



**UNIVERSIDAD NACIONAL
PEDRO RUIZ GALLO
ESCUELA DE POSGRADO**



**MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA MECÁNICA Y
ELÉCTRICA CON MENCIÓN EN ENERGÍA**

**Predicción del consumo de energía eléctrica residencial a
corto plazo en la provincia de Tumbes, mediante modelo
univariante ARIMA**

TESIS

**PRESENTADA PARA OPTAR EL GRADO ACADÉMICO DE MAESTRO EN
CIENCIAS DE LA INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA CON MENCIÓN EN
ENERGÍA**

AUTOR:

Ing. Carlos Esteban Yupanqui Rodríguez

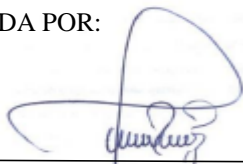
ASESOR:

Dr. Fredy Dávila Hurtado

Lambayeque, 2023

Predicción del consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo en la provincia de Tumbes, mediante modelo univariante ARIMA

PRESENTADA POR:



Carlos Esteban Yupánqui Rodríguez

AUTOR



Fredy Dávila Hurtado

ASESOR

Presentada a la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo para optar el Grado Académico de: MAESTRO EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA CON MENCIÓN EN ENERGÍA.

APROBADA POR:



Mg. Juan Tumialan Hinostroza

PRESIDENTE



Mg. Daniel Carranza Montenegro

SECRETARIO



Mg. Amado Aguinaga Paz

VOCAL

	ESCUELA DE POSGRADO <i>W. Dr. Francisco Villanueva Rodríguez</i>	Versión:	01
		Fecha de Aprobación	28-02-2023
UNIDAD DE INVESTIGACION	<u>FORMATO DE ACTA DE SUSTENTACIÓN VIRTUAL DE TESIS</u>	Pág. 1 de 3	

ACTA DE SUSTENTACIÓN VIRTUAL DE TESIS

Siendo las 4.00 p.m. del martes 28 de febrero de 2023, se dio inicio a la Sustentación Virtual de Tesis soportado por el sistema Google Meet, preparado y controlado por la Unidad de Tele Educación de la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo de Lambayeque, con la participación en la Video Conferencia de los miembros del Jurado, nombrados con Resolución N°0951-2018-EPG, de fecha 28 de abril de 2018, conformado por:

Mg. JUAN TUMIALAN HINOSTROZA
 Mg. DANIEL CARRANZA MONTENEGRO
 Mg. AMADO AGUINAGA PAZ
 Mg. FREDY DÁVILA HURTADO

presidente
 secretario
 vocal
 asesor

Para evaluar el informe de tesis del tesista CARLOS ESTABAN YUPANQUI RODRIGUEZ, candidato a optar el grado de *MAESTRO EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA CON MENCIÓN EN ENERGÍA*, con la tesis titulada *"PREDICCIÓN DEL CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA RESIDENCIAL A CORTO PLAZO EN LA PROVINCIA DE TUMBES, MEDIANTE MODELO UNIVARIANTE ARIMA."*.

El Sr. Presidente, después de transmitir el saludo a todos los participantes en la Video Conferencia de la Sustentación Virtual ordenó la lectura de la Resolución N°189-2023-EPG de fecha 24 de febrero de 2023, que autoriza la Sustentación Virtual del Informe de tesis correspondiente, luego de lo cual autorizó al candidato a efectuar la Sustentación Virtual, otorgándole 60 minutos de tiempo y autorizando también compartir su pantalla.

Culminada la exposición del candidato, se procedió a la intervención de los miembros del jurado, exponiendo sus opiniones y observaciones correspondientes, posteriormente se realizaron las preguntas al candidato.

Culminadas las preguntas y respuestas, el Sr. Presidente, autorizó el pase de los miembros del Jurado a la sala de video conferencia reservada para el debate sobre la Sustentación Virtual del Informe de tesis realizada por el candidato, evaluando en base a la rúbrica de

Formato : Físico/Digital	Ubicación : UI - EPG - UNPRG	Actualización:
--------------------------	------------------------------	----------------

 UNPRG <small>UNIVERSIDAD NACIONAL PEDRO RUIZ GALLO</small>	ESCUELA DE POSGRADO <i>M. Sc. Francisco Villares Rodríguez</i>	Versión:	01
		Fecha de Aprobación	28-02-2023
UNIDAD DE INVESTIGACION	<u>FORMATO DE ACTA DE SUSTENTACIÓN VIRTUAL DE TESIS</u>	Pág. 2 de 3	

sustentación y determinando el resultado total de la tesis con 18 puntos, equivalente a Muy Bueno , quedando el candidato apta para optar el Grado de **MAESTRO EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA CON MENCIÓN EN ENERGÍA**.

Se retornó a la Video Conferencia de Sustentación Virtual, se dio a conocer el resultado, dando lectura del acta y se culminó con los actos finales en la Video Conferencia de Sustentación Virtual.

Siendo las 5.16 p.m. se dio por concluido el acto de Sustentación Virtual.



Mg. JUAN TUMIALAN HINOSTROZA
PRESIDENTE



Mg. DANIEL CARRANZA MONTENEGRO
SECRETARIO



Mg. AMADO AGUINAGA PAZ
VOCAL



Mg. FREDY DÁVILA HURTADO
ASESOR

Formato : Físico/Digital	Ubicación : UI- EPG - UNPRG	Actualización:
--------------------------	-----------------------------	----------------

DEDICATORIA

A mis padres Isolina y Carlos, por ser ejemplo de superación, impulsores de mis sueños y esperanzas.

A mis hijos Carlos Alberto, Gabriel Eduardo, Arianna Macarena; en especial a mi “Estrella Marina”, que desde el cielo hace que cada día se fortalezca mi fe por Dios; Para ti mi amada hija Carolina.

AGRADECIMIENTO

A Dios todopoderoso por su infinita bondad, porque a pesar de las tristezas y alegrías, permitiste nunca alejarme de tu lado.

A ti Graciela Sánchez, porque con tu aliento y perseverancia, lograste que pueda cumplir este objetivo.

A los compañeros y amigos, que, con su esfuerzo y paciencia, permitieron el desarrollo de este proyecto.

ÍNDICE GENERAL

PREDICCIÓN DEL CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA RESIDENCIAL A CORTO PLAZO EN LA PROVINCIA DE TUMBES, MEDIANTE MODELO UNIVARIANTE ARIMA

Dedicatoria	V
Agradecimiento	VI
Índice general	VII
Índice de cuadros	IX
Índice de figuras	X
Resumen	XI
Introducción	XII

CAPÍTULO 1: ASPECTOS DE LA PROBLEMÁTICA

1.1 Planteamiento del problema	1
1.2 Formulación del problema	1
1.3 Hipótesis	1
1.4 Importancia	2
1.5 Objetivo	2
1.5.1 Objetivos específicos	2
1.6 Alcance	2
1.7 Variables	2
1.7.1 Variable dependiente	2
1.7.2 Variable independiente	3
1.8 Limitaciones de la investigación	3

CAPÍTULO 2: DESCRIPCIÓN DEL CASO

2.1 Denominación de la Empresa	4
2.2 Inicio de actividades de la Empresa	4
2.3 Información administrativa de la Empresa	4
2.4 Información técnica de la Empresa	5
2.4.1 Máxima demanda	5
2.4.2 Redes de baja tensión	6
2.4.3 Redes de media tensión	6
2.4.4 Subestaciones de distribución	6
2.5 Información comercial de la Empresa	7
2.5.1 Clientes	7
2.6 Unidad de Negocios Tumbes	8

CAPÍTULO 3: MARCO TEÓRICO

3.1 Regulación tarifaria	9
3.1.1 Opción tarifaria BT5B	9
3.2 Series de tiempo	9
3.2.1 Clasificación	9
3.2.2 Componentes	9
	10

3.2.3 Diferenciación de una serie	11
3.3 Modelo de serie de tiempo	11
3.3.1 Modelo ARIMA (p,d,q)	11
3.3.2 Modelo SARIMA	12
3.4 Función de autocorrelación simple (ACF)	13
3.5 Función de autocorrelación parcial (PACF)	14
3.6 Prueba de Dickey Fuller aumentada	14
3.7 Prueba de Ljung-Box	15
3.8 Parsimonia	16
3.9 Prueba de normalidad Kolmogorov-Smirnov	16

CAPÍTULO 4: MARCO METODOLÓGICO

4.1 Población y muestra	17
4.2 Materiales e instrumentos	18
4.3 Procedimiento a seguir para el análisis de datos	18
4.3.1 Trasformación previa de la serie.	18
4.3.2 Eliminación de la tendencia.	18
4.3.3 Identificación del modelo.	18
4.3.4 Adecuación del modelo.	18
4.3.5 Predicción/pronostico del modelo	19
4.3.6 Validez de la predicción/pronostico del modelo.	19

CAPÍTULO 5: RESULTADOS Y DISCUSIÓN

5.1 Análisis de la variable en estudio.	20
- Identificación del modelo.	22
- Adecuación del modelo.	29
- Predicción/pronostico del modelo.	34
- Validez de la predicción/pronostico del modelo.	35

CAPÍTULO 6: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1 Conclusiones.	37
6.2 Recomendaciones.	38

BIBLIOGRAFIA	39
---------------------	----

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro N° 1: Evolución de la máxima demanda registrada en ENOSA	5
Cuadro N° 2: Evolución de km de redes de baja tensión.	6
Cuadro N° 3: Evolución de km de redes de media tensión.	6
Cuadro N° 4: Evolución cantidad de subestaciones de distribución.	6
Cuadro N° 5: Evolución de cantidad de clientes por mercado.	7
Cuadro N° 6: Evolución cantidad de clientes por Unidad de Negocios.	7
Cuadro N° 7: Consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo. Provincia de Tumbes, Enero 2012 – Noviembre 2021.	20
Cuadro N° 8: Predicción/pronósticos y sus intervalos de confianza al 95% para los meses de junio a noviembre del 2021, utilizando este modelo y con el uso del R.	34
Cuadro N° 9: Evaluación de la predicción/pronósticos: Valores reales vs valores pronosticados.	35

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura Nº 1: División administrativa y operativa de ENOSA.	4
Figura Nº 2: Evolución de la máxima demanda registrada en ENOSA.	5
Figura Nº 3: Consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo de la provincia de tumbes (enero 2012-mayo 2021).	17
Figura Nº 4: Consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo de la provincia de Tumbes (Enero 2012-Mayo 2021).	21
Figura Nº 5: Descomposición aditiva de la serie consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo de la provincia de Tumbes (Enero 2012-Mayo 2021).	22
Figura Nº 6: Serie diferenciada en 1 periodo consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo de la provincia de Tumbes (Enero 2012-Mayo 2021).	23
Figura Nº 7: Función de autocorrelación simple de la serie diferenciada en 1 periodo del consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo de la provincia de Tumbes. Enero 2012-Mayo 2021.	25
Figura Nº 8: Función de autocorrelación parcial de la serie diferenciada en 1 periodo del consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo de la provincia de Tumbes. Enero 2012-Mayo 2021.	27
Figura Nº 9: Función de autocorrelación simple de los residuales que genera la serie SARIMA (1, 1,1) (0, 1,1). Provincia de Tumbes. Enero 2012-Mayo 2021.	29
Figura Nº 10: Función de autocorrelación parcial de los residuales que genera la serie SARIMA (1, 1,1)(0,1,1). Provincia de Tumbes. Enero 2012-Mayo 2021.	30
Figura Nº 11: Características de los residuales que genera la serie SARIMA (1, 1,1) (0, 1,1). Provincia de Tumbes. Enero 2012-Mayo 2021.	31
Figura Nº 12: Distribución normal de los residuales según criterio cuantil-cuantil (QQ) con IC al 95%.	32
Figura Nº 13: Serie real vs serie de pronóstico del consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo. Provincia de tumbes. Enero 2012 - mayo 2021.	36

RESUMEN

El incremento poblacional, mejora del nivel de vida, implementación de nuevas tecnologías, pronostican un incremento continuo del suministro de energía eléctrica residencial en un futuro de corto y mediano plazo.

Es así que resulta que el suministro de energía eléctrica sea confiable, seguro y competitivo a corto y a largo plazo, para lo cual es indispensable que las compañías de distribución y comercialización de la energía eléctrica establezcan procedimientos adecuados que permitan predecir el comportamiento variable del crecimiento del consumo de energía eléctrica.

La presente tesis, nos llevara a encontrar un modelo óptimo de pronóstico del consumo de energía eléctrica residencial en la provincia de Tumbes, a través de la metodología Box Jenkins, utilizando la información registrada durante los años 2012 hasta el 2021.

La investigación es del tipo observacional y predictiva, que recoge datos cualitativos y cuantitativos es decir es una serie de tiempo longitudinal.

