo 2005 – 2017 no presentó tendencia, no fue estacionaria y tuvo estacionalidad cada 12 meses, la diferenciación de la serie en 1 periodo resultó ser estacionaria al 95% de confiabilidad de acuerdo a la prueba aumentada de Dickey Fuller.

Se encontraron los siguientes modelos satisfactorios: SARIMA (1,1,5) (1,1,0); SARIMA (2,1,2) (1,0,0); SARIMA (2,1,2) (1,1,0).

El modelo óptimo hallado fue el SARIMA (2,1,2) (1,1,0), cuyo modelo es:

$(1 - \alpha_1 L - \alpha_2 L^2)(1 - \beta_1 L^{12})(Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-12} - Y_{t-13}) = (1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2)e_t$, y cuya ecuación es: $Y_t = 1.2858 Y_{t-1} + 0.7365 Y_{t-2} - 0.4507 Y_{t-3} + 0.5022 Y_{t-12} - 0.07412876 Y_{t-13} - 0.81858722 Y_{t-14} + 0.22634154 Y_{t-15} + 0.4978 Y_{t-24} - 0.35552876 Y_{t-25} - 0.08208722 Y_{t-26} + 0.22435846 Y_{t-27} + e_t + 0.5496 e_{t-1} + 0.4345 e_{t-2}$, por cumplir con todos los criterios de modelo satisfactorios y por ser parsimonioso con el menor BIC.

CAPITULO V. Recomendaciones

Al Director del Banco Central de la Reserva del Perú, utilizar el modelo óptimo de pronóstico de la cantidad de producción de electricidad de la Región Lambayeque hallado en la presente investigación, retroalimentándolo con data actualizada.

Comparar el modelo óptimo hallado de la cantidad de producción de electricidad de la Región Lambayeque con otras metodologías y/o técnicas de pronóstico de serie de tiempo, como en el caso de Redes Neuronales.

BIBLIOGRAFÍA REFERENCIADA

- Alvarado, M., Alama, R., Palacios, B., & Arroyo, K. (Noviembre de 2013). *Síntesis Económica de Lambayeque*. Obtenido de <http://www.bcrp.gob.pe/docs/Sucursales/Piura/2013/sintesis-lambayeque-11-2013.pdf>
- Angulo, J. (2016). *Modelo ARIMA para el pronóstico de la liquidez monetaria mensual en el sistema financiero peruano (Tesis de licenciatura) Universidad Nacional de Trujillo, Trujillo, Perú*. Obtenido de <http://dspace.unitru.edu.pe/handle/UNITRU/7978>
- Antón, J. (2011). *"Modelo de Pronóstico del Índice Mensual de Producción de Electricidad". Metodología Box y Jenkins. Ministerio de Energía y Minas. Perú. Enero 1994 - Mayo del 2007 (Tesis de maestría) Universidad Nacional de Trujillo, Trujillo, Perú*. Obtenido de <http://dspace.unitru.edu.pe/handle/UNITRU/12163>
- Aragón, F. (20 de Noviembre de 2017). *Series Temporales*. Obtenido de <https://github.com/FrancisArgnR/SeriesTemporalesEnCastellano>
- Arce, R.; Mahía, R. (2003). *Introducción a los Modelos ARIMA*. Obtenido de http://www.uam.es/personal_pdi/economicas/rarce/econometr2.htm
- Central Intelligence Agency. (5 de Julio de 2018). *Electricity-Producción*. Obtenido de https://www.cia.gov/search?q=Electricity+-+production+%28billions+kWh%29&site=CIA&output=xml_no_dtd&client=CIA&myAction=%2Fsearch&proxystylesheet=CIA&submitMethod=get
- Damián, M., & Sandoval, N. (2018). *Modelo óptimo de Pronóstico del índice mensual de Producción de Electricidad"- Perú en el Periodo 2006–2015 (Tesis de licenciatura) Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo, Lambayeque, Perú*. Obtenido de <http://repositorio.unprg.edu.pe/handle/UNPRG/2192>
- De la Cruz, M. (Marzo de 2014). *Análisis y proyección del consumo eléctrico residencial de la Región Piura mediante modelo univariante Arima (Tesis de maestría)*

Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo, Lambayeque, Perú. Obtenido de repositorio.unprg.edu.pe/handle/UNPRG/402

De la Fuente, S. (1 de Febrero de 2016). *Series Temporales: Modelo ARIMA.* Obtenido de <http://www.estadistica.net/>

Ejemplode.com. (2013). *Ejemplo de Ficha Electrónica.* Obtenido de https://www.ejemplode.com/12-clases_de_espanol/2662-ejemplo_de_ficha_electronica.html

