

**UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO - PUNO**

**FACULTAD DE INGENIERIA ESTADÍSTICA E INFORMÁTICA**

**ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA ESTADÍSTICA E INFORMÁTICA**



**Modelo univariante para el consumo de energía eléctrica  
Doméstica en el Distrito de Ayaviri – Electro Puno, periodo  
2004- 2013**

**TESIS**

**PRESENTADA POR:**

**Bach. YENY LUZ ROSMERY QUISPE  
PACCO**

**PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE:**

**INGENIERO ESTADÍSTICO E INFORMÁTICO**

**PUNO – PERÚ**

**2015**



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO - PUNO  
FACULTAD DE INGENIERÍA ESTADÍSTICA E INFORMÁTICA  
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA ESTADÍSTICA E INFORMÁTICA



**Modelo univariante para el consumo de energía eléctrica  
Doméstica en el Distrito de Ayaviri – Electro Puno, periodo  
2004- 2013**

TESIS  
PRESENTADA POR:

Bach. YENY LUZ ROSMERY QUISPE PACCO

A la Coordinación de Investigación de la Facultad de Ingeniería Estadística e Informática de la Universidad Nacional del Altiplano – Puno, para optar el Título Profesional de:

**INGENIERO ESTADÍSTICO E INFORMÁTICO**

**APROBADO POR:**

**PRESIDENTE DEL JURADO :**

Dr. Vladimir Ibañez Quispe

**PRIMER MIEMBRO :**

M.Sc. Charles Ignacio Mendoza Mollocondo

**SEGUNDO MIEMBRO :**

M.Sc. Leonel Coyla Idme

**DIRECTOR DE TESIS :**

M.Sc. Confesor Milán Vargas Valverde

**ASESOR DE TESIS :**

M.Sc. Pedro Leonardo Quispe Ticona

ÁREA: Estadística  
TEMA: Series de tiempo

## DEDICATORIAS

A Dios por guiar y alumbrar mi vida por el camino del bien y otorgarme el don de vivir y hacer posible la realización de mi más grande anhelo.

Con mucho cariño e infinita gratitud a mis queridos padres Roberto y Agripina, quienes me ofrecieron su constante apoyo y aliento para seguir adelante en todas las metas que me trace.

A mis hermanos queridos, por el respaldo moral que siempre me brinda con inmenso cariño incondicional y por la esperanza que me da en las metas que me trazo.

## AGRADECIMIENTOS

En primer lugar deseo manifestar mi agradecimiento a la Universidad Nacional del Altiplano, y en especial a la Escuela Profesional de Ingeniería Estadística e Informática, por haber contribuido a mi formación como profesional al servicio de la ciencia y la colectividad.

A los docentes de la Escuela Profesional de Ingeniería Estadística e Informática, por su noble labor y reconocida calidad académica y profesional.

Mi más sincero reconocimiento a mi Director de Tesis M.Sc. Confesor Vargas Valverde, por su orientación y apoyo constante para la materialización de la presente investigación.

De igual forma mi gratitud a mi Asesor de Tesis M.Sc. Pedro L. Quispe Ticona, quien contribuyó a este esfuerzo con preocupación e infinita paciencia.

Así mismo a la Empresa Regional de Servicio Público de Electricidad - Electro Puno, quienes son objeto de estudio y que me permitieron el acopio de información necesaria para llevar adelante mi trabajo de investigación.

Finalmente mi agradecimiento a todas las personas que de alguna manera han colaborado con sus ideas, comentarios y consejos durante todo el transcurso de mi carrera y especialmente en el desarrollo de esta investigación.

## ÍNDICE GENERAL

<b>DEDICATORIAS</b>	i
<b>AGRADECIMIENTOS</b>	ii
<b>ÍNDICE DE TABLAS</b>	v
<b>ÍNDICE DE GRÁFICOS</b>	vi
<b>RESUMEN</b>	viii
<b>ABSTRACT</b>	ix
<b>INTRODUCCIÓN</b>	x
<b>CAPÍTULO I: EL PROBLEMA</b>	01
1.1. Descripción del problema	03
1.2. Formulación del problema	03
1.3. Objetivo de la investigación	03
1.4. Hipótesis de la investigación	03
1.5. Justificación de la investigación	04
1.6. Limitaciones de la investigación	05
<b>CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO</b>	06
2.1. ANTECEDENTES DE LA INVESTIGACIÓN	06
2.2. BASE TEÓRICA	07
2.2.1. Técnicas de Predicción	07
2.2.2. Serie de Tiempo	08
2.2.3. Componentes De Una Serie Temporal	08
2.2.4. Modelo	09
2.2.5. Modelo De Series Temporales	10
2.2.6. Ruido Blanco	11
2.2.7. Modelo Univariante	12
2.2.8. Componentes de una Serie de Tiempo	14

2.2.9. Modelos de Series de Tiempo	15
2.2.10. Elaboración de Modelos Ar(), Ma(), Arma() Y Arima()	22
2.2.11. Modelos Lineales Estacionarios	22
2.2.12. Coeficiente de Correlación	27
2.2.13. Función de Autocorrelación	27
2.2.14. Caminata al Azar	29
2.2.15. Transformación De Box-Cox	29
2.2.16. Intervalos de Confianza para las Predicciones	30
2.3. Definición De Términos Básicos	34
2.4. Operacionalización De Variables	41
<b>CAPÍTULO III: MATERIALES Y MÉTODOS</b>	<b>42</b>
3.1. MATERIALES	42
3.1.1 Población	42
3.1.2 Muestra	42
3.2.1.1 Método de recopilación de datos	43
3.2.1.2 Método de tratamiento de datos	43
<b>CAPITULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIONES</b>	<b>56</b>
4.1. APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA BOX JENKINS	56
4.1.1 Fase de identificación del modelo	57
4.1.2 Estimación de los parámetros del mejor modelo	68
4.1.3 Validación del modelo	69
4.1.4 Predicción	75
<b>CONCLUSIONES</b>	<b>78</b>
<b>SUGERENCIAS</b>	<b>79</b>
<b>BIBLIOGRAFÍA</b>	<b>80</b>
<b>ANEXOS</b>	<b>83</b>

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>TABLA N°01:</b> OPERACIÓN DE VARIABLES DE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMESTICA (KW-H/MES) DEL DISTRITO DE AYAVIRI, PERIODO 2004-2013 .....	<b>41</b>
<b>TABLA N°02:</b> SERIE HISTÓRICA DEL CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMESTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI, PERIODO 2004 -2013 .....	<b>56</b>
<b>TABLA N°03:</b> RESUMEN DEL DESEMPEÑO DE LOS MODELOS TENTATIVOS IDENTIFICADOS SELECCIONADOS .....	<b>67</b>
<b>TABLA N°04:</b> ANÁLISIS DE VARIANZA PARA EL MODELO ARIMA (3,1,1) (1,0,1) DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMESTICA (SIN CONSTANTE).....	<b>68</b>
<b>TABLA N°05:</b> DATOS DE PREDICCIONES ESTIMADAS (MWh/mes) MODELO ARIMA(3,1,1) (1,0,1) .....	<b>75</b>

## ÍNDICE DE GRÁFICOS

<b>GRÁFICO Nº 01:</b> SERIE ORIGINAL DEL CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMESTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI .....	<b>57</b>
<b>GRÁFICO Nº 02:</b> FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN ESTIMADA DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMESTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI .....	<b>58</b>
<b>GRÁFICO Nº 03:</b> FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN PARCIAL ESTIMADA DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMESTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI .....	<b>59</b>
<b>GRÁFICO Nº 04:</b> PRIMERA DIFERENCIA ESTACIONAL DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMESTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI.....	<b>60</b>
<b>GRÁFICO Nº 05:</b> DIAGRAMA DE CAJAS POR AÑO DE LA SERIE DE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMÉSTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DEL DISTRITO AYAVIRI .....	<b>61</b>
<b>GRÁFICO Nº 06:</b> FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN ESTIMADA DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMESTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI EN SU PRIMERA DIFERENCIA ESTACIONAL .....	<b>63</b>
<b>GRÁFICO Nº 07:</b> FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN PARCIAL ESTIMADA DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMESTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI EN SU PRIMERA DIFERENCIA ESTACIONAL .....	<b>64</b>



**GRÁFICO Nº 08:** FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN DE RESIDUALES ESTIMADA DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMESTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI ..... 70

**GRÁFICO Nº 09:** FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN PARCIAL DE RESIDUALES ESTIMADA DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMESTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI..... 71

**GRÁFICO Nº 10:** SECUENCIA ESTIMADA DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMESTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI .....76



## RESUMEN

El presente trabajo de investigación, comprende el estudio en el ámbito geográfico de la Provincia de Melgar, Ayaviri de la Región Puno. El objetivo fue determinar un modelo univariante que permita describir y predecir. Los datos fueron recopilados de los registros existentes de consumo de energía eléctrica del servicio Eléctrico Para identificar el modelo se realizó la diferenciación de la serie original convirtiéndola en estacionaria. Luego se identificó la forma del modelo usando la función de Autocorrelación y la función de Autocorrelación parcial. La estimación se realizó con el paquete estadístico Rv3.1.2, para validar el modelo, se realizó el análisis de los residuos, con lo que se verificó que los residuos, sean compatibles con un ruido blanco, utilizando el test ampliado de Dickey-Fuller. El mejor modelo univariante para pronosticar la serie fue modelo univariante integrado ARIMA(3.1.1)(1,0,1) cuyos parámetros son:

$$\hat{y}_t = y_{t-1} - 1.0247 y_{t-1} - y_{t-2} + 0.3257 y_{t-2} - y_{t-3} - 0.1801 y_{t-3} - y_{t-4} + 0.7447 y_{t-12} - y_{t-13} + 0.7630 y_{t-13} - y_{t-14} + 0.2425 y_{t-14} - y_{t-15} + 0.1341 y_{t-15} - y_{t-16} - 0.6113 \varepsilon_{t-12} - 0.917 \varepsilon_{t-1} - 0.561 \varepsilon_{t-13} + \varepsilon_t.$$

Las conclusiones obtenidas fueron que los modelos univariates para el periodo correspondiente del año 2004 al año 2013. Para alcanzar los objetivos de la investigación se realizó con la metodología de Box-Jenkins. Integrados proporcionan un mejor, que presenta una tendencia creciente, y no muestra signos de variaciones cíclicas y estacionales; y finalmente el mejor modelo univariante que nos permite describir y predecir el comportamiento del consumo de energía eléctrica es un modelo univariante integrado ARIMA(3.1.1)(1,0,1).