El uso de la metodología de Box – Jenkins, nos permite un mejor modelo de pronóstico con un 95% de confiabilidad para probar las hipótesis formuladas en el proceso de estimación; este modelo permite realizar el análisis a series estacionarias, con un (1) periodo de diferencia y estacionalidad de un (1) año, asimismo que contengan coeficientes estimados de los parámetros con significancia, los coeficientes de autocorrelación de los residuos independientes y los errores normales en su distribución.

Palabras claves: Consumo de energía eléctrica; Serie de tiempo; Arima y Sarima; Residuales.

ABSTRACT

The population increase, improvement in the standard of living, implementation of new technologies, predict a continuous increase in the supply of residential electrical energy in the short and medium term future.

Thus, it turns out that the supply of electrical energy is reliable, safe and competitive in the short and long term, for which it is essential that the distribution and commercialization companies of electrical energy establish adequate procedures that allow predicting the variable behavior of the growth of the electrical energy consumption.

This thesis will lead us to find an optimal forecasting model for residential electricity consumption in the province of Tumbes, through the Box Jenkins methodology, using the information recorded during the years 2012 to 2021.

The research is observational and predictive, which collects qualitative and quantitative data, that is, it is a longitudinal time series.

The use of the Box – Jenkins methodology allows us a better forecast model with 95% reliability to test the hypotheses formulated in the estimation process; This model allows the analysis to be carried out on stationary series, with one (1) period of difference and seasonality of one (1) year, also containing estimated coefficients of the parameters with significance, the autocorrelation coefficients of the independent residuals and the normal errors. in its distribution.

Keywords: Electrical energy consumption; Time series; Arima and Sarima; Residuals.

INTRODUCCION

La entidad que regula la estabilidad económica del País- BCRP (Banco Central de Reserva del Perú), considera que un suministro eléctrico confiable, es una condición necesaria para auspiciar un crecimiento económico sostenido: En tal sentido es indispensable que las empresas de Distribución y comercialización de la energía eléctrica del País, apliquen metodologías confiables que permita estimar o pronosticar el consumo de energía eléctrica en los plazos que requieran (corto, mediano y largo).

La metodología de Box-Jenkins o modelos ARIMA, constituyen una herramienta importante para la predicción del consumo de energía eléctrica a futuro, en función a su propio pasado y a la suma ponderada de errores pasados y presentes.

En la provincia de Tumbes, el suministro de energía eléctrica es comercializado por la Empresa Regional de servicio Público de Electricidad ELECTRONORESTE S.A. denominada ENOSA, la cual no cuenta con una metodología sofisticada que le permita proyectar el consumo eléctrico residencial con un alto grado de ajuste. En ese sentido, mediante la información del consumo de energía eléctrica residencial, registrado durante los meses de enero de 2012 hasta noviembre de 2021 y la aplicación del modelo invariante Arima, se propone la obtención de resultados que permitan predecir el consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo en la Provincia de Tumbes, permitiendo así un suministro oportuno, continuo, confiable y de calidad, acorde a lo estipulado en la normativa vigente.

El presente estudio se estructuró considerando los aspectos siguientes:

En el capítulo I, se detallan los aspectos de la problemática.

En el capítulo II, se realiza la descripción de la información de la empresa concesionaria de distribución eléctrica.

El capítulo III describe el marco teórico.

El capítulo IV describe el marco metodológico.

El capítulo V describe el análisis e interpretación de los resultados con la metodología aplicada.

En el capítulo VI se plantean las conclusiones y recomendaciones.

CAPITULO I: ASPECTOS DE LA PROBLEMÁTICA

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El suministro de energía eléctrica constituye un servicio público esencial para el bienestar y mejores condiciones de vida de las poblaciones del País; Asimismo, es clave para operar procesos industriales, impulsa la actividad económica y mantiene el buen funcionamiento de los mercados.

El incremento poblacional y su ubicación territorial, mejora del nivel de vida e implementación de nuevas tecnologías; pronostican un incremento continuo del suministro de energía eléctrica en un futuro de corto y mediano plazo.

Como tal, es necesario que el suministro de energía eléctrica sea suficiente, confiable, seguro y competitivo, para esto es necesario que las empresas de distribución y comercialización de energía eléctrica establezcan medidas adecuadas que permitan predecir el comportamiento variable del crecimiento del consumo de energía eléctrica dentro de su zona de concesión.

Como medida adecuada, se plantea elaborar un modelo que pronostique en forma acertada el consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo, lo cual permitirá que la Empresa Regional de Servicio Público de Electricidad Electronoroeste S.A. pueda atender de forma eficiente y con calidad, el crecimiento de la demanda de energía eléctrica futura.

1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

A partir del problema planteado anteriormente, surge la siguiente interrogante:

¿Cuál es el modelo de pronóstico que permita determinar el consumo de energía eléctrica de tipo residencial a corto plazo en la provincia de Tumbes a partir de enero del 2012 a noviembre del 2021?

1.3. HIPÓTESIS

Utilizando la metodología de predicción con modelos ARIMA, se logrará obtener la proyección del consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo en la Provincia de Tumbes, permitiendo así un suministro oportuno, continuo, confiable y de calidad, acorde a lo señalado en las normas establecidas.

El modelo de pronóstico SARIMA en su forma general es de tipo $(1,1,1) (0,1,1)$.

1.4. IMPORTANCIA

La importancia del estudio radica principalmente en obtener una proyección confiable y exacta del requerimiento de potencia eléctrica, posibilitando una mejor planificación de la oferta de energía, satisfaciendo el mercado y garantizando de esta forma la estabilidad del sistema económico de la provincia.

1.5. OBJETIVO

Construir con la metodología ARIMA un modelo de pronóstico óptimo del consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo en la provincia de Tumbes a partir de enero del 2012 a noviembre del 2021.

1.5.1. OBJETIVOS ESPECIFICOS

- Analizar los elementos de estacionalidad y de tendencia de la serie consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo.
- Estimar el modelo de pronóstico de la serie consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo.
- Evaluar la adecuación de la serie consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo
- Evaluar residuos del modelo de pronóstico consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo.
- Evaluar los pronósticos del modelo de consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo.

1.6. ALCANCE

El proyecto comprende el pronóstico del consumo eléctrico residencial de la provincia de Tumbes en el horizonte enero 2012 – noviembre 2021, correspondiente a suministros residenciales, que cuentan con tarifa BT5B.

1.7. VARIABLES

1.7.1. Variable Dependiente:

Consumo de energía eléctrica.

VARIABLE	INDICADORES	SUB INDICADORES	ÍNDICES	TÉCNICAS
Consumo de energía eléctrica residencial en la Provincia de Tumbes.	Situación de la demanda Valor del Consumo de energía eléctrica	Energía	kW-h kVAR	Metodología Estocástica ARIMA.

1.7.2.Variable Independiente:

Gestión energética

VARIABLE	INDICADORES	SUB INDICADORES	ÍNDICES	TÉCNICAS
Gestión energética	Situación del consumo de energía eléctrica	Energía	kW-h, kVAR	Metodología Estocástica ARIMA.

1.8. ASPECTOS LIMITANTES DE LA INVESTIGACIÓN

Una limitación al presente trabajo de investigación, es la dilación en la obtención de información respecto de consumos atendidos en algunos alimentadores que conforman el sistema eléctrico de Tumbes, en los cuales, por razones de fuerza mayor no se pudo identificar la data histórica del consumo de algunos meses del año 2012.

Al respecto, a través de coordinaciones realizadas con el personal operador de la subestación de transformación, se pudo concretar la obtención de la información requerida.

Por otro lado, la implementación de decretos que suspendieron la toma de lectura de los medidores de energía durante la declaratoria de emergencia sanitaria e inmovilización obligatoria, permitió que se realice la facturación del consumo de energía a través de estimaciones, considerando consumos anteriores (Decreto de Urgencia n.º 035-2020 de 3 de abril de 2020), hecho que afectó directamente en la obtención de información real correspondiente a los consumos de energía del año 2020.

Restablecido durante el año 2021 el proceso normal de facturación, se logró recalcular y liquidar los consumos estimados durante el 2020, obteniendo así la data real consumida.

CAPITULO II: DESCRIPCIÓN DEL CASO

2.1 DENOMINACIÓN DE LA EMPRESA

La sociedad se denomina: “Empresa Regional de Servicio Público de Electricidad ELECTRONOROESTE S.A.”, en adelante “ENOSA”.

2.2 INICIO DE ACTIVIDADES DE LA EMPRESA

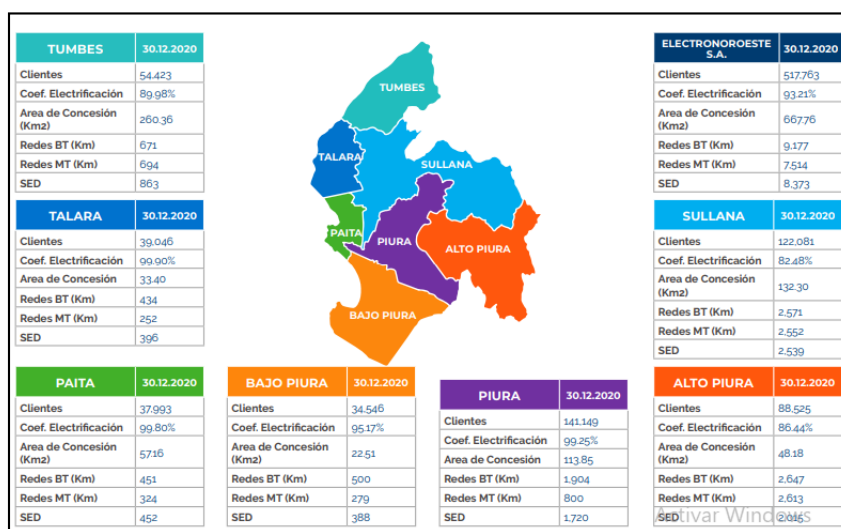
A través de la Resolución Ministerial N° 082-88 EM/DGE-MEM, la empresa ENOSA comienza su operación el 13 de abril de 1988; constituyéndose mediante escritura pública del 2 de septiembre de 1988, como empresa pública de derecho privado.

2.3 INFORMACION ADMINISTRATIVA DE LA EMPRESA

La concesión de ENOSA tiene un área de 667.78 km² (al año 2020), atendiendo las regiones de Tumbes y Piura. Administrativa y operativamente se subdivide en seis (6) UN (Unidades de Negocio) y un (1) servicio mayor denominado Bajo Piura; del mismo modo, la empresa puede suministrar el servicio eléctrico en zonas próximas a su Concesión, a estas se les denominan “Área de influencia”.

La información respecto de la división administrativa y operativa de ENOSA, se detalla en la Figura N° 1

FIGURA N° 1
DIVISION ADMINISTRATIVA Y OPERATIVA DE ENOSA



Fuente: <https://www.distriluz.com.pe/enosa/images/nosotros/docs/MEMORIA-ENOSA-2020.pdf>

2.4 INFORMACION TÉCNICA DE LA EMPRESA

2.4.1. Máxima demanda

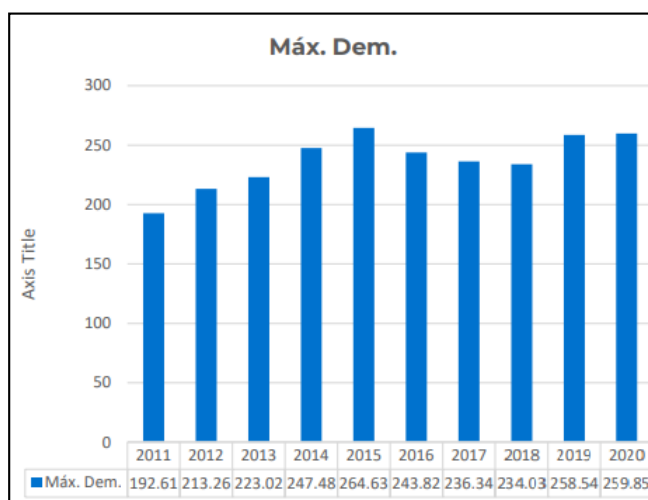
La máxima demanda registrada el 2020, muestra un crecimiento de 1.3% respecto del registrado en el año 2019, en el cuadro N° 1 y la figura N° 2, se registra la evolución de la demanda desde el año 2006.