El Comercio. (20 de Setiembre de 2017). *Perú: Las empresas que generaron mayor energía eléctrica en julio.* Obtenido de <https://elcomercio.pe/economia/peru/peru-empresas-generaron-mayor-energia-electrica-julio-noticia-459653>

Farrera, A. (2013). *Manual de pronósticos para la toma de decisiones* (1° ed.). México: Editorial Digital del Tecnológico de Monterrey. Obtenido de https://books.google.com.pe/books?id=GbTIDAAAQBAJ&printsec=frontcover&dq=componentes+de+serie+de+tiempo&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwiI-Pu7s73iAhXInOAKHYriC_E4HhDoAQhOMAk#v=onepage&q=componentes%20de%20serie%20de%20tiempo&f=false

Gallego, J. (21 de Febrero de 2016). *Cosas que conviene saber al usar AIC, DIC y otros criterios de información [Mensaje en un blog].* Obtenido de https://jrubicaba.github.io/posts/information_criterion/

Gestión. (6 de Febrero de 2018). *Producción de electricidad creció 1.8% en el 2017.* Obtenido de <https://gestion.pe/economia/produccion-electricidad-crecio-1-8-2017-226643>

Giraldo, N. (2006). *Modelos SARIMA y pruebas de raíz unitaria estacional.* Obtenido de <http://www.medellin.unal.edu.co/~ndgiraldo/members.htm>

Gómez, W. (Agosto de 2010). *Pronóstico de una serie temporal usando redes neuronales (Tesis de licenciatura) Universidad Tecnológica de la Mixteca, Oaxaca, México.* Obtenido de http://jupiter.utm.mx/~tesis_dig/11139.pdf

- Instituto Nacional de Estadística e Informática. (Setiembre de 2010). *Lambayeque: Indicadores Demográficos, Sociales, Económicos y de Gestión Pública*. Obtenido de <https://es.calameo.com/read/004463421fc9ce909880f>
- Instituto Nacional de Estadística e Informática. (Febrero de 2011). *Panorama Económico Departamental*. Obtenido de <https://www.inei.gov.pe/media/MenuRecursivo/boletines/12067.pdf>
- Instituto Nacional de Estadística e Informática. (Febrero de 2012). *Perú: Panorama Económico Departamental*. Obtenido de <https://www.inei.gov.pe/media/MenuRecursivo/boletines/13637.pdf>
- Instituto Nacional de Estadística e Informática. (Febrero de 2018). *Panorama Económico Departamental*. Obtenido de https://www.inei.gov.pe/media/MenuRecursivo/boletines/02-informe-tecnico-n02_panorama-economico-departamental-dic2017.pdf
- Jimenes , J., Gázquez, J., & Sánchez, R. (2006). *La capacidad predictiva en los métodos Box-Jenkins y Holt-Winters: una aplicación al sector turístico*. *Revista Europea de Dirección y Economía*. Obtenido de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=2150087>
- Mahadeva, L., & Robinson, P. (2009). *Prueba de raíz unitaria para ayudar a la construcción de un modelo*. Obtenido de <https://www.cemla.org/PDF/ensayos/pub-en-76.pdf>
- Martínez, J. (2015). *Investigación Comercial* (1° ed.). España: Ediciones Paraninfo. Obtenido de <https://books.google.com.pe/books?id=hMp3BwAAQBAJ&pg=PA228&dq=serie+temporal&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwi7n-ylnr3iAhWPUt8KHSkQD-Q4ChDoAQgqMAE#v=onepage&q=serie%20temporal&f=false>
- Murillo, J., Trejos , A., & Carvajal, P. (Diciembre de 2003). Estudio del pronóstico de la demanda de energía eléctrica, utilizando modelos de series de tiempo. *Scientia et*

- Technica*, 3(23), 37-42. Obtenido de <http://revistas.utp.edu.co/index.php/revistaciencia/article/view/7379/4403>
- Orellana, J. (Agosto de 2012). *Modelación y Pronóstico de la Demanda de Energía Eléctrica de Mediano Plazo de El Salvador (Tesis de maestría) Universidad de El Salvador, Ciudad Universitaria, El Salvador*. Obtenido de ri.ues.edu.sv/12578/
- Ortega, L. (1 de Abril de 2011). *Generación Energía Eléctrica [Mensaje en un blog]*. Obtenido de https://www.seas.es/blog/energias_renovables/generacion-energia-electrica/
- Quizpe, Y. (30 de Junio de 2015). *Modelo univariante para el consumo de energía eléctrica Doméstica en el Distrito de Ayaviri – Electro Puno, periodo 2004- 2013 (Tesis de licenciatura) Universidad Nacional del Altiplano, Puno, Perú*. Obtenido de <http://tesis.unap.edu.pe/handle/UNAP/2703>
- Reyes, P. (10 de Febrero de 2015). *Metodología de Análisis con Series de Tiempo*. Obtenido de <http://www.icicm.com/files/>
- Vidal, G. (2015). *Modelo Sarima para el pronóstico de la masa mensual del Río Jequetepeque (Titulo de licenciatura) Universidad Nacional de Trujillo, Trujillo, Perú*. Obtenido de <http://dspace.unitru.edu.pe/handle/UNITRU/7980>