Palabras Claves: Modelo Univariante, Consumo, Energía Eléctrica, Domestica, Distrito Ayaviri, Electro Puno.

## ABSTRACT

The present research work put a title, you understand the study in the geographic space of melgar's Province, Ayaviri in the Región Puno The general objective was to determine an univariant model that it will enable to describe and to predict the consumption of electric power for Ayaviri's electric service electro Puno, You did use of box's methodology jenkins in order to attain the fact-finding objectives. The differentiation of the original series came true in order to identify the model converting her in you would park . Next the way of the model using Autocorrelacion's show and partial Autocorrelacion's show were identified. Esteem the v sold off with the statistical parcel spss itself Rv3.1.2. The analysis of the residues came true in order to validate the model, with that himself I verify than residues, with that himself I verify that residues be compatible with a white noise utilizing the test enlarged of dickey fuller. The best univariant model to forecast the series was model univariant integrated :

$$\hat{y}_t = y_{t-1} - 1.0247 y_{t-1} - y_{t-2} + 0.3257 y_{t-2} - y_{t-3} - 0.1801 y_{t-3} - y_{t-4} + 0.7447 y_{t-12} - y_{t-13} + 0.7630 y_{t-13} - y_{t-14} + 0.2425 y_{t-14} - y_{t-15} + 0.1341 y_{t-15} - y_{t-16} - 0.6113 \varepsilon_{t-12} - 0.917 \varepsilon_{t-1} - 0.561 \varepsilon_{t-13} + \varepsilon_t.$$

The obtained findings were models the integrated univarinates provide a better adjustment for the series consumption of electric power you present an increasing tendency, and you do not show signs of cyclical variations and park them; And finally than the best univariant model that allows us to describe and to predict the behavior of the consumption of electric power is an univariant integrated model

ARIMA ( 3,1,1 ) (1,0,1 ) .

Key words: Univariant Model, Consumption, Electric Power, Mailservant, District Ayaviri, Electro Puno.

## INTRODUCCIÓN

Una de las grandes actividades económicas a nivel nacional es la producción de Energía Eléctrica Doméstica, la cual comprende a los diferentes sistemas eléctricos de distribución: en nuestra Región, la generación, transmisión y comercialización de energía eléctrica es distribuida a través de la empresa de generación eléctrica San Gabán Sociedad Anónima. Red de energía eléctrica del Perú Sociedad Anónima (Unidad de Trasmisión Puno) y Electro Puno Sociedad Anónima Abierta.

La información obtenida del Consumo de Energía Eléctrica Doméstica correspondiente a los periodos de los años 2004-2013, los mismos que fueron agrupados diariamente, surgen de la necesidad de evaluar el comportamiento de la serie histórica, a fin de tomar decisiones relacionadas con la variable en estudio.

Una serie temporal, llamada también serie histórica cronológica es una sucesión de valores observados, de una variable referida a periodos de tiempo generalmente regulares. El análisis univariante de una serie temporal consiste en hacer uso de estos datos para elaborar un modelo que describa adecuadamente el comportamiento de esta variable en pasado y permita realizar predicciones satisfactorias – metodología estocástica ARIMA. Que resulta ser uno de los métodos cuantitativos modernos de predicción más sofisticados.

En un proceso de planificación de Energía Eléctrica de una Región o País, uno de los puntos de gran importancia viene a ser la realización de un adecuado estudio de las variables de mayor representatividad de Energía Eléctrica, mediante el análisis del comportamiento histórico y el pronóstico del comportamiento futuro de cada una de estas variables seleccionadas.

Cuando se toma una decisión el investigador, se encuentra generalmente en un ambiente de incertidumbre respecto a los sucesos que se pueden producir en el futuro. En cualquier caso el investigador podría lograr mejores resultados si en alguna medida logra reducir la incertidumbre sobre los sucesos situados en el futuro. Al reducir la incertidumbre sobre el futuro, va dirigido precisamente la metodología estocástica ARIMA.

**En el capítulo I**, se explica los fundamentos para la realización de la tesis y se describen los objetivos.

**En el capítulo II**, se describe el marco teórico y presenta los diversos conceptos necesarios para el correcto entendimiento de la tesis.

**En el capítulo III**, se describe los materiales y métodos para el pronóstico de la Consumo de Energía Eléctrica Doméstica del Distrito de Ayaviri

**En el capítulo IV**, Se muestran los resultados de la investigación.

Por último se muestra, las conclusiones y las recomendaciones sobre el modelo de predicción mensual del Consumo de Energía Eléctrica Doméstica del Distrito de Ayaviri correspondiente a los periodos de los años 2004-2013

## CAPÍTULO I

### EL PROBLEMA

#### 1.1 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

Se considera que el problema en general consiste en la necesidad de anticiparse y proyectarse ante una demanda futura de energía eléctrica que deriva del rápido crecimiento poblacional del Distrito de Ayaviri, generado así mayor consumo de Energía Eléctrica Domestica, lo que ocasiona la necesidad de previsión, para abastecer adecuadamente de energía a toda el Distrito de Ayaviri, motivo del presente trabajo de investigación.

Uno de los problemas es la caída de algunos postes de luz en la época de lluvia, no todos los postes de luz son de concreto, no hay suficientes técnicos de energía eléctrica para solucionar los problemas. Por ello se requiere Contar con servicios básicos de buena calidad que satisfagan a las necesidades de una población, es un factor determinante en el desarrollo de la misma. Y es principalmente que el acceso a los servicios básicos, con los que antes no se contaba ha cobrado importancia fundamental, que la energía eléctrica doméstica lo cual se ha convertido en una necesidad latente que ya no es exclusiva de los hogares urbanos que eran los más favorecidos con el adecuado abastecimiento de Energía Eléctrica Doméstica.

Otro alcance del problema es que, en los últimos años, la población ha incrementado considerablemente, ocasionando un alto consumo de energía

doméstica siendo necesario realizar predicciones a futuro; esto conlleva a que la empresa comercializadora Electro-Puno, proveerá los sucesos a futuro que puede llegar a ocurrir en el transcurso de los años, para luego obtener resultado muy confiables. En la percepción de las actividades de la provincia de Melgar del Distrito de Ayaviri, es la variabilidad en el comportamiento de los consumidores de energía eléctrica doméstico, que comprende el desarrollo económico social, pretendiendo así encontrar un modelo de predicción que defina los promedios generales pretéritos en el futuro. Sin embargo carece de información que se refiere a la predicción de consumo de energía eléctrica

Un sistema de energía eléctrica debe abastecer de energía a todos los usuarios con un servicio de calidad. Por tanto un sistema eléctrico confiable debe funcionar por medio de planeación exhaustiva del sistema, que permita conocer no solo su estado actual, sino también las medidas que deben adoptarse para condiciones futuras o necesidades futuras de sus usuarios.

Finalmente las herramientas útiles en el planeamiento de un sistema eléctrico es la predicción del consumo de energía, la cual permite conocer de antemano la necesidad de expansión del sistema de energía eléctrica; la finalidad de la predicción es el mejoramiento del servicio, convirtiéndose en uno de los primeros pasos en cualquier proceso de planeamiento de un sistema eléctrico.

## 1.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

Describiendo el problema, la pregunta a responder es la siguiente:

¿Cuál es el modelo univariante mensual que permita describir y predecir el comportamiento del Consumo de Energía Eléctrica Doméstica del Distrito de Ayaviri – Electro Puno, periodo 2004-2013?

## 1.3 OBJETIVO DE LA INVESTIGACIÓN

### 1.3.1 OBJETIVO GENERAL

Determinar el modelo univariante de ajuste que nos permita describir y predecir el Consumo de Energía Eléctrica Doméstico en el Distrito Ayaviri – Electro Puno, periodo 2004.2013.

### 1.3.2 OBJETIVO ESPECÍFICO

- Describir el comportamiento del Consumo de Energía Eléctrica Doméstica en el Distrito de Ayaviri– Electro Puno, periodo 2004-2013.
- Realizar el pronóstico con el mejor modelo de ajuste para el Consumo de Energía Eléctrica Doméstico en el Distrito de Ayaviri - Electro Puno, Periodo 2004-2013.

## 1.4 HIPÓTESIS

El modelo univariante integrado de Box-Jenkins proporciona un mejor modelo de ajuste que el modelo no integrado de Box-Jenkins en el consumo de Energía Eléctrica Doméstico para el Distrito de Ayaviri - Electro Puno, Periodo 2004-2013.



#### 1.4.1 HIPÓTESIS ESPECÍFICAS

- El comportamiento de la serie Consumo de Energía Eléctrica en el Distrito de Ayaviri presenta una tendencia creciente y positiva sin variaciones cíclicas y estacionales.
- Los modelos integrados realizados para pronosticar se ajustan mejor a la serie de Consumo de Energía Eléctrica Doméstico para el Distrito de Ayaviri - Electro Puno, periodo 2004-2013.

#### 1.5 JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN.

La predicción de consumo de energía refleja las necesidades futuras de una población; esta previsión debe ser lo más ajustada a la realidad, ya que unos valores inferiores a los reales causarán deficiencias en la prestación del servicio en el futuro y un pronóstico de necesidades superior al real, motiva la inversión prematura en instalaciones que no tendrán un aprovechamiento inmediato

La demanda de electricidad se ha incrementado a lo largo de las últimas décadas. El creciente nivel de vida del Distrito de Ayaviri está asociado a una mayor demanda de Energía Eléctrica Doméstico principalmente residencial debido a la mayor utilización de aparatos eléctricos y que el acceso servicios básicos como agua y luz, ya no son ajenos a las poblaciones menos favorecidas

Para determinar el comportamiento del consumo de energía eléctrica y realizar proyecciones futuras, adoptamos como alternativa utilizar técnicas estadísticas que nos permitan realizar un análisis de la información

obtenida, para ello hemos visto por conveniente usar el análisis de series temporales a través de la formulación de modelos que se ajusten a los datos de consumo de Energía Eléctrica Doméstico a fin de hacer descriptivo a partir del modelo para luego interpretar y poder tomar decisiones.

Con el fin de conseguir servicios de mejor calidad, se espera encontrar modelo de predicción mensual que se ajuste al consumo de Energía Eléctrica doméstico de manera que la población acceda a servicios de calidad que beneficie y que la Energía Eléctrica Doméstico representa un factor básico para la producción en diversos sectores, entre los que se encuentran el industrial, comercial y residencial o doméstico. Por lo tanto la prestación de mejores servicios, fundamentalmente de Energía Eléctrica Doméstico, permitirá el desarrollo social y comercial de la zona y es de interés colectivo la planificación proactiva para brindar un mejor servicio.