CUADRO N° 1
EVOLUCION DE LA MAXIMÁ DEMANDA REGISTRADA EN ENOSA

Año	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic	Máx. Dem.
2020	236.78	259.85	227.14	193.12	185.45	184.28	195.79	196.35	209.55	220.08	224.31	242.23	259.85
2019	258.54	256.17	235.98	211.54	210.90	207.53	199.25	192.97	200.13	218.62	218.00	217.37	258.54
2018	201.56	218.00	234.03	230.80	214.44	213.42	171.10	170.02	173.84	188.16	193.14	220.01	234.03
2017	236.34	220.21	190.84	192.54	185.50	203.83	165.50	160.04	162.67	192.23	205.02	209.08	236.34
2016	243.82	233.18	234.66	230.30	220.60	206.46	211.42	221.63	225.98	227.24	233.61	237.17	243.82
2015	245.09	253.38	264.63	248.04	247.61	228.96	226.25	214.41	221.28	225.80	232.93	245.72	264.63
2014	229.91	235.12	238.61	234.81	231.83	225.92	218.17	218.14	219.47	227.28	242.87	247.48	247.48
2013	211.92	219.74	209.08	209.52	202.96	202.87	203.43	191.49	201.88	209.53	212.71	223.02	223.02
2012	197.20	201.16	210.86	201.22	199.78	202.20	193.83	190.91	197.09	205.55	205.40	213.26	213.26
2011	177.95	187.91	183.39	184.68	185.35	175.49	171.90	175.43	174.59	175.16	182.49	192.61	192.61
2010	151.77	163.34	164.65	168.08	162.53	161.32	146.99	149.74	141.77	148.22	159.26	166.48	168.08
2009	153.20	153.34	151.99	153.28	157.54	150.70	140.29	142.44	147.62	143.81	153.27	149.39	157.54
2008	139.87	142.65	146.49	140.13	138.38	143.13	135.17	139.13	143.79	145.45	147.85	150.20	150.20
2007	129.18	129.33	132.12	130.97	133.50	128.89	120.67	120.54	114.15	120.79	135.06	139.63	139.63
2006	112.87	116.44	116.38	115.72	117.59	116.63	113.29	113.55	112.36	111.50	120.50	124.56	124.56

Fuente: /MEMORIA-ENOSA-2020.

FIGURA N° 2
EVOLUCION DE LA MAXIMÁ DEMANDA REGISTRADA EN ENOSA



Fuente: MEMORIA-ENOSA-2020

2.4.2. Redes de baja tensión.

Al 2020, ENOSA cuenta con 7 514km de redes de baja tensión, la evolución se muestra a continuación.

CUADRO Nº 2
EVOLUCIÓN KM DE REDES DE BAJA TENSIÓN

AÑO	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
KM DE RED DE BAJA TENSIÓN	4 947	6 096	6 940	6 982	6 997	7 104	7 209	7 335	7 420	7 514

Fuente: MEMORIA-Distriluz-2020

2.4.3. Redes de media tensión.

Al 2020, ENOSA cuenta con 9 177 km de redes de media tensión, la evolución se muestra a continuación.

CUADRO Nº 3
EVOLUCIÓN KM DE REDES DE MEDIA TENSIÓN

AÑO	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
KM DE RED DE MEDIA TENSIÓN	5 315	6 623	7 125	7 623	7 824	8 129	8 704	8 760	8 818	9 177

Fuente: MEMORIA-Distriluz-2020

2.4.4. Subestaciones de distribución.

Al 2020, ENOSA cuenta con 8 374 subestaciones de distribución, la evolución se muestra a continuación.

CUADRO Nº 4
EVOLUCIÓN DE CANTIDAD DE SUBESTACIONES DE DISTRIBUCIÓN

AÑO	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
SUBESTACIONES DE DISTRIBUCIÓN	5 450	6 505	6 904	7 114	7 468	7 735	7 867	7 967	8 015	8 374

Fuente: MEMORIA-Distriluz-2020

2.5 INFORMACION COMERCIAL DE LA EMPRESA

2.5.1. Clientes

Al año 2020, ENOSA registró 517 763 clientes, crecimiento de 2.34% respecto del año 2019, la evolución de clientes se muestra a continuación.

CUADRO Nº 5
EVOLUCIÓN CANTIDAD DE CLIENTES POR MERCADO

CONCEPTO	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
MERCADO REGULADO (Máxima demanda anual ≤ 200 KW)	426010	443230	459273	469880	485196	497207	505841	517668
Baja tensión	424445	441587	457570	468228	483584	495577	504196	516028
Residencial	405421	421798	437129	444811	459370	470514	478078	489520
No residencial	19024	19789	20441	23417	24214	25063	26118	26508
Media tensión	1562	1640	1700	1649	1611	1629	1644	1639
Alta tensión	3	3	3	3	1	1	1	1
MERCADO LIBRE (Máxima demanda anual > 200 KW)	3	1	3	40	60	71	95	95
Media tensión	2	1	3	40	60	71	95	95
Alta tensión	1	0	0	0	0	0	0	0
TOTAL	426013	443231	459276	469920	485256	497278	505936	517763

Fuente: MEMORIA-ENOSA-2020

Asimismo, la evolución de clientes por Unidad de Negocios se muestra a continuación:

CUADRO Nº 6
EVOLUCIÓN CANTIDAD DE CLIENTES POR UNIDAD DE NEGOCIOS

UNIDAD DE NEGOCIOS	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Piura	114727	119483	123394	125678	129532	134191	136811	141149
Tumbes	48351	49853	50736	51020	52932	53806	53945	54423
Talara	33115	34301	35456	36443	37120	37767	38303	39046
Alto Piura	73601	76396	80970	82923	84224	85791	86760	88525
Sullana	100449	103411	106162	109675	114628	116995	119147	122081
Paita	29638	31021	32373	33264	35019	35894	36904	37993
Bajo Piura	26130	28767	30185	30917	31801	32834	34066	34546
TOTAL	426011	443232	459276	469920	485256	497278	505936	517763

Fuente: [MEMORIA-ENOSA-2020](#)

2.6 UNIDAD DE NEGOCIOS TUMBES

La Unidad de Negocios Tumbes, concentra el 11% de clientes de ENOSA, siendo la pesca y la agricultura la principal actividad económica.

Considerando que el mayor incremento de clientes, se observa en el mercado regulado de baja tensión y sobre todo en los clientes residenciales; se proyecta realizar la predicción al consumo de los clientes con tarifa BT5B y BT5R.

CAPITULO III: MARCO TEÓRICO

3.1 REGULACIÓN TARIFARIA

La regulación tarifaria en el sector eléctrico implica establecer las bases y reglas que permitan fijar las tarifas y precios del servicio.

En el Perú, de acuerdo a las disposiciones contenidas en el marco normativo y regulatorio, la Gerencia Adjunta de Regulación Tarifaria (GART) de Osinergmin es el encargado de calcular y proponer las tarifas de electricidad.

3.1.1. OPCION TARIFARIA BT5B

Tarifa para los usuarios en baja tensión con demandas máximas mensuales de 20kW al día o con una demanda máxima mensual de hasta 20kW en horas punta y de hasta 50kW en horas fuera de punta.

3.2 SERIES DE TIEMPO

Serie temporal o cronológica: Es una secuencia de datos u observaciones sobre valores que toma una variable a través del tiempo (semanal, mensual o anual).

3.2.1 CLASIFICACION

Los fenómenos dinámicos que se observan mediante series de tiempo se pueden clasificar en:

- Estacionarios: Son aquellos que consideran valores estables en el tiempo alrededor de un nivel constante, sin tendencia a incrementar o a decrecer en largo plazo (media y varianza constante para cualquier periodo de tiempo), vg: lluvias y temperatura promedio del año en una región, etc.
- No estacionarios: En este caso la serie presenta un comportamiento superpuesto que se repite a lo largo del tiempo y podría presentar cambios de varianza, pueden mostrar tendencia, pueden presentar efectos estacionales, asimismo consiste en que sus valores esperados no sean constantes, pero varíen en forma cíclica, o que

tengan fluctuaciones periódicas de los valores promedio de los diferentes intervalos. Vg la renta anual en un país o la demanda de energía.

Es así que, dependiendo del periodo observado, la serie podría ser estable en un periodo, pero no estacionario en un periodo mayor; es el caso de la temperatura de la tierra, en un punto podría ser estable por 20 años pero mostrando tendencia creciente en un periodo de años más largo. Como regla, cuanto más amplio sea el periodo de observación, será más difícil que el proceso sea estable.

Las series de tiempo, aparte de presentar o no estacionalidad, dejan observar tendencias en su comportamiento a través del tiempo, lo que permite hacer predicciones a futuro de la variable en cuestión.

En resumen, las series temporales pueden tener o no un nivel estable en el tiempo, y si no lo tienen, pueden presentar tendencias más o menos constantes y estacionalidades más o menos acusadas.

3.2.2 COMPONENTES

En gran parte de los casos, una serie temporal es la suma de varias componentes:

$$X_t = T_t + S_t + I_t$$

Periodo observado = Tendencia + Estacionalidad + Irregular

Tendencia:

Hanke y Reith (1996) lo definen como el cambio a largo plazo producido en la relación al nivel medio. Identificándose con un movimiento suave de la serie a largo plazo. Para el caso de la demanda de energía eléctrica, la tendencia se puede asumir en periodos semanales, mensuales o anuales, siendo movimientos lineales o exponenciales relacionados con el crecimiento permanente de los usuarios. (p. 99)

Estacionalidad:

Para Levin y Rubín (2004) resultan ser movimientos ascendentes y descendentes de la serie, repitiéndose en forma periódica. Llamándose periodo estacional al tiempo entre dos picos consecutivos, que puede ser diario, semanal, mensual y

anual. Asimismo, estos efectos, se entienden fácilmente y pueden ser medidos en forma explícita o también se pueden suprimir de la serie de datos, recibiendo el nombre de desestacionalización de la serie. (p.676)

Irregular: Variaciones aleatorias alrededor de los componentes anteriores.

3.2.3 DIFERENCIACION DE UNA SERIE

Método útil para eliminar tendencias, que trata de suponer que la tendencia se desarrolla en forma lenta en el tiempo y que en un momento debe estar próxima a la tendencia anterior; de manera que si se resta a cada valor de la serie el valor anterior, construimos una nueva serie aproximadamente libre de tendencia, esta se denomina “**Serie diferenciada**”:

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

Diferenciar la serie equivale a suponer que la tendencia en t es el valor de serie en $t - 1$:

$$T_t = x_{t-1}$$

3.3 MODELO DE SERIE DE TIEMPO

3.3.1 MODELO ARIMA (p, d, q).

AR : AUTOREGRESSIVE (componente autorregresiva)

I : INTEGRATED (integrado)

MA : MOVING AVERAGE (media móvil)

Metodología basada en modelos dinámicos que utiliza datos de series temporales, De la Fuente (2016), menciona que un modelo ARIMA (p, d, q) llamado proceso autorregresivo integrado de media móviles de orden p, d, q; describe una serie de observaciones después de derivarlos “d” veces, con la finalidad de extraer las posibles fuentes de no estacionalidad. De existir algún componente p, d, q cuyos valores sean cero, se pueden suprimir los términos correspondientes en la formula 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 que poseen tendencia secular junto con variaciones cíclicas se representan por los modelos ARIMA (p, d, q) (P, D, Q), en donde el primer paréntesis hace referencia a la tendencia secular o la parte regular de la serie y el segundo

paréntesis se refiere a las variaciones estacionales o la parte cíclica de la serie temporal. (p7-8)

3.3.2 MODELO SARIMA.

Para Giraldo (2006) el modelo SARIMA (p, 0, q) (P, 0, Q) (s) resulta ser un ARMA (p + P, q + Q), en donde podrían ser estacionarios como estacionales (p.131). Y si la serie Y_t , posee un componente con una fase “s” se acepta eliminarla, derivándolo con rezago de orden “s”, transformando “ Y_t ” a:

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

Luego se busca una estructura ARMA para W_t

Modelo Multiplicativo SARIMA

No obstante, si existe estacionalidad, entonces hay estructuras ARIMA intra período y entre los “s” periodos. Las ARIMA intra resultan ser modelos de la forma:

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

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

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

Definiendo 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 elimina tanto la tendencia como la estacionalidad, tendiendo una estructura ARMA (p + P_s, q + Q_s).

Siendo el modelo:

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

Es equivalente al modelo

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

Las dos últimas ecuaciones calculan la serie diferenciada X_t es equivalente a eliminar una tendencia y estacionalidad que son aleatorias en (1) y determinísticas en (2), otorgando un ajuste al modelo ARMA con los restos constitutivos. (p.127-128)

3.4 AUTOCORRELACIÓN SIMPLE (ACF).

La función de autocorrelación simple, es una herramienta de análisis estadístico que permite medir el nivel de correlación entre variables de la serie separados por k periodos.

El cálculo del coeficiente de autocorrelación simple (r_k) entre observaciones que se encuentren a k periodos de distancia se realiza con la formula siguiente:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2}$$

Donde:

- r_k : coeficiente de autocorrelación simple para un retraso de k periodos.
- \bar{Y} : Media de los valores de la serie.
- Y_t : Observación en el periodo t .
- Y_{t+k} : Observación en el periodo con k retrasos.
- N : Número total de periodos.