ANEXOS

ANEXO I

Ficha electrónica

Mes/Año	Serie original de producción	Serie diferenciada en 1 periodo

ANEXO II

Grafica de la serie

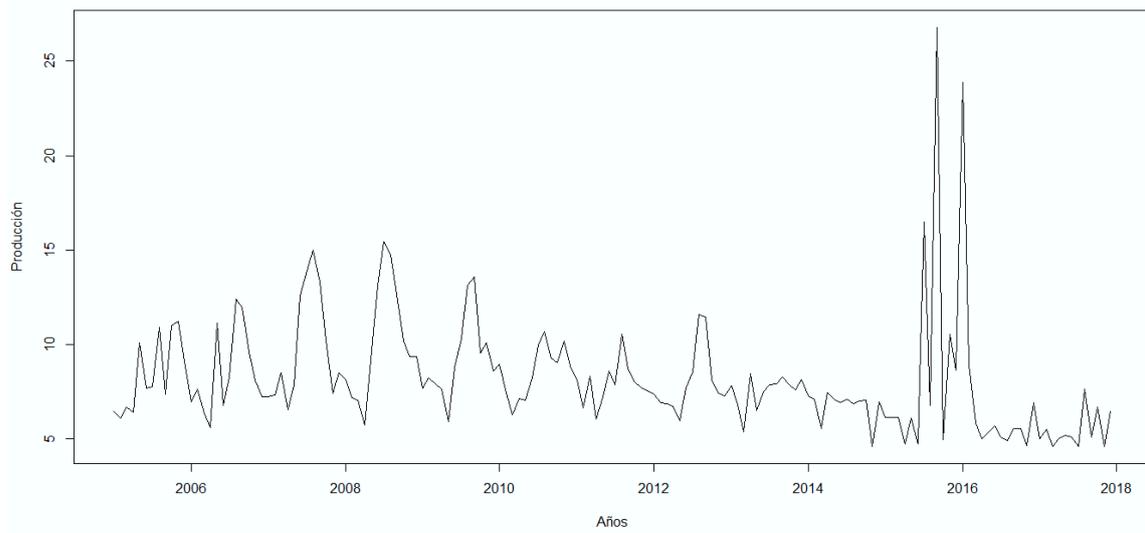


Figura 31: La serie original de la cantidad de producción de electricidad en la Región Lambayeque, registrados por el BCRP, periodo enero 2005 a diciembre 2017.

ANEXO III

	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Setiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre
2005	6.49	6.10	6.69	6.44	10.11	7.68	7.77	10.92	7.39	11.00	11.23	9.09
2006	6.98	7.64	6.39	5.62	11.13	6.80	8.28	12.40	11.95	9.58	8.12	7.22
2007	7.22	7.31	8.49	6.58	7.83	12.58	13.91	15.01	13.30	10.22	7.41	8.50
2008	8.14	7.17	7.07	5.73	9.17	13.15	15.44	14.78	12.63	10.20	9.38	9.38
2009	7.67	8.25	7.91	7.63	5.91	8.79	10.31	13.14	13.59	9.54	10.08	8.60
2010	8.98	7.41	6.26	7.14	7.06	8.22	9.94	10.67	9.27	9.04	10.16	8.85
2011	8.14	6.63	8.35	6.05	7.23	8.59	7.87	10.57	8.75	8.02	7.75	7.54
2012	7.39	6.92	6.88	6.73	5.98	7.71	8.55	11.61	11.46	8.17	7.40	7.30
2013	7.82	6.83	5.37	8.45	6.49	7.51	7.89	7.90	8.29	7.85	7.61	8.14
2014	7.26	7.10	5.57	7.46	7.12	6.93	7.12	6.86	7.00	7.04	4.62	6.96
2015	6.14	6.15	6.15	4.75	6.12	4.74	16.48	6.77	26.79	4.97	10.56	8.65
2016	23.86	8.92	5.85	5.02	5.31	5.69	5.09	4.93	5.58	5.56	4.67	6.92
2017	5.04	5.52	4.61	5.01	5.20	5.10	4.61	7.63	5.09	6.67	4.61	4.61