#### **1.6 LIMITACIONES DE LA INVESTIGACIÓN.**

Una limitación para el presente trabajo de investigación es la dificultad en la recopilación de información histórica por meses, ya que se encuentra en diferentes libros y estos desaparecieron o los datos no están completos, por lo cual solo se obtendrá la información disponible para el análisis y la elaboración de la investigación.

## CAPÍTULO II

### MARCO TEÓRICO

#### 2.1 ANTECEDENTES DE LA INVESTIGACIÓN

ARRAMATIA, J.A. (2010) Concluye que:

Los modelos univariantes que mejor se ajustan para decidir y predecir el comportamiento de la serie de la Energía Eléctrica (kwh/mes), en la ciudad de Juliaca. es ARIMA (1,1,1);  $\Delta y_t = (1 - \theta_1 B)a_t$  y el número de usuarios de Energía Eléctrica periodo 2004-2009 es ARIMA (0,2,1):  $\Delta^2 y_t = (1 - \theta_1 B)a_t$

COASACA, Y.F. (2010) Determino que:

El mejor modelo univariante que nos permite describir y predecir el comportamiento del consumo de Energía Eléctrica para el servicio eléctrico de ILave- Electro Puno, es el modelo siguiente. ARIMA (0,1,1) =  $y_t = y_{t-1} - 0.37064\varepsilon_{t-1} + 0.0164763$

CURASI, J. (2006).Reporta que:

Los modelos univariantes que mejor se ajustan para decidir y predecir el comportamiento de la serie de tiempo de Consumo de Energía Eléctrica (Kw/h) y el número de usuarios de Energía Eléctrica en el Distrito de Puno, periodos 1996-2005; están dados por:  $\Delta$  Consumo:  $(1 - 0.95B + 0.35B^2 + 0.13B^3 + 0.01B^4 + 0.03B^5 + 0.32B^6 (1 - B) Y_t = 43353.5 + (1 - 1.45B + 0.69B^2)a_t$ .

ORBEZO, H.A. (2011) Determino que:

Análisis estocástico ARIMA para el modelamiento y predicción de la demanda eléctrica en el sector residencial de lima sur. MODELO ARIMA  $(p,d,q) \times (p,d,q) = \text{ARIMA}(3,0,0) \times (0,1,1)$  del consumo de energía incluido constante.

PAREDES, J.A. (2009) Determino que:

Modelo econométrico para pronosticar el consumo mensual familiar de Energía Eléctrica en la Provincia de Tacna es de 5,84 personas; el 25.10 % cuenta con menos de 5 integrantes, el 71,20% entre 5 y 10 personas y el 3.7 % con más de 10 personas la cantidad media de focos y enchufes en los hogares de la Provincia de Tacna es de 14, 13 unidades el 12,60 % tiene menos de 10 y 15, y el 38,50% más de 15.

## 2.2 BASE TEÓRICA

### 2.2.1. TÉCNICAS DE PREDICCIÓN

Las predicciones se basan con el uso de datos anteriores de una variable para predecir su desempeño futuro. A este respecto, los datos anteriores se presentan, generalmente en la forma de series de tiempo. Una hipótesis básica, en la aplicación de las técnicas de predicción, es el desempeño de los datos anteriores continúan ocurriendo en el futuro inmediato. Evidencias empíricas indican que este supuesto es válido en muchas situaciones reales, sobre todo cuando las series de tiempo se presentan una larga historia de las variables analizadas.

### 2.2.2. SERIE DE TIEMPO

La serie de tiempo es una información básica de la evolución de variables en el tiempo. Entre ellos los modelos de Box-Jenkins constituyen un conjunto de procedimientos para el tratamiento de serie de tiempo. Es un conjunto de observaciones ordenadas según una característica cuantitativa de un fenómeno individual, en diferentes momentos de tiempo. En una serie de tiempo las observaciones no se debe ordenar de mayor a menor debido a que se perdería el grueso de la información debido a que nos interesa detectar como se mueve la variable en el tiempo es muy importante respetar la secuencia temporal de las observaciones.

### 2.2.3. COMPONENTES DE UNA SERIE TEMPORAL

#### LA TENDENCIA

Es un componente de una serie temporal que refleja su evolución a largo plazo. Puede ser de naturaleza estacionaria o constante (se representa con una recta paralela al eje de las abscisas).

#### LAS VARIACIONES CÍCLICAS

Es un componente de la serie que recoge oscilaciones periódicas de amplitud superior a un año, y se presentan en los fenómenos económicos cuando se dan de forma alternativa etapas de prosperidad o de depresión. <sup>1</sup>

### LAS VARIACIONES ESTACIONALES

Es una componente de la serie que recoge oscilaciones que se producen alrededor de la tendencia, de forma repetitiva y en periodos iguales o inferiores a un año.

### LAS VARIACIONES ACCIDENTALES

Es una componente de la serie que recoge movimientos provocados por factores imprevisibles (un pedido inesperado a nuestra empresa, una huelga, etc.). También recibe el nombre de variaciones irregulares, residuales o erráticas.

#### **2.2.4. MODELO**

Un modelo es una expresión formalizada de una teoría, o la representación matemática de los datos observados.

En el análisis estadístico un modelo es expresado, en símbolos de forma matemática. Para la construcción de un buen modelo es necesario contar con el conjunto de datos observados. También es importante la experiencia, la intuición, la imaginación, la simplicidad y la habilidad para seleccionar el subconjunto más pequeño de variables. El primer paso es establecer el problema en forma clara y lógica delimitando sus fronteras, Luego viene la recogida y la depuración de datos, el diseño del experimento. Las pruebas de contraste; la verificación del modelo y la validación de las hipótesis.

Un modelo debe ser una buena aproximación al sistema real, debe incorporar los aspectos importantes del sistema y debe resultar fácil de comprender y manejar. Un factor muy importante es que debe presentar una alta correlación entre lo que predice el modelo y lo que actualmente ocurre en el sistema real.

### 2.2.5. MODELO DE SERIES TEMPORALES

Son formas teóricas determinísticas y/o aleatorias o la combinación de ambas, para realizar el análisis de una serie de tiempo.

Variables Temporales: Son variables que se observan a lo largo del tiempo.  $Y_t$  indica la variable "Y" en el momento "t". Serie Temporal:

Es el conjunto de "t" observaciones, una observación por cada una de las variables:  $Y_1, Y_2, \dots, Y_t$ . También es denominada serie cronológica.

A las observaciones de una variable temporal se llama existen tres modelos de series de tiempo. Que generalmente se aceptan como buenas aproximaciones a las verdaderas relaciones, entre los componentes de los datos observados. Estos son:

1. Aditivo:  $(t) = (t) + (t) + (t)$
2. Multiplicativo:  $(t) = (t) * (t) * (t)$
3. Mixto:  $(t) = (t) * (t) + (t)$

Donde:

$Y(t)$ : Serie observada en instante t.

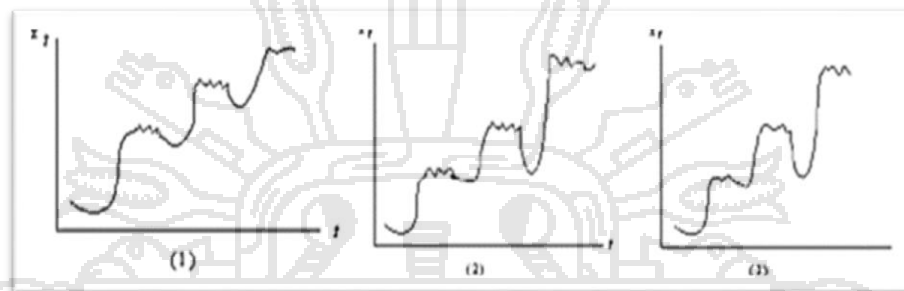
$(t)$ : Componente de Tendencia.

$E(t)$ : Componente Estacional.

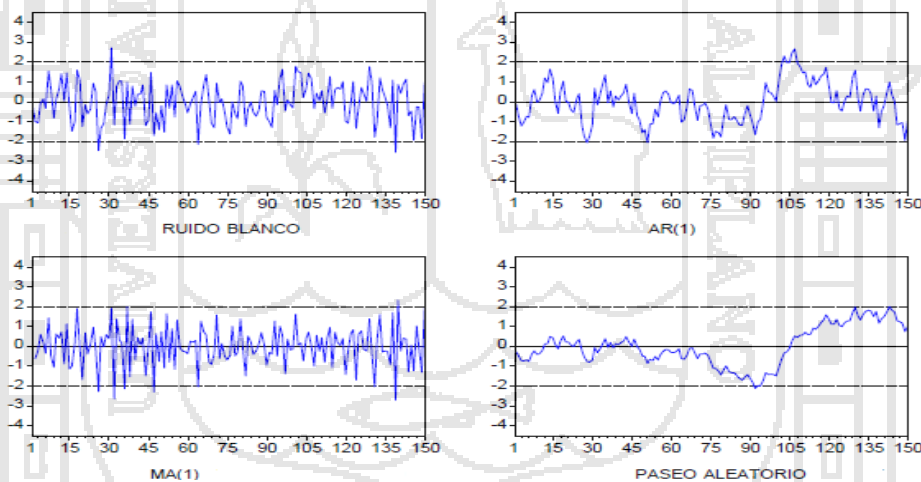
$A(t)$ : Componente Aleatoria (accidental).

Una suposición usual es que  $A(t)$  sea una componente aleatoria o ruido blanco con media cero y varianza constante

**Figura N° 01 Proceso de Modelos de Series Temporales**



**Figura N° 02 Series Temporales Simuladas Partir de Varios Modelos ARIMA**



### 2.2.6. RUIDO BLANCO

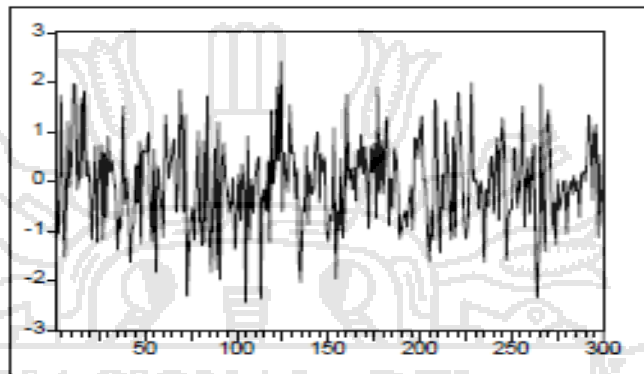
El ruido blanco es una señal aleatoria (proceso estocástico) que se caracteriza porque sus valores de señal en dos instantes de tiempo diferentes no guardan correlación estadística.