Novales (1993) describe a la función de autocorrelación simple de un proceso estocástico $\{y_t\}$, al que refiere por fas, es una función que para cada instante t y cada entero k toma un valor $\rho_k(t)$ igual a la correlación entre y_t , e y_{t-k}

$$\rho_k = \frac{\text{Cov}(y_t, y_{t-k})}{\sqrt{\text{var}(y_t)} \sqrt{\text{var}(y_{t-k})}} \quad (\text{p. 416})$$

Reyes (2015), señala que para un adecuado modelo de ARIMA se debe tener en consideración que la autocorrelación viene a ser la relación entre los componentes de la

serie, que fueron separadas por K unidades y su figura recibe el nombre de función de autocorrelación (ACF), y permite determinar la estacionalidad y poder elegir las características que puedan incluir al modelo ARIMA.(pp. 27-32).

3.5 AUTOCORRELACIÓN PARCIAL (PACF).

Villavicencio (2010), señala que la autocorrelación parcial determina la correlación entre dos variables separadas por “k” periodos, cuando no se toma en cuenta la dependencia creada por los retardos intermedios existentes entre ambas (p.5).

$$\pi_j = \text{corr}(X_j, X_{j-k} / X_{j-1} X_{j-2} \dots X_{j-k+1})$$

$$\pi_j = \frac{\text{cov}(X_j - \hat{X}_j, X_{j-k} - \hat{X}_{j-k})}{\sqrt{V(X_j - \hat{X}_j)} \sqrt{V(X_{j-k} - \hat{X}_{j-k})}}$$

Damodar y Dawn (2010) describen que la función de autocorrelación parcial se encarga de medir la correlación entre observaciones (series de tiempo) separadas por “k” periodos, manteniendo constantes las correlaciones en los rezagos intermedios (rezagos menores de k). Es decir, la autocorrelación parcial es la correlación entre Y_t y Y_{t-k} , después de eliminar el efecto de las Y intermedias (p.778).

Reyes (2015), menciona que para un modelo adecuado se debe tener en cuenta que la autocorrelación parcial significa la correlación entre pares ordenados de una serie, que mide la firmeza del enlace con otros elementos, tomados en cuenta en el modelo ARIMA y su figura se llama función de autocorrelación (PACF) (pp. 27-32).

3.6 PRUEBA DE DICKEY FULLER AUMENTADA

Mahadeva & Robinson (2009) mencionan que la idea consiste en incorporar las suficientes variables dependientes rezagadas, y así apartar los residuos de la correlación serial (p. 30).

Es decir, la prueba busca determinar la existencia o no de raíces unitarias en una serie de tiempo, permitiendo determinar si una serie es estacionaria.

Vidal (2015) señala que la hipótesis que se quiere probar es: $H_0: \rho=1$ y para contrastar la hipótesis utiliza:

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

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 valor obtenido del estadístico t (valor absoluto de t), excede a los valores absolutos críticos de la prueba, no se desestima la hipótesis que la serie de tiempo resulta ser estacionaria. De lo contrario si es menor no será estacionaria y se tendría que diferenciar (p. 18).

Quintana y Mendoza (2016) señalan que el modelo efectúa la prueba de raíz unitaria con o sin constante, con o sin tendencia determinística y con o sin sopesar autocorrelaciones. (p.188)

Vidal (2015) nos dice que la prueba de Dickey Fuller Aumentada (ADF), se aplica regresiones de la forma:

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

Para verificar las hipótesis:

H_0 : Con raíz unitaria (No estacionario)

H_1 : Sin raíz unitaria (Proceso estacionario)

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

3.7 PRUEBA DE LJUNG-BOX

Prueba estadística que verifica si existe autocorrelación en una serie de tiempo. Cuando se realiza el modelo de pronóstico ARIMA, es necesario analizar la conducta de los restos, aquí nos interesa analizar si estos residuos actúan como ruido blanco.

Villavicencio (2010), menciona que la prueba permite que los coeficientes de autocorrelación, son simultáneamente independientes ($= 0$), se definen por:

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

Siendo:

n : medida de la muestra.

m : distancia del rezago.

H_0 : Las autocorrelaciones son independientes.

H_a : Las autocorrelaciones no son independientes. (p.5)

Quesada (2011) señala que el estadístico obtiene buenos resultados para muestras pequeñas con la expresión:

$$Q' = n(n+2) \sum_{j=1}^p \frac{\hat{\rho}_j^2}{(n+j)}$$

Este estadístico fue definido para análisis de Series Temporales y también para verificar la hipótesis de autocorrelación en los modelos de regresión. (p. 58-59).

3.8 PARSIMONIA

J.C. Abril (2011) la define como el requerimiento de que ante modelos igualmente buenos, nos debemos quedar con el que tenga menor número de parámetros (p.28).

3.9 PRUEBA DE NORMALIDAD DE DICKEY FULLER

Mide el grado de concordancia entre la distribución de datos y una distribución teórica específica, permitiendo así saber si los datos derivan de una población teórica específica, en resumen, se trata de una prueba de bondad de ajuste.

CAPITULO IV: MARCO METODOLÓGICO

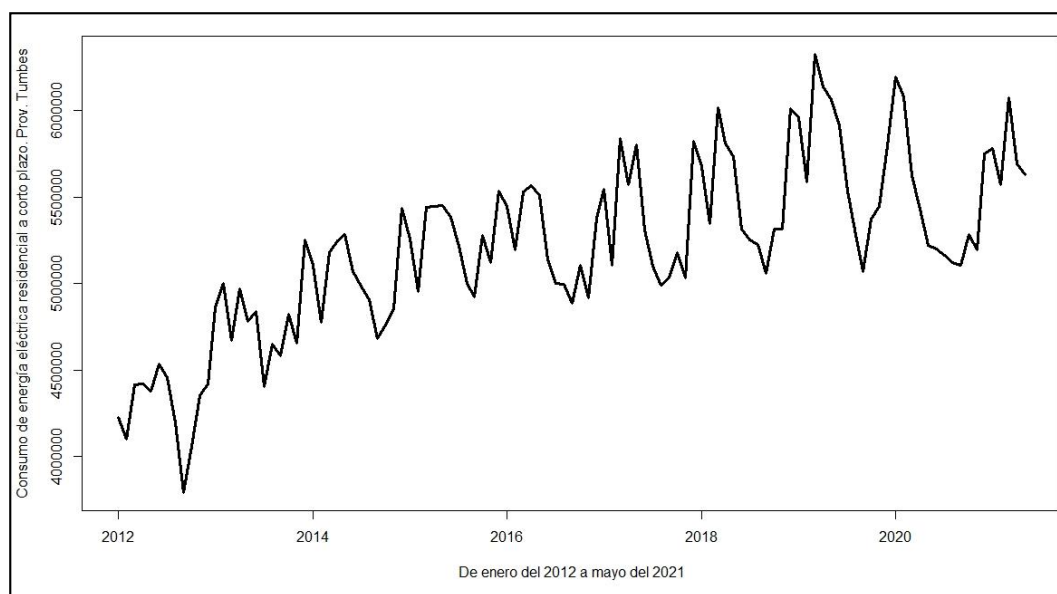
4.1. POBLACIÓN Y MUESTRA

La población y muestra están constituidas por los datos históricos del consumo de energía eléctrica residencial registrada en la provincia de Tumbes, durante el periodo enero de 2012 a mayo de 2021, información registrada en la base de datos de la empresa Concesionaria de distribución ENOSA.

La obtención de la data histórica de consumo de energía eléctrica residencial de los clientes ubicados en la Provincia de Tumbes, se encuentra registrada en el Sistema de Información de Gestión de la empresa Concesionara ENOSA, denominado DATAMART.

La representación gráfica del consumo de energía eléctrica residencial registrada durante el periodo enero de 2012 a mayo de 2021 en la provincia de Tumbes se muestra en la figura siguiente.

FIGURA N° 3
CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA RESIDENCIAL A CORTO PLAZO DE LA
PROVINCIA DE TUMBES (ENERO 2012 – MAYO 2021)



4.2. MATERIALES E INSTRUMENTOS

La información del consumo de energía eléctrica residencial en la provincia de Tumbes, fue consolidada en fichas de datos en Excel, utilizando para su análisis una laptop con el software libre RStudio.

4.3. PROCEDIMIENTO PARA EL ANÁLISIS DE DATOS

4.3.1. TRANSFORMACIÓN PREVIA DE LA SERIE

Si la serie no es estacionaria en varianza, se realiza la transformación diferenciada; siendo frecuente en series con dispersión constante en el tiempo.

Es común el ensayo con la serie original y diferenciada, para luego verificar los resultados.

4.3.2. ELIMINACIÓN DE LA TENDENCIA

Mediante la observación realizada al gráfico de la serie, se puede determinar la presencia de tendencia.

Tomando las primeras diferencias, se puede corregir una tendencia lineal y para el caso de una no lineal, se usa dos diferencias como mucho.

4.3.3. IDENTIFICACIÓN DEL MODELO

De la Fuente (2016) señala que, en base a las funciones de autocorrelación simple y autocorrelación parcial, se podrá determinar el modelo adecuado, esto es, el orden de los procesos autorregresivos y de medias móviles de las componentes regular y estacional (p.2).

Decidido el modelo, se procede a la estimación de sus parámetros utilizando el programa R, para determinar los elementos autorregresivos de promedio móvil se estudiaron los gráficos de las funciones de la autocorrelación simple (ACF) y de la autocorrelación parcial (PACF).

4.3.4. ADECUACIÓN DEL MODELO

Vásquez y Gamonal (2019) indicaron que se debe tener en cuenta lo siguiente:

- Pruebas de significancia de los coeficientes modelo.

- Determinación del error de estimación del modelo.
- Análisis de los residuales que abarca la estadística de Ljung-Box, evaluación de la función de Autocorrelación, de la función de autocorrelación parcial de los residuales y Normalidad de los residuales: Prueba de Kolmogorov – Smirnov (p.21).

4.3.5. PREDICCIÓN/PRONOSTICO DEL MODELO

El modelo seleccionado se empleará como fórmula inicial de predicción de los periodos futuros, para el consumo de energía residencial en la provincia de Tumbes.

4.3.6. VALIDEZ DE LA PREDICCIÓN/PRONOSTICO DEL MODELO

Los pronósticos realizados con el modelo considerado entre los meses de junio y noviembre de 2021, se contrastaron con los datos verdaderos del Consumo de la Energía Eléctrica en esos meses y que fueron registrados por ENOSA.

La técnica con que se evaluó el error de pronóstico fue la desviación absoluta media (MAD).

CAPITULO V: RESULTADOS Y DISCUSIÓN

5.1 ANÁLISIS DE LA VARIABLE EN ESTUDIO

La serie temporal del consumo eléctrico del sector residencial de la provincia de Tumbes correspondiente al periodo de enero 2012 a noviembre 2021, se muestra en el siguiente cuadro:

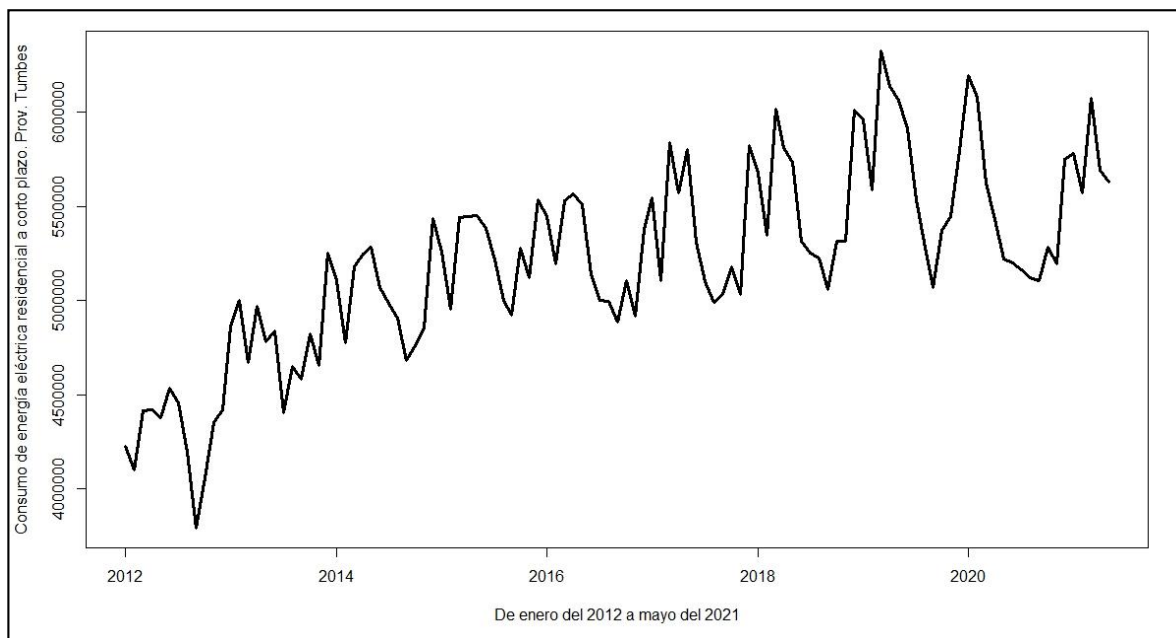
CUADRO Nº 7
CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA RESIDENCIAL A CORTO PLAZO. PROVINCIA DE TUMBES. ENERO 2012 - NOVIEMBRE 2021