Como consecuencia de ello, su densidad espectral de potencia (PSD,



Power Spectral Density) es una constante, su grafica en plana. Esto significa que la señal contiene todas las frecuencias y todas ellas tienen la misma potencia. Igual fenómeno ocurre con la luz blanca.

**Figura N° 03: Proceso de un Ruido Blanco**



### 2.2.7. MODELO UNIVARIANTE

Es una serie de tiempo  $\{Y_t\}$ , los modelos univariantes se consideran todos aquellos que solamente tiene una sola variable observada en el tiempo. Estos tipos de modelos se expresan en forma polinomial. Entre las técnicas univariantes existen algunas muy sencillas, tales como el modelo autorregresivo de primer orden, el modelo de tendencia lineal o exponencial, entre otros.

### MODELOS UNIVARIANTE NO INTEGRADO

Los procesos autorregresivos AR (p), las Medias móviles MA (q) y procesos mixtos ARIMA (p, q) son considerados como los modelos no Integrados debido a que no interviene el grado de diferenciación y la estacionalidad de la serie. <sup>2</sup>

<sup>2</sup> Ucm(23-julio-2014). Univariante Obtenido en: [https://www.ucm.es/univariante\\_/518-2013-11-11-JAM-IASST-Libro.pdf](https://www.ucm.es/univariante_/518-2013-11-11-JAM-IASST-Libro.pdf)

## MODELO UNIVARIANTE INTEGRADO

Son aquellos modelos que se pueden obtener mediante suma o integración de un proceso estacionario. A estos modelos se les denomina también modelos no estacionarios homogéneos.

## SERIES DE TIEMPO ESTACIONARIAS

Una serie estacionaria se describe por una secuencia de datos o valores que no presentan ningún cambio sistemático en la media (la serie no representa tendencia alguna), ni cambio en la varianza, así se dice que un proceso es estacionario cuando, en cada uno de los puntos del tiempo, la observación registrada puede ser considerada una variable aleatoria a la que está asociada una función de densidad de probabilidad.

En la práctica muchas series no son estacionarias; pero si sus primeras y segundas diferencias. El propósito de diferenciar una serie es volver estacionaria al diferencial de dicha serie. No obstante debe recordarse que si toman diferencias también serán estacionarias; luego puede darse una sobre diferenciación de las series.

Lo que acarrea problemas de identificación respecto aquel modelo que representa mejor el proceso que sigue la serie y se incrementa su varianza.

Una serie de tiempo es estacional cuando además de su tendencia y ciclo de largo plazo, muestra fluctuaciones que se repiten periódicamente. Como por ejemplo las observaciones mensuales;

puede hacer similitud de comportamiento para observaciones del mismo mes; por ejemplo, venta de juguetes en los “meses de diciembre” también puede haber un patrón de comportamiento periódico con duración menor a un año; por ejemplo “cada seis meses” a partir de junio. Las observaciones de los “meses de junio” y los “meses de diciembre” serán similares en su comportamiento.

### 2.2.8. COMPONENTES DE UNA SERIE DE TIEMPO

Un método de análisis de los datos de series de tiempo incluye un intento por identificar los factores que influyen en cada valor de la serie. Este procedimiento de análisis se llama descomposición, cada componente se estudia por separado. Muchas veces es útil “descomponer” la serie de tiempo por sus principales componentes.<sup>3</sup>

**Tendencia:** si una serie tiene tendencia, las observaciones sucesivas están muy correlacionadas y es típico que los coeficientes de correlación sean bastante diferentes de cero para los primeros retrasos de tiempo y entonces de forma gradual.

**Estacionalidad:** si una serie presenta estacionalidad los efectos de fenómenos que ocurren o se reproducen periódicamente (fin de semana, diciembre, los viernes, etc.).

**Aleatoriedad:** si una serie es irregular o aleatoria, las correlaciones entre  $y_t$  y  $y_{t-k}$  para cualquier retraso  $K$  son cercanas a 0.

---

<sup>3</sup> Ucm(23-julio-2014).Univariante Obtenido en:[<https://www.ucm.es/univariante/docs/518-2013-11-11-JAM-IASST-Libro.pdf>]

Los valores sucesivos de una serie de tiempo no se relacionan unos con otros.

Cíclico: las variaciones cíclicas se producen a lo largo plazo y suelen ir ligadas a etapas de prosperidad o recesión económica. Suelen ser tanto más difíciles de identificar cuanto más largo sea su periodo, fundamentalmente a que el tiempo de recogida de información no aporta suficientes datos.

Muchos usuarios de la información se limitan a desestacionalizar las series estocásticas (en parte por la generalización de métodos de desestacionalización), sin intentar un análisis estadístico más completo.

## 2.2.9. MODELOS DE SERIES DE TIEMPO

### OPERADORES Y POLINOMIOS

Los polinomios de retraso son muy útiles, porque permiten representar en forma concisa y simple modelos que son muy valiosos (pero que parecen complejos). **HANKE, E. (2006)**

- Operador de retraso o “backward”  $B$ , aplicable a  $z_t$  nos indica que se debe retrasar la variable un periodo:

$$\text{Es decir } B z_t = z_{t-1}$$

$$\text{También } B^2 z_t = B [B z_t] = B [z_{t-1}] = z_{t-2}$$

$$\text{Y en general } B^k z_t = z_{t-k}$$

- Operador diferencia  $\nabla$  aplicable a  $Z_t$  nos indica que debe obtener las diferencias entre  $Z_t$  y su valor rezagado:

$$\nabla Z_t = Z_t - Z_{t-1} = (1-B)Z_t$$

$$\nabla^2 Z_t = \nabla(Z_t - Z_{t-1}) = (Z_t - Z_{t-1}) - (Z_{t-1} - Z_{t-2})$$

- Polinomios formados por observaciones presentes y pasadas ponderadas;

$$G(B) Z_t = Z_t - g_1 Z_{t-1} - g_2 Z_{t-2} - \dots - g_k Z_{t-k} = Z_t - \sum g_j Z_{t-j}$$

- Polinomios de retraso racionales:

$$A(B) = 1 - \sum a_j B^j ; C(B) = 1 - \sum c_j B^j$$

### MODELO ARMA (p,q)

Proceso estocástico que sigue la variable aleatoria  $Z_t$  cuya desviación con respecto a su valor esperado  $\mu$  lo denotamos por:

$$Z_t = Z_{t-\mu}$$

El modelo lo expresamos de la siguiente forma:  $(B) Z_t = (B) a_t$  Donde  $(B)$ ,  $(B)$  son operadores de rezagos de orden  $p$  y  $q$  respectivamente,  $\{a_t\}$  es una variable aleatoria con proceso de ruido blanco (media cero y varianza finita) una forma alterna de escribir el proceso que sigue al variable  $Z_t$  seria:

$$(1,1): (1 + \phi_1 B + \phi_2 B^2 + \dots + \phi_p B^p) Z_t = (1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q) a_t$$

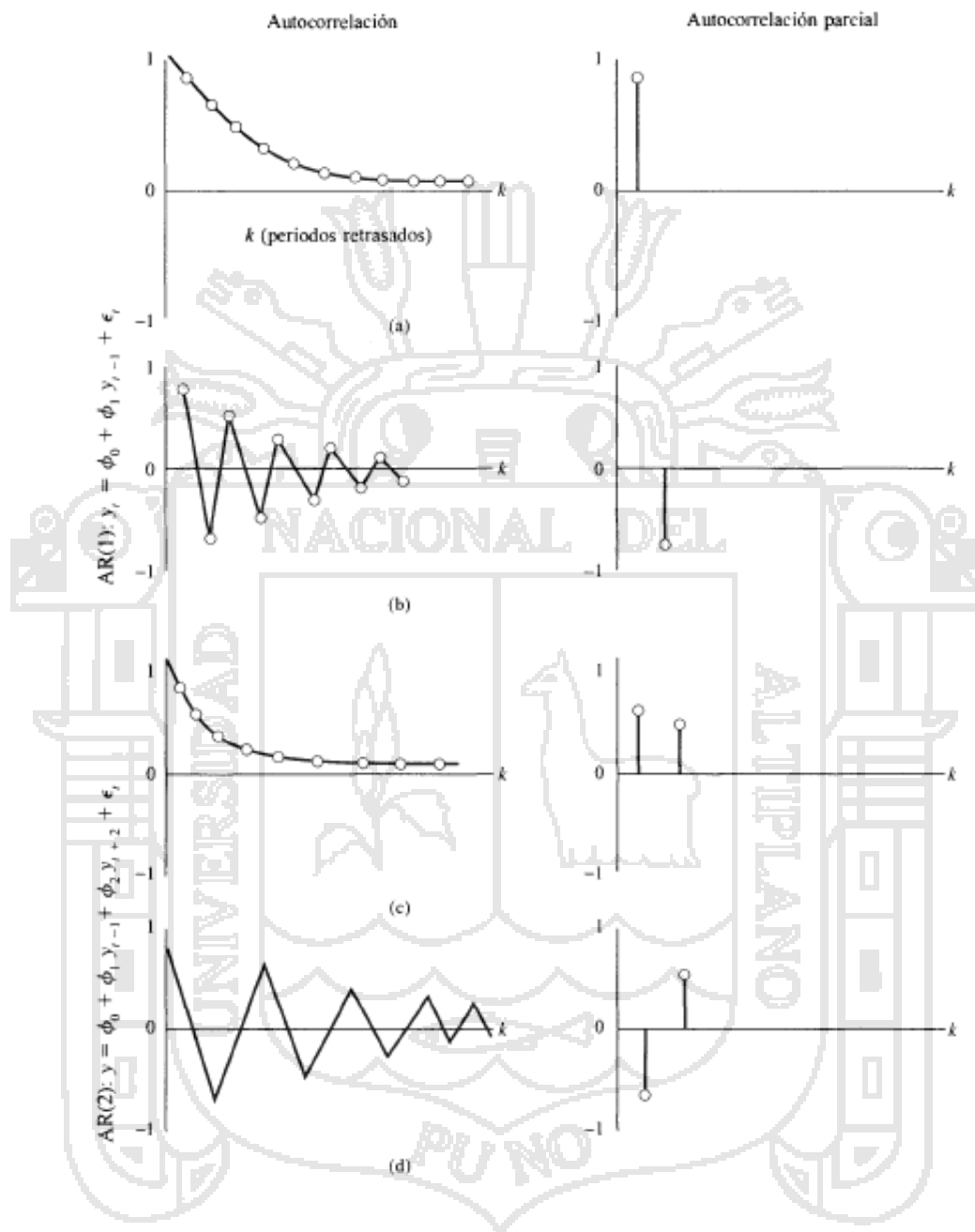
$$(1,2): z_t + \phi_1 z_{t-1} + \phi_2 z_{t-2} + \dots + \phi_p z_{t-p} = a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q}$$

En el modelo ARMA (p,q) es una generalización de los modelos AR y MA, combinando ambas clases de modelos. Es de esperarse que no todos las series de tiempo sean estacionarias, supuesto bajo el cual está construido el modelo ARMA, no obstante sabemos que para casi cualquier serie no estacionaria, la primera, segunda o tercera diferencia de la serie si es estacionaria bajo estas condiciones se considera que si el proceso original.  $\{z_t\}$  Adolece de no estacionariedad causada por una tendencia polinomial no determinista (a la cual se le denomina no estacionariedad homogénea) es posible construir un proceso estacionario ( $w_t$ ), tal que  $w_t = \nabla^d z_t$ , para todo t. **GUTIÉRREZ, M. (2008).**

Para esta nueva serie es posible obtener un modelo ARMA: (B)  $w_t = (B) a_t$ , en el modelo ARIMA el término "integración" proviene de que  $z_t$  equivale a la suma de un número infinito de valores actuales y pasados de  $w_t$ .

Consideramos la ecuación 2, para  $d=1$ . El valor de  $z_t$  se puede obtener multiplicando ambos lados de dicha ecuación por el operador  $\nabla^{-1}$ , obtendríamos:  $z_t = \nabla^{-1} w_t = (1 - B)^{-1} w_t = w_t + w_{t-1} + w_{t-2} + w_{t-3} + \dots$ , una suma de un número infinito de términos.

**COEFICIENTES DE AUTOCORRELACIÓN Y AUTOCORRELACIÓN PARCIAL DE LOS MODELOS AR(1) Y AR(2), SEGÚN HANKE, E. (2006)**

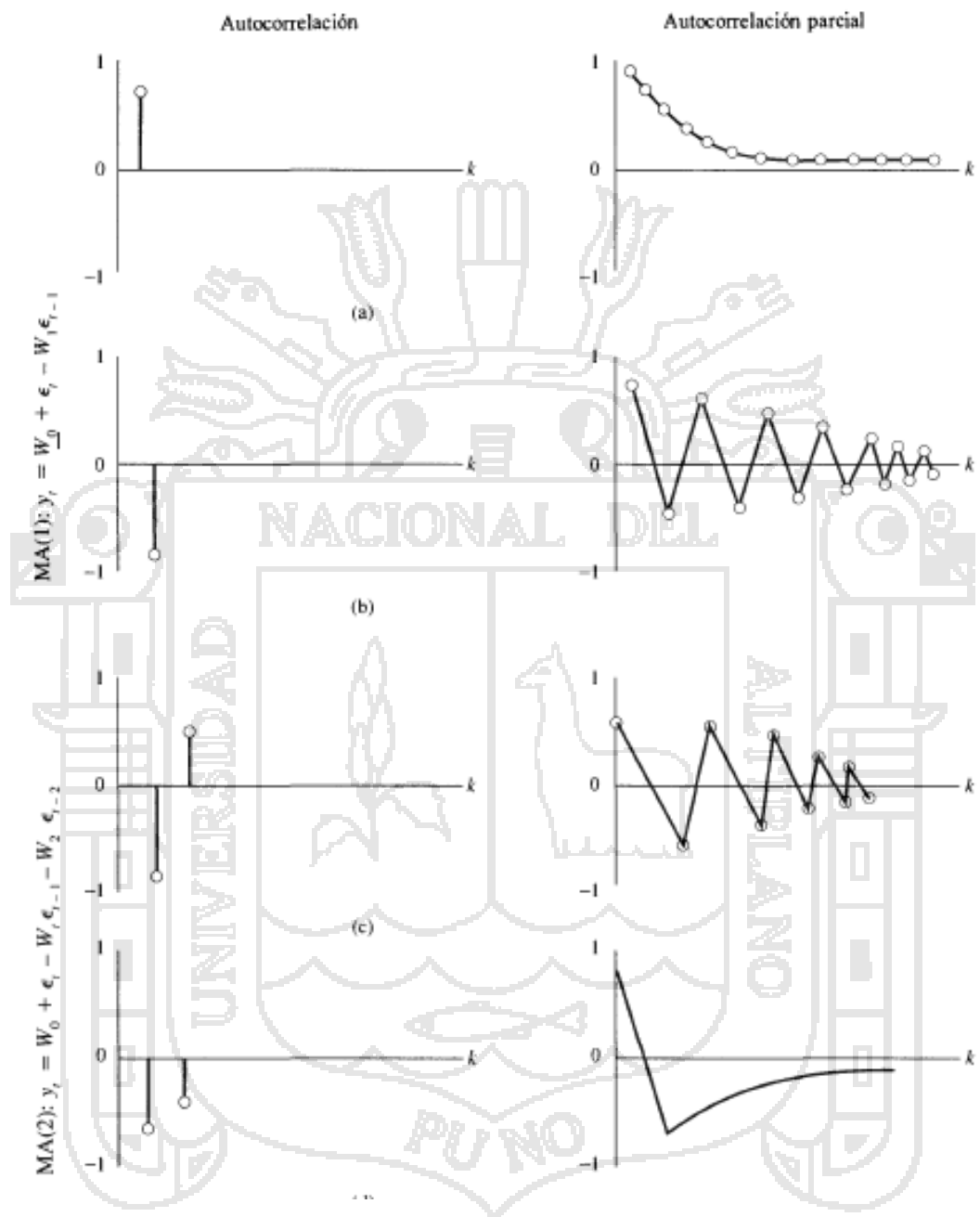


$$AR(1) y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \epsilon_t$$

$$AR(2) y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \epsilon_t$$

FUENTE HANKE, E. (2006). Pronóstico de Negocios pág. 435

**COEFICIENTES DE AUTOCORRELACION Y AUTOCORRELACION PARCIAL DE LOS MODELOS MA (1) Y MA (2), SEGÚN HANKE, E. (2006)**



**MA(1):**  $y_t = w_0 + \epsilon_t - w_1\epsilon_{t-1}$

**MA(2):**  $y_t = w_0 + \epsilon_t - w_1\epsilon_{t-1} + w_2\epsilon_{t-2}$

FUENTE HANKE, E. (2006) Pronóstico de Negocios pág. 436



### MODELO ARIMA (p,d,q)

Dado que en muchas ocasiones el proceso estocástico que sigue  $[z_{t-u}] = z_t$  no es estacionariedad, pero si su diferencial de primero, segundo, tercer...enésimo orden, se puede formular una generalización del modelo ARMA para llegar a lo que se conoce como modelo ARIMA.

**Tendremos Finalmente:**

$$(B)[\nabla^d (z_{t-u})] = (B) \nabla^d z_t = \theta B a_t.$$

Que constituye el llamado modelo autorregresivo integrado y de promedios móviles, o modelos ARIMA por sus siglas en inglés (autorregresive, integreded, moving average). El modelo ARIMA se describe más precisamente como: ARIMA (p,d,q), donde p es el número de rezagos que el polinomio operador de rezagos  $\phi(B)$  realiza, d es el número de diferenciaciones sobre  $z_t$  que operador  $\nabla^d$  realiza y q es el número de rezagos que el polinomio operador de rezagos  $\theta(B)$  realiza.

Un modelo ARIMA (p,d,q) indica que el modelo consta de un a polinomio Autorregresivo de orden p, de una diferenciación en la variable de estudio  $z_t$  de orden d, y de un polinomio de promedios móviles de orden q. <sup>8</sup>

### MODELO MULTIPLICATIVO ESTACIONAL (ARIMA (p, d, q) (p, d, q) )

A fin incorporar los efectos estocásticos estacionales y no estacionales a que están sujetos los valores observados de ciertas características de la población, o series de tiempo. **GUTIERREZ, M. (2008).**

BOX y Jenkins (1970) propusieron un modelo general del tipo:

$$\phi(B^E) \nabla_E^D(z_{t-u}) = \theta(B^E) a_t$$

Donde las variables  $\{a_t\}$  no se suponen ruido blanco, sino generadores por un proceso ARIMA(p,d,q), o sea :  $\phi(B) \nabla^d a_t = \theta(B) a_t$ .

Con  $(a_t)$  un proceso de ruido blanco. De estas dos últimas expresiones se obtiene el modelo multiplicativo estacional.

$$(B)\phi(B^E) \nabla_E^D(z_{t-u}) = \theta(B)\theta(B^E) a_t$$

El cual lo demostraremos por: modelo ARIMA (p,d,q)x(P,D,Q)<sub>E</sub> como es de esperarse, a mayor complejidad del modelo corresponde una estructura de autocorrelación más compleja. El modelo ARIMA, multiplicativo estacional para series con observaciones mensuales permite.

Considerar la relación que puede hacer entre años, para las observaciones de los mismos meses.

Considerar la relación que puede haber ente años, para las observaciones de los mismos meses. Es decir se “se captura” simultáneamente, los efectos estacionales y de tendencia del proceso

“multiplicativa”o de “auto\_refuerzo” de manera de tales efectos.

### 2.2.10. ELABORACIÓN DE MODELOS AR(), MA(), ARMA() Y ARIMA()

Los modelos ARIMA o modelos de promedio móvil autorregresivo integrado son un tipo general de los modelos Box-Jenkins para series de tiempo estacionarias. Una serie histórica estacionaria es aquella cuyo valor promedio no cambia a través del tiempo.