ÍTEM	PERIODO	KW-h	ÍTEM	PERIODO	KW-h	ÍTEM	PERIODO	KW-h
1	Ene-12	4228504.08	41	May-15	5454772.10	81	Set-18	5059183.00
2	Feb-12	4103297.22	42	Jun-15	5383769.60	82	Oct-18	5314165.00
3	Mar-12	4415374.98	43	Jul-15	5216918.20	83	Nov-18	5315435.00
4	Abr-12	4421157.09	44	Ago-15	5001058.70	84	Dic-18	6014223.40
5	May-12	4376886.10	45	Set-15	4922366.00	85	Ene-19	5958234.10
6	Jun-12	4534026.87	46	Oct-15	5277180.00	86	Feb-19	5588211.00
7	Jul-12	4459567.42	47	Nov-15	5120309.00	87	Mar-19	6328908.00
8	Ago-12	4195852.06	48	Dic-15	5537121.00	88	Abr-19	6137719.00
9	Set-12	3791124.93	49	Ene-16	5448501.64	89	May-19	6062958.00
10	Oct-12	4057672.18	50	Feb-16	5196585.50	90	Jun-19	5913200.40
11	Nov-12	4351245.48	51	Mar-16	5529034.70	91	Jul-19	5534402.50
12	Dic-12	4421641.65	52	Abr-16	5568687.00	92	Ago-19	5311299.60
13	Ene-13	4860298.00	53	May-16	5511401.23	93	Set-19	5067928.89
14	Feb-13	4999950.00	54	Jun-16	5135487.00	94	Oct-19	5373339.07
15	Mar-13	4672204.28	55	Jul-16	4999714.00	95	Nov-19	5447691.40
16	Abr-13	4972962.72	56	Ago-16	4996684.00	96	Dic-19	5798478.80
17	May-13	4781498.95	57	Set-16	4889226.80	97	Ene-20	6194685.70
18	Jun-13	4837906.40	58	Oct-16	5108107.20	98	Feb-20	6078283.00
19	Jul-13	4405506.40	59	Nov-16	4919116.70	99	Mar-20	5625392.25
20	Ago-13	4648596.50	60	Dic-16	5378253.00	100	Abr-20	5430437.95
21	Set-13	4581740.45	61	Ene-17	5546773.60	101	May-20	5221513.35
22	Oct-13	4822438.01	62	Feb-17	5106553.00	102	Jun-20	5198886.90
23	Nov-13	4658057.15	63	Mar-17	5840198.00	103	Jul-20	5162638.00
24	Dic-13	5255222.25	64	Abr-17	5570215.00	104	Ago-20	5121929.00
25	Ene-14	5109080.60	65	May-17	5803417.00	105	Set-20	5104553.00
26	Feb-14	4778108.15	66	Jun-17	5310897.00	106	Oct-20	5284975.00
27	Mar-14	5178948.85	67	Jul-17	5103781.00	107	Nov-20	5193051.00
28	Abr-14	5248090.00	68	Ago-17	4990460.00	108	Dic-20	5752165.00
29	May-14	5282670.88	69	Set-17	5034855.20	109	Ene-21	5783600.00
30	Jun-14	5069047.00	70	Oct-17	5179486.00	110	Feb-21	5571909.01
31	Jul-14	4988691.90	71	Nov-17	5034803.00	111	Mar-21	6078045.00
32	Ago-14	4908791.10	72	Dic-17	5826132.40	112	Abr-21	5693150.50
33	Set-14	4683077.64	73	Ene-18	5675477.60	113	May-21	5629436.00
34	Oct-14	4761111.80	74	Feb-18	5345148.00	114	Jun-21	5332253.01
35	Nov-14	4854203.70	75	Mar-18	6015431.00	115	Jul-21	5356977.00
36	Dic-14	5434086.00	76	Abr-18	5814380.00	116	Ago-21	5319043.00
37	Ene-15	5261027.90	77	May-18	5735152.00	117	Set-21	5171100.10
38	Feb-15	4955783.00	78	Jun-18	5317187.32	118	Oct-21	5290996.41
39	Mar-15	5444080.00	79	Jul-18	5253948.00	119	Nov-21	5314754.40
40	Abr-15	5446439.00	80	Ago-18	5226148.00			

Fuente: Sistema comercial de ENOSA

Con la información consolidada en el cuadro anterior, se procede a graficar la serie de consumo energía eléctrica residencial a corto plazo registrada en la Provincia de Tumbes, considerando solo el periodo de enero del 2012 a mayo del 2021, dicho grafico se muestra a continuación:

FIGURA Nº 4
CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA RESIDENCIAL A CORTO PLAZO DE LA
PROVINCIA DE TUMBES (ENERO 2012 – MAYO 2021)



Fuente: Sistema comercial de ENOSA

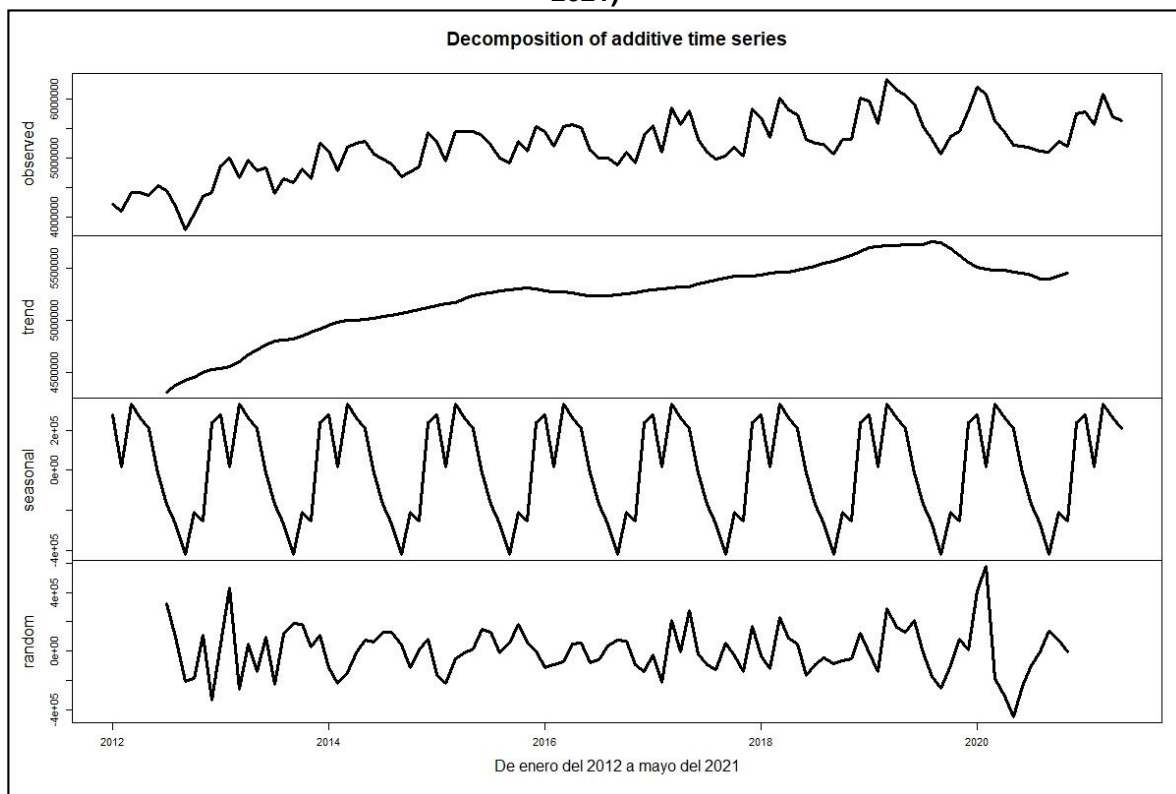
En el grafico anterior se observa que la serie tiene una clara tendencia creciente, no tiene media ni varianza constante, razón por la cual podríamos concluir que la serie es no estacionaria.

Asimismo, se aprecia un posible periodo cíclico anual, postulando la existencia de un componente estacional, por lo que se hace necesario descomponer la serie para confirmar estas características de sus componentes individuales.

IDENTIFICACIÓN DEL MODELO.

Realizada la descomposición aditiva de la serie, obtenemos el gráfico siguiente:

FIGURA Nº 5
DESCOMPOSICION ADITIVA DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA
RESIDENCIAL A CORTO PLAZO DE LA PROVINCIA DE TUMBES (ENERO 2012 – MAYO
2021)



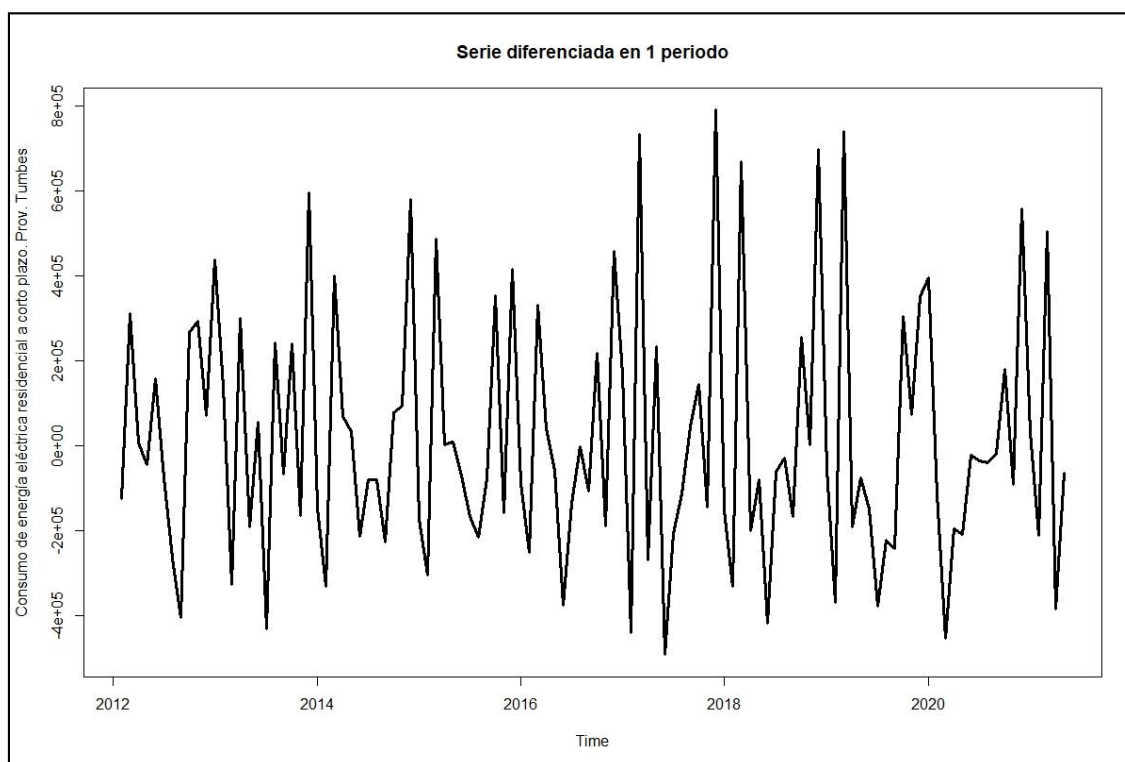
Fuente: Sistema comercial de ENOSA

En el gráfico que representa la descomposición aditiva de la serie, se puede apreciar:

- De la parte tendencia (trend), se observa que es creciente, por lo que se concluye que la serie es no estacionaria.
- De la parte estacional (seasonal), se confirma el periodo cíclico anual, por lo que la serie presenta parte estacional.
- Además, se presenta el componente aleatorio (random) de la serie, el mismo que no muestra tendencia ni periodos cíclicos, lo que la hace más predecible.

La serie diferenciada en 1 periodo, se obtiene de la diferencia del valor de la serie en el tiempo “t-1” respecto a su valor en el tiempo “t”, donde “t” varía desde enero del 2012 hasta mayo del 2021 y cuyo resultado se muestra en el gráfico siguiente.

FIGURA N° 6
SERIE DIFERENCIADA EN 1 PERIODO CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA RESIDENCIAL
A CORTO PLAZO. PROVINCIA DE TUMBES. ENERO 2012 - MAYO 2021



Fuente: Sistema comercial de ENOSA

Es observable, que la serie no tiene tendencia y que es estacionaria (fluctúa alrededor de su media con varianza constante), por lo que se requiere realizar la prueba estadística de confirmación.

A continuación, se aplica la Prueba de Hipótesis de Dickey – Fuller para comprobar si la serie diferenciada en 1 periodo, es estacionaria.

Ho: La serie no es estacionaria (TIENE RAÍZ UNITARIA)

H1: La serie es estacionaria (NO TIENE RAÍZ UNITARIA)

Augmented Dickey-Fuller Test

Test Results:

PARAMETER:

Lag Order: 0.