Este grupo incluye a los modelos AR solo con término autorregresivo, los modelos MA solo con término de promedio móvil y los modelos ARIMA que comprenden tanto términos autorregresivos como de promedio móvil. Dado el concepto de proceso estacionario anteriormente definido, los modelos de pronóstico se dividen en: <sup>4</sup>

### 2.2.11. MODELOS LINEALES ESTACIONARIOS

#### MODELO AUTORREGRESIVO (AR)

Se realiza tantas regresiones múltiples escalonadas como sea posible en las series combinadas, hasta que las series adicionales carezcan de poder explicatorio (o sea, que no mejoren los resultados de las regresiones, como el índice  $R^2$ ). La ecuación en prueba es: <sup>5</sup>

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t$$

<sup>4</sup> Redalyc (6-agosto-2014) series de tiempo. Obtenido en: [<http://www.redalyc.org/pdf/423/42331161001.pdf>]

<sup>5</sup> Statisticalecology (12-agosto-2014) Modelos Lineales obtenido en: [http://statisticalecology.com/modelos\\_lineales\\_Libro.pdf](http://statisticalecology.com/modelos_lineales_Libro.pdf)

Dónde:  $e_t$  es el residuo o término de error, al que se supone una media igual a cero. El número de periodos de demora " $p$ " que y requiere se determinará cuando se llegue a la estabilidad de los coeficientes. Si resulta que  $p=12$  para datos mensuales. El analista debe prestar atención a estos ciclos más cortos, eliminarlos de los datos, o no tenerlos en cuenta. La notación AR ( $p$ ) se refiere a un modelo autorregresivo de orden  $p$ . Un modelo AR ( $p$ ) puede escribirse como:

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + e_t$$

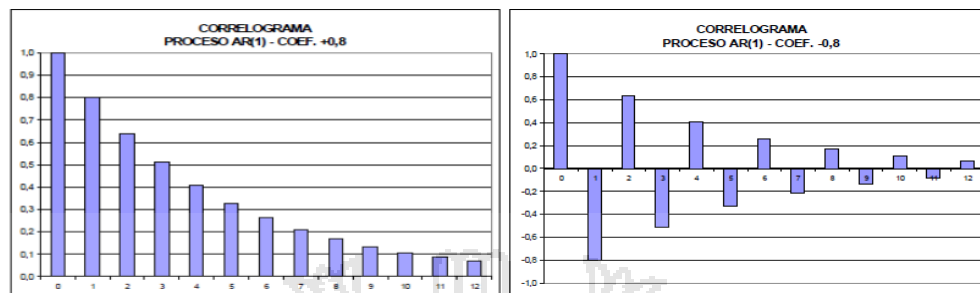
Dónde:  $\phi_1, \dots, \phi_p$  son los parámetros del modelo,  $c$  es una constante e y  $e_t$  es un término de error (ruido blanco). El término constante es omitido por muchos autores para simplificar. Un modelo autorregresivo es esencialmente un filtro de respuesta infinita al impulso IR, con determinada interpretación adicional. Se debe tener en cuenta que es necesario imponer ciertas restricciones a los valores de los parámetros de este modelo para que funcione correctamente estacionario.

### UN PROCESO AR (1)

Un modelo AR (1) viene definido por:

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + e_t$$

Figura N° 03: Correlograma Proceso AR (1)



### UN PROCESO AR (2)

Un modelo AR (2) viene definido por:

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + e_t$$

### PROCESOS DE MEDIAS MÓVILES (MA)

Este modelo de Box-Jenkins propone que una serie de tiempo tiene su explicación en una combinación de eventos aleatorios que se remontan a periodos del pasado.

Ningún fenómeno terrestre está libre de eventos aleatorios. Por ejemplo, la venta de productos está afectada por la introducción de otros nuevos y diferentes, o el mercado de acciones sufre un continuo bombardeo de nueva información aleatoria. Cuanto más tiempo haya pasado desde el suceso, menos influencia tendrá en las observaciones actuales. Como antes que se escoge de manera que los coeficientes sean estables y que no se consiga mayor poder explicatorio después de rebasar este valor. Los procesos de orden  $q$  de medias móviles, o abreviadamente MA ( $q$ ), se define de la

siguiente forma:

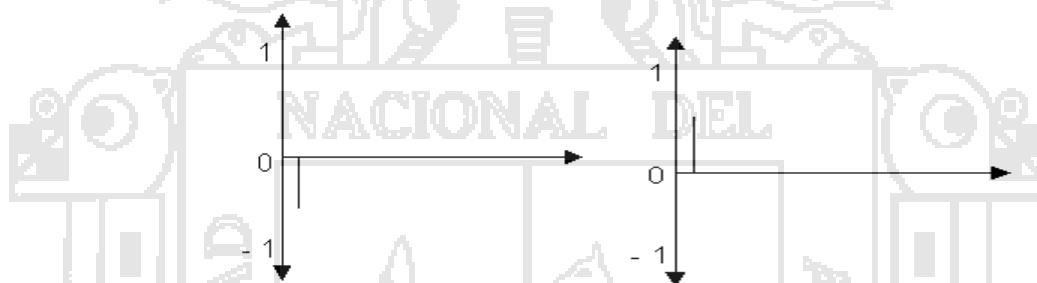
$$y_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

Donde  $a_t$  es un ruido blanco con las propiedades ya definidas.

**PROCESO MA (1)** Un modelo MA (1) viene definido por:

$$y_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1}$$

Dónde:  $a_t$  es un ruido blanco con las propiedades ya definidas



### PROCESO ARMA PRESENTACION GENERAL

La combinación de procesos AR y MA da lugar a los procesos mixtos

ARMA. La formulación general de un proceso ARMA (p, q) es:<sup>6</sup>

$$y_t = \varphi_1 y_{t-1} + \varphi_2 y_{t-2} + \dots + \varphi_p y_{t-p} + \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

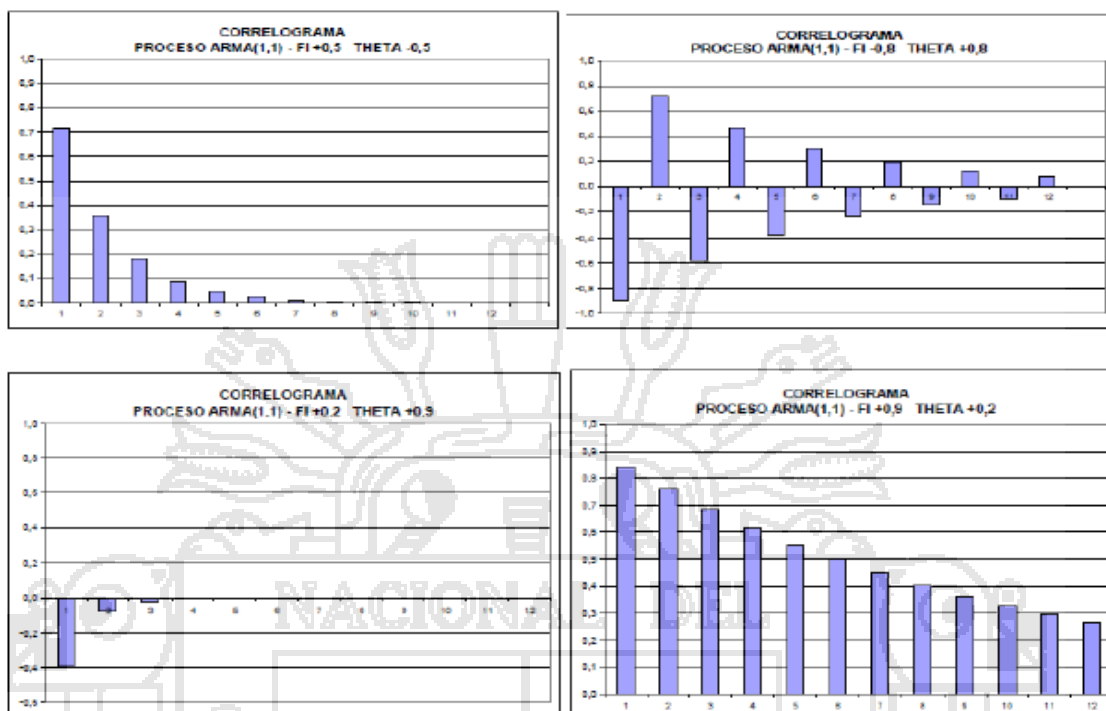
En particular, es importante analizar el correlograma de la serie.

Para el proceso. Un proceso ARMA (1, 1), se excluye la constante por simplicidad.

$$y_t = \varphi_1 y_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1}$$

6 Scielo (26-julio-2014). ARIMA. Obtenido en: [http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0718-076420110006000](http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-076420110006000)

**Figura Nº 05: Correlograma Proceso ARMA (1,1)**



### PROCESO INTEGRADO ARIMA

La mayor parte de las series corresponden a procesos no estacionarios. Así obtener un tratamiento de las series basadas en el “análisis de series de tiempo” (modelo ARIMA), es necesario discutir mecanismos de transformación de las series a procesos estacionarios. En principio pueden representarse distintas (infinitas) formas por las que se introduce la no estacionariedad en un proceso estocástico. Sin embargo, interesa considerar solo algunas formas de la no estacionariedad que sean adecuados para describir el comportamiento de series económicas y, al mismo tiempo, posibles de ser transformados en procesos estacionarios.

### 2.2.12. COEFICIENTE DE CORRELACIÓN

El Coeficiente de Correlación mide el grado de independencia de una variable relacionada con otra variable. Es una cantidad que esta entre -1 y +1, mientras este valor se aproxima a los límites, diremos que la correlación es buena, se expresa:

$$r = \sqrt{R^2}$$

Donde:

$r$  : es el coeficiente de correlación.

$R^2$  : es el coeficiente de determinación.

El error siempre existirá, en Estadística es posible lograr un  $R^2$  cercano a los límites, como lograr un menor varianza.

### 2.2.13. FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN, HANKE, J. (2006)

La autocorrelación es una herramienta matemática utilizada frecuentemente en el procesado de señales, la función de autocorrelación, se define como la correlación cruzada de la señal consigo mismo. La función de autocorrelación resulta de gran utilidad para encontrar patrones repetitivos dentro de una señal, como la periodicidad de una señal enmascarada bajo el ruido o para identificar la frecuencia fundamental de una señal que no contiene dicha componente, pero aparecen numerosas frecuencias armónicas de esta. En Estadística, la autocorrelación de una serie



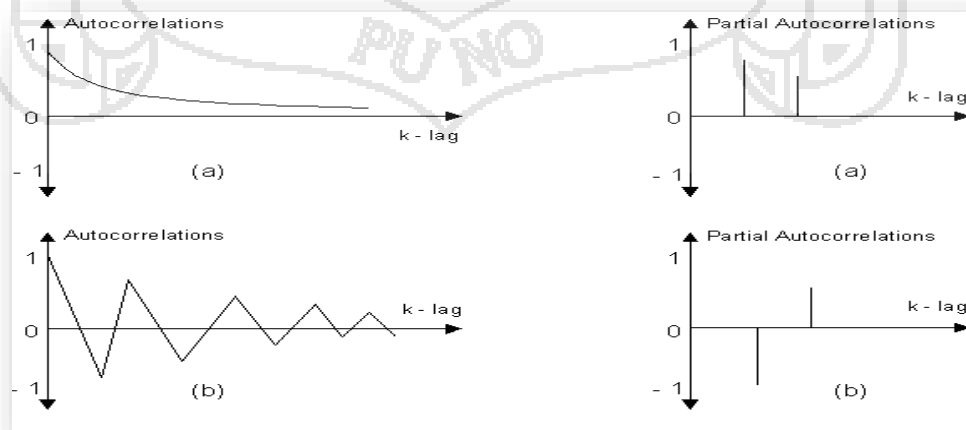
temporal discreta de un proceso  $y_t$  es simplemente la correlación de dicho proceso con una versión desplazada en el tiempo de la propia serie temporal.

Si  $y_t$  representa un proceso estacionario de segundo orden con un valor principal de  $\mu$  se define entonces a función de autocorrelación.

$$R(K) = \frac{E[(Y_i - \mu)(Y_{i-k} - \mu)]}{\sigma^2}$$

Donde  $E$  es el valor esperado y  $k$  el desplazamiento temporal considerado (normalmente denominado desfase). Esta función entre el rango  $[-1, +1]$ , donde  $+1$  indica una correlación perfecta (la señal se superpone perfectamente tras un desplazamiento temporal de  $K$ ) y  $-1$  indica una anticorrelación perfecta. Es una práctica común en muchas disciplinas el abandonar la normalización por  $\sigma^2$  y utilizar los términos autocorrelación y autovarianza de manera intercambiable.

**Figura N° 06: Comportamiento de la Función de Autocorrelación y Autocorrelación Parcial**



### 2.2.14. CAMINATA AL AZAR

El proceso de caminata al azar se define como:  $y_t = y_{t-1} + a_t$

CASO GENERAL.- Dada una serie  $y_t$  que eventualmente corresponde a los logaritmos de los valores originales, si su diferencia de orden “d” puede ser representada por un proceso ARIMA (p, d, q). La letra I en ARIMA corresponde a la “Integración”, la operación inversa a la diferenciación. Si  $y_t = \Delta^d y_t$  y  $y_t$  sigue un proceso ARMA (p, q) estacionarios:

$$(1 - \varphi_1 B^1 - \dots - \varphi_p B^p) Y_t = (1 - \theta_1 B^1 - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) a_t$$

$y_t$  Sigue un proceso ARIMA (p, d, q). También escribe a la variable original  $Y_t$  como:  $\omega_p(B)(1 - B)^d y_t = \tau(B)a_t$

### 2.2.15. TRANSFORMACION DE BOX-COX

Box-Cox (1964) definieron una transformación instantánea en el sentido de que no está involucrado simultáneamente varios periodos de tiempo de carácter más general de la transformación

$$y_t^\lambda = \begin{cases} (y_t)^\lambda & \lambda \neq 0 \\ \lambda = 0 \end{cases}$$

La transformación de Box-Cox requiere definir el parámetro  $\lambda$  de la transformación. Cuando el parámetro es  $\lambda = 1$ , la transformación de Box-Cox consiste prácticamente en tomar logaritmos. Cuando el parámetro es  $\lambda = 0$ , se define como la segunda igualdad

(transformación logarítmica). La primera igualdad vale también, en el límite, el logarítmico de la serie original. **HERNANDEZI, R. (2006)**

### 2.2.16. INTERVALOS DE CONFIANZA PARA LAS PREDICCIONES.

La varianza del error de predicción puede utilizarse para obtener intervalos de confianza de las predicciones elaboradas, mediante la expresión:

$$E_t y_{t-k} \pm \lambda_\alpha \delta_{et(k)}$$

Donde, si se supone que la innovación  $\varepsilon_t$  sigue una distribución normal, el parámetro  $\lambda_\alpha$  se obtendrá de las tablas de dicha distribución, al nivel de significancia  $\alpha$  elegido.

#### PREDICCIÓN DE UNA SERIE DE DIFERENCIA

Si estimamos un modelo ARIMA con un número de diferencias, entonces será preciso recuperar las predicciones de la serie original a partir de las predicciones elaboradas para la serie de diferencias.

Ellos se pueden realizar de la forma: supongamos que  $Y_t$  denota la serie en cuyo análisis estamos interesados.

$$E_t Y_{t+k} = E_t Y_{t-k} - E_t Y_{t+k+1}$$

Por lo que:

$$E_t Y_{t+k} = E_t Y_{t-k} - E_t Y_{t+k+1}$$

$$= Y_{t+k} + Y_{t+k+1} + Y_{t+k+2} + \dots + Y_{t+k+1} + e_t$$

### ERROR DE PREDICCIÓN

El error de predicción es la diferencia entre la realización de la variable aleatoria y la predicción hecha para dicho valor. El error cometido en la predicción de  $Y_{t+k}$  depende del periodo en que dicha predicción se realiza.

### DESCRIPCION DE LA METODOLOGÍA BOX-JENKINS

La metodología de Box-Jenkins de previsión (1970) consiste en encontrar un modelo matemático que represente el comportamiento de una serie temporal de datos. Como ya se indicó anteriormente, los modelos que se utilizan en este trabajo son los modelos ARIMA univariantes, en los cuales se explica el comportamiento de una serie temporal a partir de las observaciones pasadas de la propia serie y partir de los errores pasados de previsión (o diferencias entre valores reales del pasado y las correspondientes previsiones utilizando el modelo). Un modelo ARIMA tiene la siguiente estructura general:

$$\phi_p(B)(1-B)^d x_{t=K} + \theta_q(B)a_t$$

Donde:  $x_t$  representa las observaciones en el periodo  $t$  de la serie objeto de estudio  $\phi_p(B)$  y  $\theta_q(B)a_t$  son dos polinomios, de órdenes de retardos. **GUTIÉRREZ, M. (2008)**

$B$  ( $Bx_1=x_{t-1}$ ),  $d$  es el orden de las diferencias de primer orden que

hay que tomar para hacer que la serie sea estacionaria en media y  $a_t$  es una serie de ruido blanco, hay que incorporar al modelo la componente estacional. Una ventaja de los modelos de Box-Jenkins de previsión es que una vez adquirida experiencia en su metodología resulta más o menos rápido el mecanismo de búsqueda de los modelos, gracias al uso del ordenador. Además una vez encontrado el modelo resulta inmediato hacer previsiones y comparaciones entre datos reales.

Previsiones para observaciones pertenecientes al pasado, de modo que resulta fácil ver gráficamente la bondad del modelo elegido. Otra característica de estos modelos es que se obtienen mejores previsiones a corto plazo a lo largo, debido fundamentalmente a la propia estructura de los modelos ARIMA. De todas estas conclusiones es una generalización ya que cada serie tiene sus propias particularidades, para modelar una serie temporal con la metodología de Box-Jenkins, es necesario empleo de alguna aplicación informática que facilite la tarea, ya que debido a la complejidad y gran cantidad de operaciones resulta imposible de llevar a cabo sin la ayuda de un ordenador. La metodología Box-Jenkins univariante divide en cuatro etapas el proceso de modelización. A continuación se van a explicar brevemente cada una de estas cuatro etapas desde un punto de vista práctico, sin entrar en demasiadas explicaciones teóricas que están fuera del alcance de este trabajo. **URIEL, E. (1985)**

## IDENTIFICACIÓN

En la identificación de un modelo ordinario se analiza en primer lugar la estacionariedad de la serie en media y en varianza y su conversión en estacionaria en caso de que no lo fuera.

En esta etapa se identifica el orden  $d$  de la diferenciación, en caso de que esta sea necesaria, los órdenes  $p$  y  $q$  de los polinomios autorregresivo  $\phi_p(B)$  y de medias móviles  $\phi_q(B)$  del modelo ARIMA, entre las que destacan el gráfico temporal de la serie, y las funciones de autocorrelación (ACF), autocorrelación parcial (PACF).

De esta etapa pueden surgir varios modelos alternativos. En el modelo estacional hay que examinar si la serie es o no estacionaria en el componente estacional, en caso de que lo sea, se toman diferencias de orden estacional.

## VALIDACIÓN

Una vez estimados los modelos ARIMA identificados en la primera fase, se pasa a realizar un diagnóstico sobre su validez, desde el punto de vista teórico. Existen multitud de test de diagnóstico, aunque para la elaboración de este trabajo se han utilizado los más reconocidos universalmente, que se indican a continuación. En primer lugar, hay que comprobar que todos los parámetros estimados son estadísticamente significativos. A continuación, se pasa a comprobar que la serie temporal formada por los residuos del modelo, es decir las diferencias entre los valores reales pasados

de la serie y las previsiones obtenidas por el modelo, tiene un comportamiento similar a un ruido blanco, para lo cual se analiza su ACF. lo que quiere decir que todos ellos son válidos para realizar previsiones. Sin embargo lo más lógico es quedarse en este momento nada más que con uno de ellos; para ello se comparan los errores estándar de los residuos (RSE) de todos, quedándose con el que presente el menor.

### **PREVISIÓN**

En esta última fase, se realizan previsiones con el modelo seleccionado al final de la etapa anterior. Para ello vuelve a ser necesario el uso del ordenador, indicando al programa el número de previsiones que se quieren obtener y el periodo a partir del cual tiene que calcularlas.

### **2.3. DEFINICIÓN DE TÉRMINOS BÁSICOS.**

#### **Consumo del sector doméstico.** <sup>7</sup>

Comprende iluminación interior, consumo de energía en calefacción, artefactos electro-domésticos en vivienda, incluyendo las ubicadas en áreas rurales

#### **Consumo del sector comercial** <sup>8</sup>

Comprende el consumo de los establecimientos comerciales

---

<sup>7</sup> Slideshare (14-junio-2014) Domestico. Obtenido en: <http://www.slideshare.es/eficienciaenergetica/domestico.html?idioma>

<sup>8</sup> Eleconomista(15-julio-2014) comercial. Obtenido en: [http://www.eleconomista.pe/minem/archivos/Guia02%20Comercial\(1\).pdf](http://www.eleconomista.pe/minem/archivos/Guia02%20Comercial(1).pdf)

**Consumo del sector industrial**

Consumo de industrias

**Consumo de uso general**

Comprende iluminación de calles, plazas parques y vías de uso público en Ciudades.