STATISTIC:

Dickey-Fuller: -13.3277

p-value: 0.01

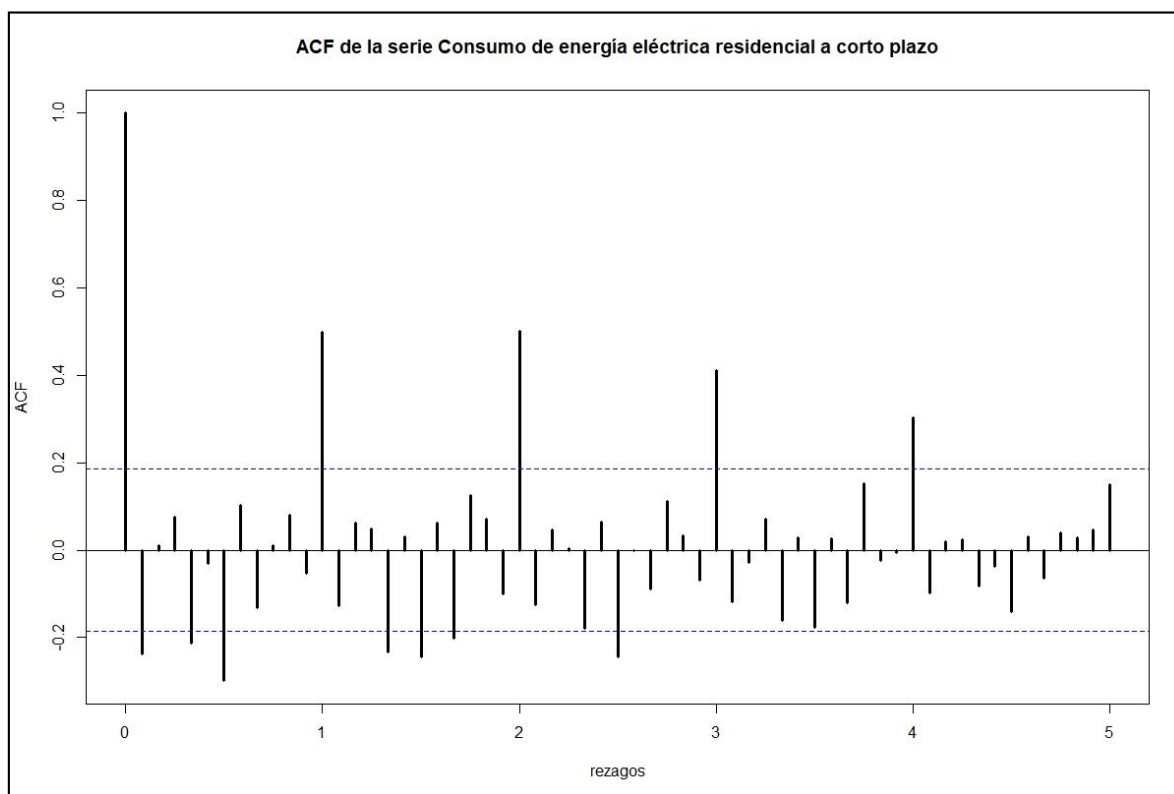
Decisión: se rechaza la hipótesis nula (H_0)

Conclusión:

La serie diferenciada en 1 periodo, resultó ser estacionaria, con un nivel de confiabilidad al 95%.

Función de autocorrelación simple de la serie (ACF) que se diferencia en 1 periodo del Consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo, se muestra en el gráfico siguiente.

FIGURA Nº 7
FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN SIMPLE DE LA SERIE DIFERENCIADA EN 1 PERIODO DEL CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA RESIDENCIAL A CORTO PLAZO. PROVINCIA DE TUMBES. ENERO 2012 - MAYO 2021



El gráfico (ACF), muestra un coeficiente de autocorrelación representado por la línea vertical que sobrepasa los márgenes de confianza cada 12 meses; que hace suponer que la serie de pronóstico es un SARIMA (modelo ARIMA con parte estacional) con 1 componente promedio móvil estacional.

Asimismo, en los 12 primeros meses de la serie diferenciada en 1 periodo, se observan 3 coeficientes de autocorrelación, que sobresalen significativamente los intervalos de confianza, por lo que se presupone que el modelo de pronóstico SARIMA buscado, tenga a los más 3 componentes promedio móvil en la parte no estacional.

Dado que se trata de un modelo SARIMA, su forma general es $(p,d,q) (P,D,Q)$, tal como se detalló en el marco teórico.

Hasta el momento el modelo de pronóstico óptimo es $(p, 1, \text{a lo más } 3) (P,1,1)$.

Los valores $d=1$ y $D=1$, (diferenciaciones 1 periodo tanto en la parte no estacional como en la parte estacional, respectivamente) fueron reportados por el ámbito del lenguaje de programación R.

```
> ndiffs(serie)
```

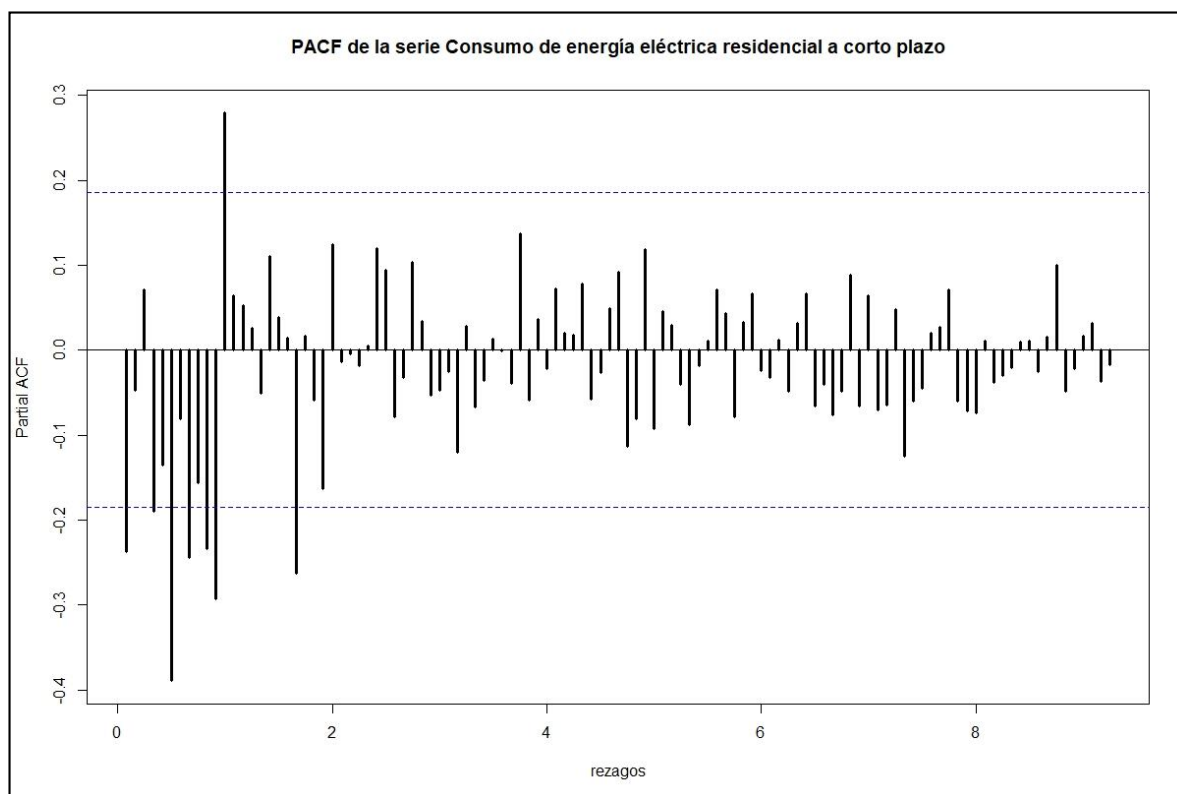
```
[1] 1
```

```
> nsdiffs(serie)
```

```
[1] 1
```

Función de autocorrelación parcial de la serie (PACF) diferenciada en 1 periodo del Consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo, se muestra en el gráfico siguiente.

FIGURA Nº 8
FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN PARCIAL DE LA SERIE DIFERENCIADA EN 1 PERIODO DEL CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA RESIDENCIAL A CORTO PLAZO. PROVINCIA DE TUMBES. ENERO 2012 - MAYO 2021



El gráfico (PACF), muestra un coeficiente de autocorrelación representado por la línea vertical que sobrepasa los límites de confianza; sin embargo, no se vuelve a repetir cada 12 meses, lo que hace suponer que la serie de pronóstico es un SARIMA sin componente autorregresivo estacional (SAR, en inglés).

Se observa en los 12 primeros meses de la serie diferenciada en 1 periodo, que 5 coeficientes de autocorrelación sobresalen los intervalos de confianza, por lo que se presupone que el modelo de pronóstico SARIMA buscado tenga a los más 5 componentes autorregresivos en la parte no estacional.

Hasta el momento el modelo de pronóstico óptimo es (a lo más 5, 1, a lo más 3) (0,1,1).

De acuerdo al método ARIMA de prueba y error, el modelo de pronóstico y parsimonioso reportado en forma automática por el torno de lenguaje de programación R es (1,1,1)(0,1,1)₁₂.

ARIMA(1,1,1)(0,1,1)[12]

Coefficients:

ar1	ma1	sma1
0.2912	-0.7728	-0.7252

s.e. 0.1426 0.0935 0.1159

El mejor modelo encontrado, fue el SARIMA (1,1,1)(0,1,1)

z test of coefficients:

Modelo	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
ar1	0.291233	0.142621	2.0420	0.04115 *
ma1	-0.772847	0.093493	-8.2664	< 2.2e-16 ***
sma1	-0.725174	0.115940	-6.2547	3.982e-10 ***

(*) significativo, (***) muy significativo

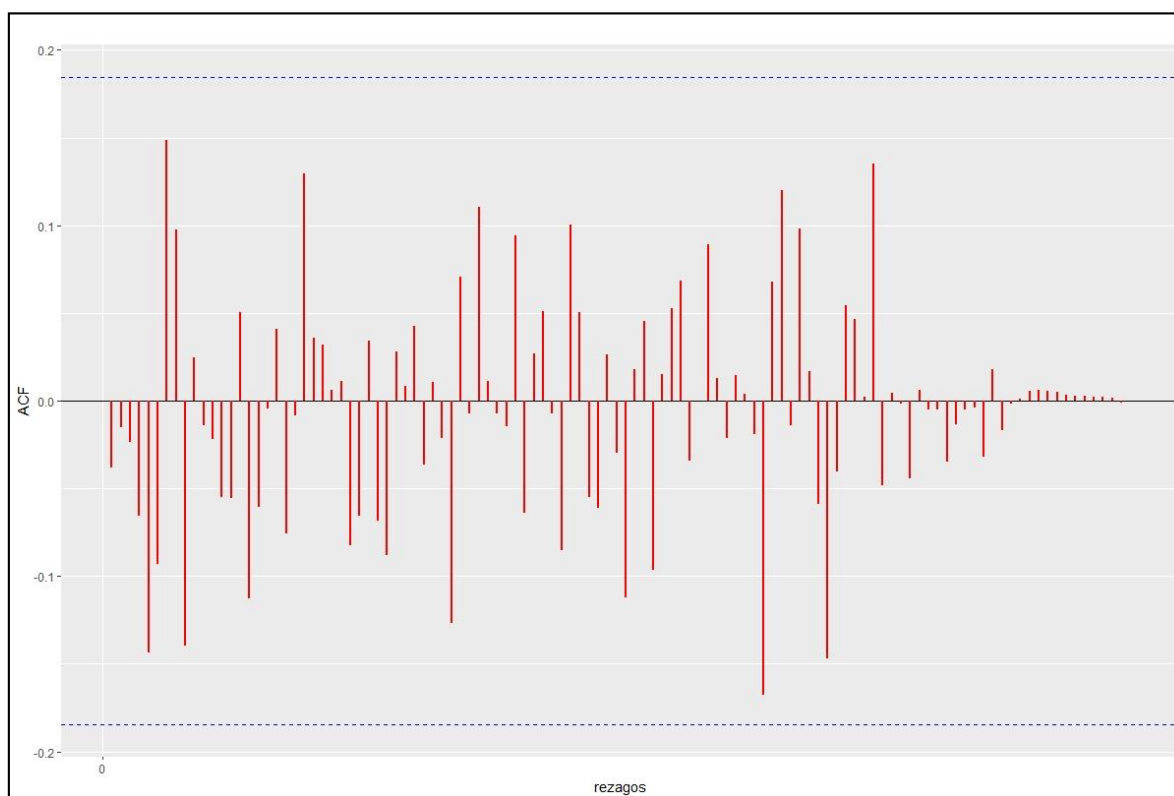
Se observa que los coeficientes del modelo SARIMA hallado son significativos ($p\text{-valor} < 0.05$), lo que indica que el modelo indicado es un buen estimador del consumo de energía eléctrica residencial.

ADECUACIÓN DEL MODELO

Función de autocorrelación simple de los residuales (ACF), el resultado se puede ver en la figura 10.

FIGURA N° 9

**FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN SIMPLE DE LOS RESIDUALES QUE GENERA LA SERIE
SARIMA(1,1,1)(0,1,1). PROVINCIA DE TUMBES. ENERO 2012 - MAYO 2021**



Función de autocorrelación parcial de los residuales (PACF), el resultado se muestra en el gráfico siguiente.

FIGURA N° 10
FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN PARCIAL DE LOS RESIDUALES QUE GENERA LA SERIE
SARIMA(1,1,1)(0,1,1). PROVINCIA DE TUMBES. ENERO 2012 - MAYO 2021

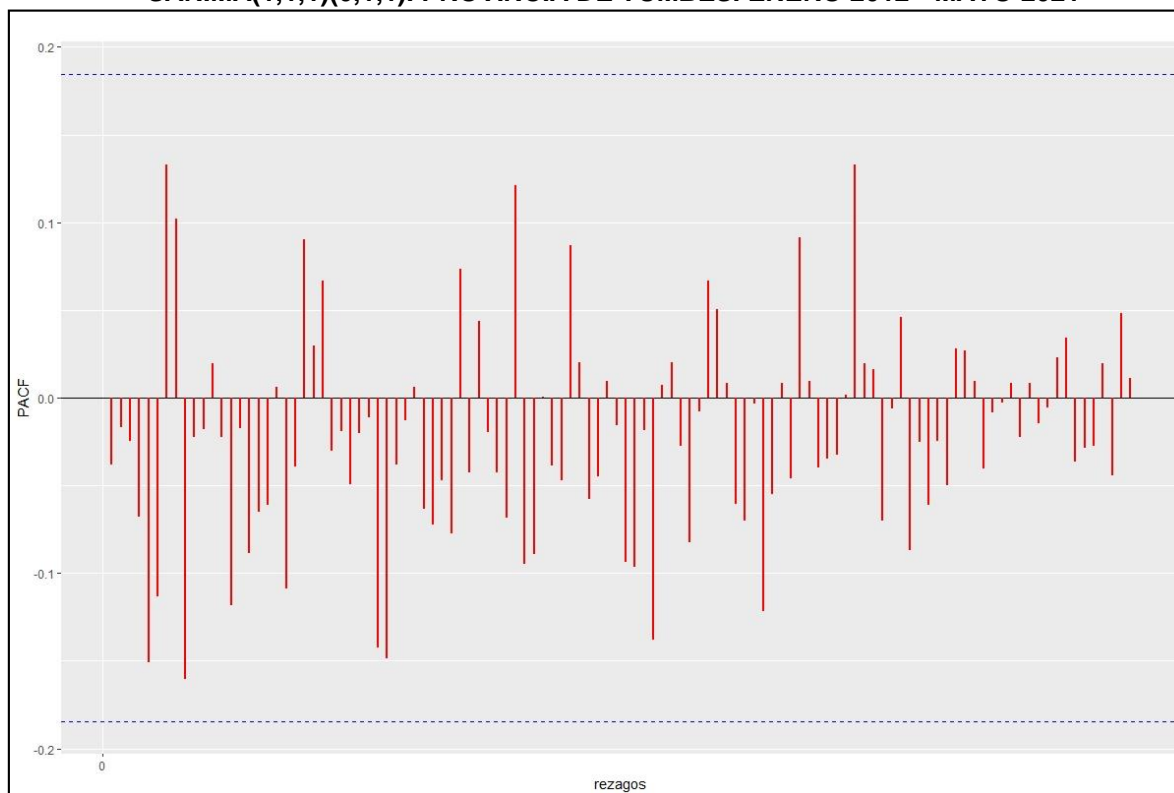
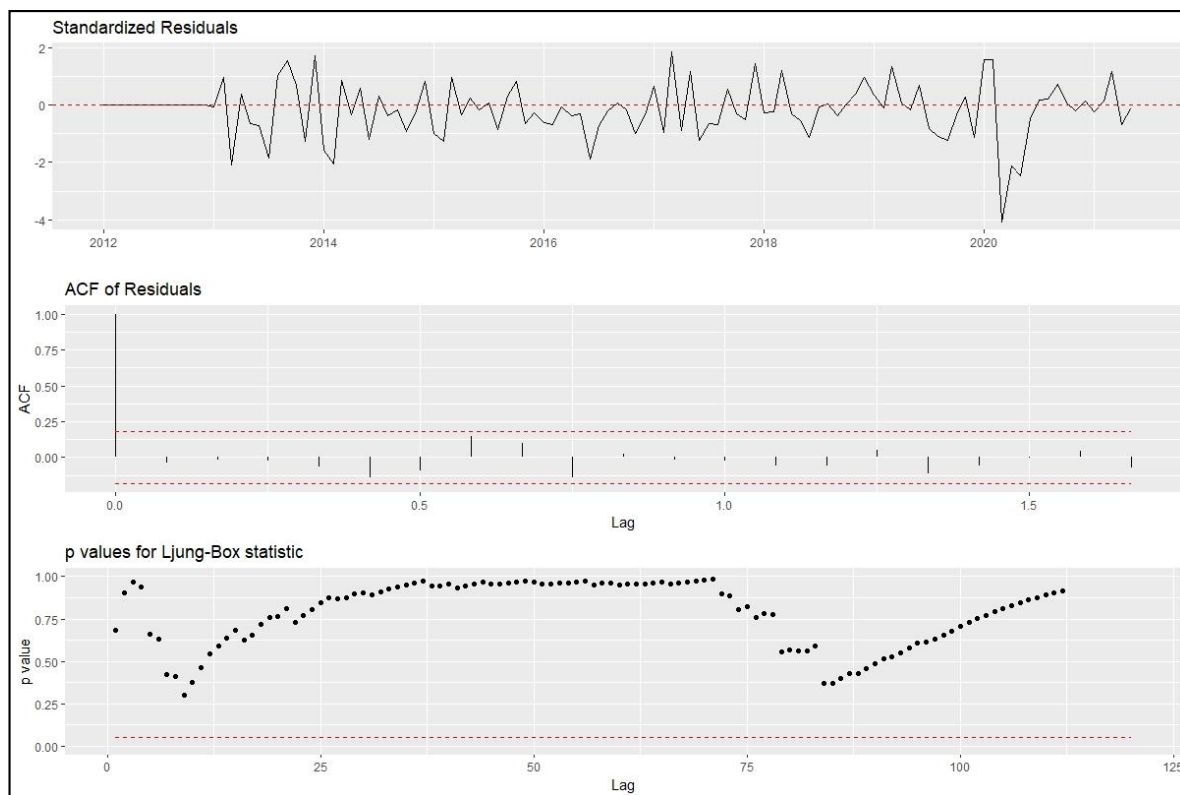


FIGURA N° 11

**CARACTERÍSTICAS DE LOS RESIDUALES QUE GENERA LA SERIE SARIMA(1,1,1)(0,1,1).
PROVINCIA DE TUMBES. ENERO 2012 - MAYO 2021**



Los residuales siguen un comportamiento estacionario, y sus coeficientes de autocorrelación son contenidos por las franjas confidenciales al 95%.

Además, las probabilidades de Ljung-Box son mayores a 0.05 en todo el recorrido de la serie de los residuales; para corroborar este resultado se realizó en el programa R la prueba de Box-Ljung para los residuales.

Prueba de Box-Ljung para los residuales.

Ho: Los coeficientes de autocorrelación de los residuales son independientes

H1: Los coeficientes de autocorrelación de los residuales son dependientes

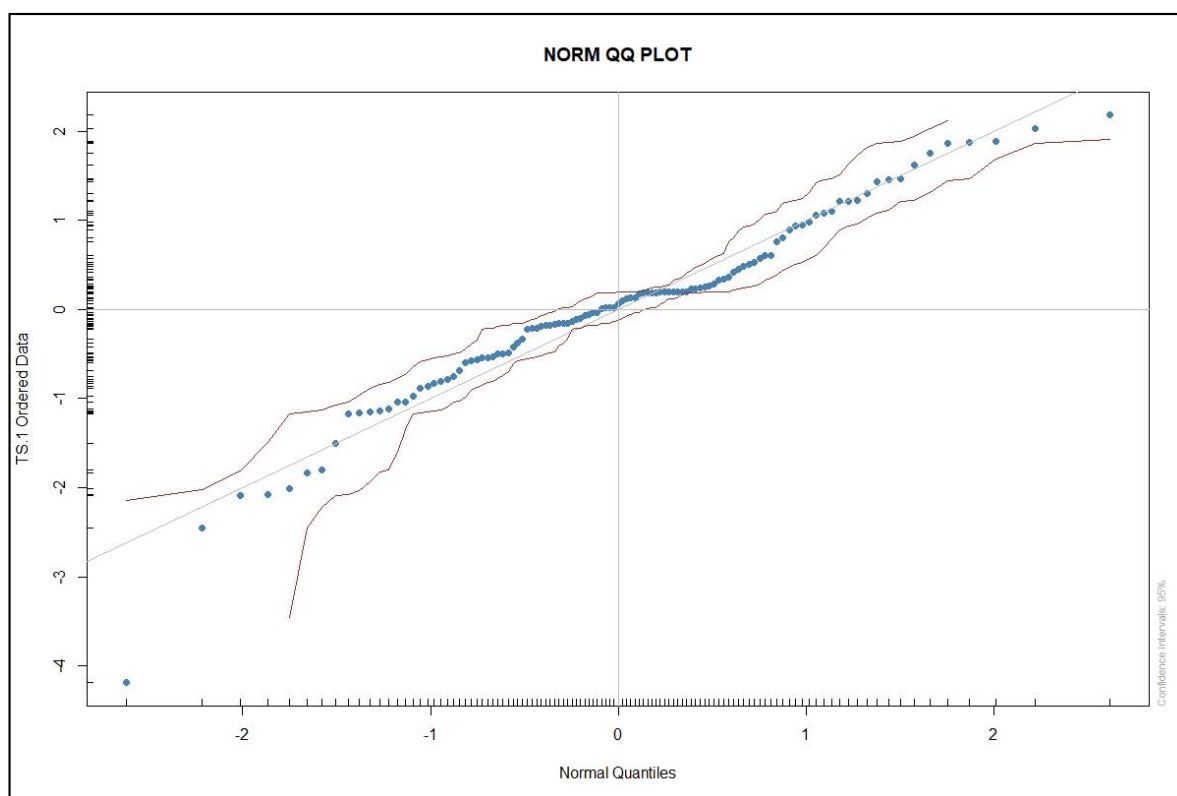
X-squared = 0.16878, df = 1, p-value = 0.6812

lb\$p.value

[1] 0.6811975

Por lo que se concluye que los coeficientes de autocorrelación de los residuales son independientes.

FIGURA N° 12
DISTRIBUCIÓN NORMAL DE LOS RESIDUALES SEGÚN CRITERIO CUANTIL – CUANTIL (QQ)
CON IC AL 95%



En el gráfico anterior se observa, que los valores se alinean alrededor de la línea recta, indicando así un posible ajuste de la distribución normal a los datos.

Prueba de normalidad de Kolmogorov –Smirnov

One-sample Kolmogorov-Smirnov test

data: arima1\$residuals

D = 0.10396, p-value = 0.1738

Dado que el $p\text{-valor}=0.1738$ es mayor a 0.05, se concluye que la distribución normal ajusta a los datos.

En conclusión, los coeficientes de autocorrelación de los residuales resultaron Independientes, de acuerdo a Ljung-Box corregida por Box-Pierce, asimismo los residuales de acuerdo a la prueba de kolmogorov-Smirnov indican que se distribuyen en forma normal al 95%.

Todo este análisis de los residuales indica que el modelo de pronóstico que se analiza es adecuado para realizar pronósticos.

PREDICIÓN/PRONOSTICO DEL MODELO

De acuerdo al análisis realizado, el modelo de pronóstico se expresa en su forma general:

$$(1 - \alpha_1 L)((Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-12} - Y_{t-13})) = (1 - \phi_1 L)(1 - W1L12)e_t$$

Donde $\alpha_1 = 0.291233$, $\phi_1 = -0.772847$, $W1 = -0.725174$

Despejando términos y reemplazando tenemos la ecuación del modelo de pronóstico óptimo y parsimonioso:

$$y_t = 1.291233y_{t-1} - 0.291233y_{t-2} + y_{t-12} - 1.291233y_{t-13} + 0.291233y_{t-14} + e_t - 0.772847e_{t-1} + 0.725174e_{t-12} + 0.56045e_{t-13}$$

Identificada la ecuación y con el uso del programa R, se realiza el pronóstico para los meses de junio a noviembre de 2021, el resultado se muestra a continuación.

CUADRO Nº 8 PREDICCIÓN/PRONÓSTICOS Y SUS INTERVALOS DE CONFIANZA AL 95% PARA LOS MESES DE JUNIO A NOVIEMBRE DEL 2021, UTILIZANDO ESTE MODELO Y CON EL USO DEL R

Periodo	Point Forecast	Lo 95	Hi 95
Jun 2021	5462265	5066787	5857743
Jul 2021	5305218	4859759	5750677
Aug 2021	5217297	4747407	5687187
Sep 2021	5102444	4613989	5590899
Oct 2021	5329624	4824502	5834745
Nov 2021	5287288	4766368	5808208

VALIDEZ DE LA PREDICCIÓN/PRONOSTICO DEL MODELO

Considerando los valores obtenidos en la predicción/pronóstico para los meses de junio 2021 a noviembre 2021 vs los valores registrados por ENOSA en los mismos meses, obtenemos la desviación.

CUADRO Nº 9
EVALUACIÓN DE LA PREDICCIÓN/PRONOSTICO: VALORES REALES VS VALORES PRONOSTICADOS

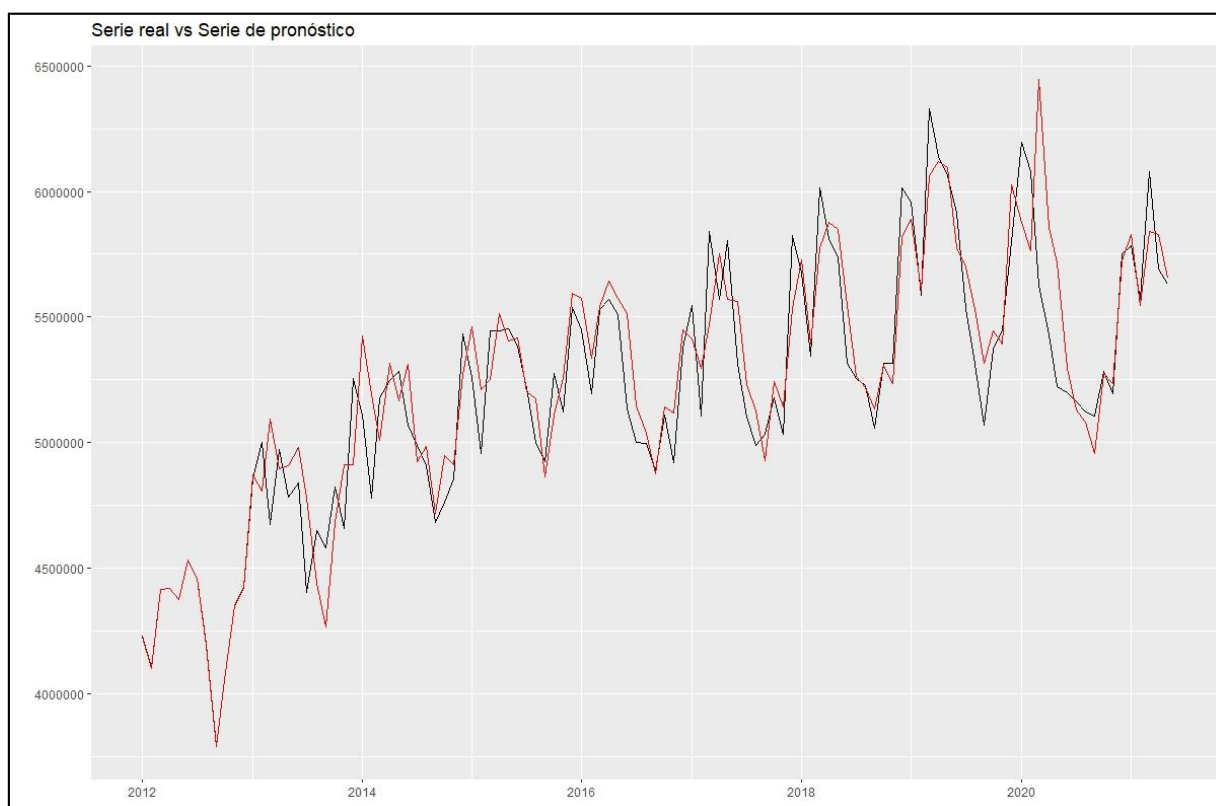
Fecha	Valores reales registrados por ENOSA	Valores pronosticados de consumo de energía eléctrica residencial a corto plazo.
Junio 2021	5332253.01	5462265
Julio 2021	5356977	5305218
Agosto 2021	5319043	5217297
Setiembre 2021	5171100.1	5102444
Octubre 2021	5290996.41	5329624
Noviembre 2021	5314754.4	5287288

Cálculo de la Desviación absoluta media (MAD)

$$MAD = \frac{\sum |Real - Pronóstico|}{n}$$

La desviación absoluta media del consumo de energía eléctrica residencial a corto es de 69 711.18 KW-h.

FIGURA N° 13
SERIE REAL VS SERIE DE PRONÓSTICO DEL CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA
RESIDENCIAL A CORTO PLAZO. PROVINCIA DE TUMBES. ENERO 2012 - MAYO 2021



CAPÍTULO 6: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1 CONCLUSIONES

- La serie original del consumo de energía eléctrica residencial en la provincia de Tumbes, durante el periodo comprendido entre enero de 2012 y mayo de 2021, no mostró tendencia, no fue estacionaria y mostró estacionalidad cada 12 meses, la diferenciación de la serie en 1 periodo resulto ser estacionaria al 95% de confiabilidad de acuerdo a la prueba aumentada de Dickey Fuller.
- Se encontró que el modelo hallado, más satisfactorio fue: SARIMA (1,1,1)(0,1,1).
- El modelo de pronostico en su forma general es:

$$(1 - \alpha_1 L)((Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-12} - Y_{t-13})) = (1 - \phi_1 L)(1 - W1L12)e_t,$$

y su ecuación es:

$$y_t = 1.291233y_{t-1} - 0.291233y_{t-2} + y_{t-12} - 1.291233y_{t-13} + 0.291233y_{t-14} + e_t - 0.772847e_{t-1} + 0.725174e_{t-12} + 0.56045e_{t-13}$$

- La ecuación cumple con las características de modelo satisfactorio, óptimo y parsimonioso

6.2 RECOMENDACIÓN

- A la empresa concesionaria de electricidad y a quien requiera, considerar el uso del modelo óptimo de pronóstico del consumo de energía eléctrica residencial de la provincia de Tumbes, hallado en la presente tesis; con el fin de ejecutar una adecuada planificación considerando la atención de nuevos consumos.

BIBLIOGRAFÍA

- Damador, G y Dawn, P. (2010) *Econometría*. (5ta.Ed). México: McGraw-Hill.
- De la Fuente, S. (1 de Febrero de 2016). *Series Temporales: Modelo ARIMA*.
<http://www.estadistica.net/>
- Giraldo, N. (2006). *Modelos SARIMA y pruebas de raíz unitaria estacional*.
<http://www.medellin.unal.edu.co/~ndgiraldo/members.htm>
- Hanke, J. y Reitsch, A. (1996) *Pronósticos en los Negocios*. (5ta. Ed). México: Prentice Hall.
- J.C. Abril (2011). *Análisis de la evolución de las técnicas de series tiempo. Un enfoque unificado*.
https://ri.conicet.gov.ar/bitstream/handle/11336/71449/CONICET_Digital_Nro.322dc4e5-5f6b-4c40-a236-7b9344351a4a_A.pdf?sequence=2&isAllowed=y
- Levin, R. y Rubin, D. (2004) *Estadística para Administración y Economía*. (7ma. Ed). México: Pearson.
- Mahadeva, L., & Robinson, P. (2009). *Prueba de raíz unitaria para ayudar a la construcción de un modelo*.
<https://www.cemla.org/PDF/ensayos/puben-76.pdf>
- Novales, A. (1993) *Econometría*. (2da Ed). México: McGraw-Hill.
- Quezada (2011). *Análisis de series. Modelos Heterocedásticos*.
<https://masteres.ugr.es/moea/pages/trabajos-realizados-en-cursos-anteriores-curso-1011>
- Quintana y Mendoza (2016). *Econometria aplicada utilizando R – dgapa*
http://saree.com.mx/econometriaR/sites/default/files/Ebook_econometriaR.pdf
- Reyes, P. (10 de Febrero de 2015). *Metodología de Análisis con Series de Tiempo*.
<http://www.icicm.com/files/>
- Vidal, G. (2015). *Modelo Sarima para el pronóstico de la masa mensual del Río Jequetepeque* (Título de licenciatura) Universidad Nacional de Trujillo, Trujillo, Perú.
<http://dspace.unitru.edu.pe/handle/UNITRU/7980>
- Villavicencio (2010), *Introducción a Series de Tiempo*.
http://www.estadisticas.gobierno.pr/iepr/LinkClick.aspx?fileticket=4_BxecUaZmq%3D

- Quezada (2011), Análisis de series. Modelos Heterocedásticos.
[https://masteres.ugr.es/moea/pages/tfm1011/analisisdeseriesmodelosheterocedasticos/!](https://masteres.ugr.es/moea/pages/tfm1011/analisisdeseriesmodelosheterocedasticos/)
- Vásquez y Gamonal (2019), Modelo para el pronóstico del consumo mensual de energía eléctrica, de la provincia Bagua Grande, mediante la metodología de Box y Jenkins, para el año 2016.
<https://repositorio.unprg.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12893/7985/BC-4355%20VASQUEZ%20DIAZ-GAMONAL%20SANCHEZ.pdf?sequence=1&isAllowed=y>



ANEXO 01

CONSTANCIA DE APROBACIÓN DE ORIGINALIDAD DE TESIS

Yo, Fredy Dávila Hurtado Asesor de tesis, del estudiante, Carlos Esteban Yupanqui Rodríguez

Titulada:

"PREDICCIÓN DEL CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA RESIDENCIAL A CORTO PLAZO EN LA PROVINCIA DE TUMBES, MEDIANTE MODELO UNIVARIANTE ARIMA" luego de la revisión exhaustiva del documento constato que la misma tiene un índice de similitud de 18% verificable en el reporte de similitud del programa Turnitin.

El suscrito analizó dicho reporte y concluyó que cada una de las coincidencias detectadas no constituyen plagio. A mi leal saber y entender la tesis cumple con todas las normas para el uso de citas y referencias establecidas por la Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo.

Lambayeque, 01 de agosto del 2022

Dr. Fredy Dávila Hurtado
DNI: 16670066
ASESOR

Se adjunta:

Resumen del Reporte (Con porcentaje y parámetros de configuración)

Recibo digital.



Recibo digital

Este recibo confirma que su trabajo ha sido recibido por **Turnitin**. A continuación podrá ver la información del recibo con respecto a su entrega.

La primera página de tus entregas se muestra abajo.

Autor de la entrega:	Carlos Yupanqui_rodriguez
Título del ejercicio:	TESIS_MAESTRIA
Título de la entrega:	PREDICCIÓN DEL CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA RESIDE...
Nombre del archivo:	tesis_yupanqui_parafraseado.docx
Tamaño del archivo:	3.67M
Total páginas:	49
Total de palabras:	7,931
Total de caracteres:	43,862
Fecha de entrega:	31-jul.-2022 10:25p. m. (UTC-0500)
Identificador de la entrega...	1877500178



Dr. Fredy Davila Hurtado
DNI: 16670066
ASESOR

PREDICCIÓN DEL CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA RESIDENCIAL A CORTO PLAZO EN LA PROVINCIA DE TUMBES, MEDIANTE MODELO UNIVARIANTE ARIMA

INFORME DE ORIGINALIDAD

18%	18%	2%	9%
ÍNDICE DE SIMILITUD	FUENTES DE INTERNET	PUBLICACIONES	TRABAJO DEL ESTUDIANTE

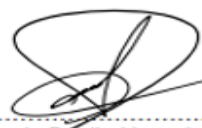
FUENTES PRIMARIAS

1	hdl.handle.net Fuente de Internet	9%
2	dspace.unitru.edu.pe Fuente de Internet	1%
3	worldwidescience.org Fuente de Internet	1%
4	Submitted to Universidad Nacional de Frontera Trabajo del estudiante	1%
5	www.fuenterrebollo.com Fuente de Internet	1%
6	www.distriluz.com.pe Fuente de Internet	1%
7	pt.scribd.com Fuente de Internet	1%
8	pdfcoffee.com Fuente de Internet	1%



Dr. Fredy Davila Hurtado
DNI: 16670066
ASESOR

9	Submitted to Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo Trabajo del estudiante	<1 %
10	dokumen.pub Fuente de Internet	<1 %
11	www.dspace.uce.edu.ec Fuente de Internet	<1 %
12	geostat-course.org Fuente de Internet	<1 %
13	repositorio.unprg.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
14	repository.libertadores.edu.co Fuente de Internet	<1 %
15	repositorio.unsaac.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
16	repositorio.urp.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
17	www.bdigital.unal.edu.co Fuente de Internet	<1 %
18	Submitted to Universidad Católica de Santa María Trabajo del estudiante	<1 %
19	dspace.ucuenca.edu.ec Fuente de Internet	<1 %



Dr. Fredy Davila Hurtado
DNI: 16670066
ASESOR