**Central eléctrica**

Conjunto de equipos utilizados para la generación de energía incluyendo la maquinaria motriz y las obras civiles necesarios

**Sistema principal de transmisión**

Es la parte del sistema de transmisión, común al conjunto de generadores de un sistema interconectado, que permite el intercambio de electricidad y la libre comercialización de la energía eléctrica.

**Usuario.**

Persona que utiliza una cosa, del que tiene derecho a usar con determinadas

Limitaciones

**Proceso**

Es cualquier fenómeno que sufre continuos cambios, parcialmente con respecto al tiempo.



## Energía Eléctrica

Es un concepto asociado al tiempo y a la potencia nominal de una determinada carga eléctrica, así asociamos que, entre el energía estará consumiendo. La unidad de medida de la energía eléctrica es kilovatio-hora o kWh. El medidor de energía, almacena el valor acumulado de toda energía eléctrica consumida durante el ciclo de lectura.<sup>9</sup>

## Kilowatt

Es un múltiplo de la unidad de medida de la potencia eléctrica (el watt); representa la cantidad de energía consumida por unidad de tiempo. Esta unidad se relaciona muy a menudo con otras unidades comunes, WATT es la unidad de potencia de un elemento receptor de energía, es la energía consumida por un elemento y se obtiene de multiplicar voltaje por corriente.

<sup>10</sup>

## Nociones del Consumo de Energía

La energía eléctrica es el tipo de energía más conocida y utilizada por todos. Se produce por la atracción y repulsión de los campos magnéticos de los átomos de los cuerpos. La cantidad de energía eléctrica que consume un artefacto depende de la potencia del artefacto y de la cantidad de horas que se utiliza. El consumo de energía domestica mide en kilowatt por hora (Kw/h)

<sup>9</sup> Procobre (7-agosto-2014) Energía Eléctrica. Obtenido en: [http://www.procobre.org/archivos/peru/uso\\_energia\\_electrica.pdf](http://www.procobre.org/archivos/peru/uso_energia_electrica.pdf)

<sup>10</sup> Redalyc. (5. Agosto-2014) kilowatt obtenido en: <http://www.redalyc.org/pdf/423/42331161001.pdf>

### **Aleatorio**

Es cuando no sigue un patrón particular de que se pueda describir directamente por ecuaciones. Se basa más de la probabilidad. Al azar estocástico. Este término representa una idea que debe ser expresada en términos del concepto de probabilidad.

### **Kilowatt –Hora**

Unidad de trabajo o energía equivalente a la que produce una potencia de un kilovatio durante una hora, es decir 3,6 millones de julios. Su símbolo es KWh, se utiliza para registrar el consumo eléctrico.

### **Megavatio- Hora**

Es una medida de energía eléctrica equivalente a la potencia suministrada por un megavatio en una hora. Mega es el prefijo métrico para un millón, en este caso se trataría de un millón de vatios o de mil kilovatios suministrados en una hora, el MWh se utiliza para medir el consumo de grandes industrias o conglomerados urbanos. El MWh también se utiliza para conocer el índice de producción de un central eléctrico aunque para estos casos también se utiliza el concepto de megavatio año que equivale a la energía suministrada por un central eléctrico durante un año.

### **Modelo**

Un modelo es una representación externa y explícita de una parte de la realidad, el cual es visto por individuos que desean usar para entender, cambiar, manejar y controlar es parte de la realidad. Es la representación

matemática de las variables de estudio y los parámetros que son estimados, con fines de predicción del comportamiento futuro de las variables. <sup>11</sup>

### **Modelo Matemático**

Es la representación numérica de un problema básico, en el cual el comportamiento del sistema está representado por un conjunto de ecuaciones acompañadas de relaciones lógicas. <sup>12</sup>

### **Modelo Box-Jenkins**

El modelo Box-Jenkins es uno de los métodos predicativos y se fundamenta en la estimación eficiente de los parámetros por medio de los procesos iterativos.

### **Modelo Univariante de Box-Jenkins Integrado**

A los procesos mixtos integrados ARIMA (p, d, q), proceso estacional mixto integrado SARIMA (p, d, q)\*(P, D, Q), proceso de medias móviles exponenciales porque interviene la estacionalidad de la serie en estudio.

### **Modelo Univariante de Box-Jenkins**

Es una serie de tiempo, basado en la información existente el pasado.

### **Modelo Univariante De Box-Jenkins No Integrado**

Son los procesos de Medias Móviles MA (q), Autorregresivos AR (p) y Procesos Mixtos ARMA (p, q).

---

<sup>11</sup> Scielo (20-julio-2014) Modelo series de tiempo. Obtenido en: <http://www.scielo.org.co/pdf/tecn/v16n32/v16n32a11.pdf>

<sup>12</sup> Thefree dictionary(23-junio-2014) modelo matemático obtenido en: [http://es.thefreedictionary.org/Modelo\\_matem%C3%A1tico](http://es.thefreedictionary.org/Modelo_matem%C3%A1tico)

Se les considera como los modelos no integrados en vista de que no invierte la estacionalidad de las series observada.

### **Modelo de Predicción**

Se entiende por predicción, anunciar algo que ha de suceder de un fenómeno físico dentro de un periodo de tiempo, para descubrir sus patrones y tendencia fundamentalmente, este conocimiento se utiliza para proyectar los datos a periodos futuros como pronóstico.<sup>13</sup>

### **Variable**

Es una expresión que sirve para determinar una característica de los elementos de un conjunto de los cuales se asocia.

### **Variable Dependiente**

Son variables que influyen en el conjunto de relaciones y a su vez están influenciados por las variables independientes.<sup>14</sup>

### **Variable Independiente**

Variables que influyen en el conjunto de relaciones pero no están influenciados por ella.

### **Correlograma**

Es una representación gráfica de los valores individuales de la función de autocorrelación total y parcial respecto a los rezagos.

---

13 Slideshare (8-agosto-2014) Modelo Predicción obtenido en: [http://es.slideshare.org/Modelo\\_num%C3%A9rico\\_de\\_predicci%](http://es.slideshare.org/Modelo_num%C3%A9rico_de_predicci%25)

14 Scielo (17-agosto-2014). Obtenido en: [http://www.scielo.org.ve/scielo.php?pid=S0378-184420060002&script=sci\\_arttext](http://www.scielo.org.ve/scielo.php?pid=S0378-184420060002&script=sci_arttext)

## Ruido Blanco

Es un proceso puramente aleatorio en donde las variables son distribuidas con media cero, varianza constante y ausencia de autocorrelación entre observaciones. <sup>15</sup>

## Función De Autocorrelación Parcial

PACF: La autocorrelación parcial en el lapso determinado. El PACF variara entre -1 y +1 con valores cercanos  $\pm 1$ , que indica fuerte correlacion. El PACF elimina el efecto de la autocorrelación. Retraso menor de la estimación de la correlación a mayores rezagos. Este cálculo solo es válido con un decimal.

## Estacionariedad

Es una serie de tiempo, decimos que la serie es estacionaria si <sup>16</sup>

$f(Y_t) = f(Y_{t+k})$ , es decir el comportamiento de la variable en el tiempo es el mismo si se produce un desplazamiento de la serie

## Estacionalidad

Puede definirse como la repetición de un cierto patrón de comportamiento en forma periódica; por ejemplo, se puede repetir cada 3 meses, 6 meses, cada año, cada 4 años, etc.

---

15 Buenastareas (27-julio-2014) Ruido Blanco Obtenido en: <http://es.buenastareas.net/exactlimon/ruidoblanco-5825993>

16 Thefreedictionary(24-julio-2014)Estacionariedad Obtenido en: [http://es.thefreedictionary.org/estacionariedad%C3%ADa\\_A9serie](http://es.thefreedictionary.org/estacionariedad%C3%ADa_A9serie)

### Paseo Aleatorio

Un proceso aleatorio es un proceso estocástico  $Y_t$  cuyas primeras diferencias toman un proceso de ruido blanco.

## 2.4. OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES

TABLA N°01

OPERACIÓN DE VARIABLES DE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA  
DOMESTICA (KW-H/MES) DEL DISTRITO DE AYAVIRI, PERIODO 2004-2013.

Variables	Indicadores	Índice
<p><b>Variables Dependientes:</b></p> <p>-Consumo de Energía Eléctrica Domestica (Kw-h/mes) del Distrito de Ayaviri, Periodo 2004-2013.</p>	<p>Expresada en kilowatts-hora</p>	<p>Kw/h</p>
<p><b>Variables Independientes:</b></p> <p>- Consumo de Energía Eléctrica Domestica (Kw-h/mes) Desfasados en Distintos Periodos de Tiempo del Distrito de Ayaviri.</p>	<p>Expresada en kilowatts-hora</p>	<p>Kw/h</p>

ELABORADO: Ejecutor de la Investigación

## CAPÍTULO III

### MATERIALES Y MÉTODOS

#### 3.1. MATERIALES Y MÉTODOS

##### 3.1.1. POBLACIÓN

La población en estudio está representada por los registros existentes de Consumo de Energía Eléctrica Domestica (Kw-h/mes), del servicio eléctrico del Distrito de Ayaviri y recopilada por la oficina de planeamiento (Electro Puno S.A.A.), su creación en el año 1989 hasta el presente año y está a una Altitud: 3 850 m.s.n.m.

##### 3.1.2. MUESTRA

La elección de la muestra de la población está basada a criterio del investigador y está conformada por la totalidad del Consumo de Energía Eléctrica Domestica (Kw-h/mes), del Distrito de Ayaviri en el Periodo 2004-2013, este criterio de elección, se tomó en cuenta debido a que el periodo de tiempo, considerando que constituye el más reciente y representativo, recopilado por la oficina de planeamiento (Electro Puno S.A.A.), del Distrito de Ayaviri.

### 3.1.3. MÉTODO DE RECOLECCIÓN DE DATOS

Para el presente trabajo de investigación se obtuvieron los datos mediante el método directo, a través de la documentación proporcionada por el servicio eléctrico de Ayaviri, Electro Puno.

### 3.1.4. MÉTODO DE TRATAMIENTO DE DATOS

En el presente trabajo de investigación se utilizó la teoría de WIENER- KOLMOGOROV, más conocido como el enfoque de Box-Jenkins de las series de tiempo. Los pasos a seguir en la obtención del modelo univariante por el método. Box-Jenkins será:

- a) Representación gráfica de las series
- b) Cálculo de la función autocorrelación (F.A.C.) y función de autocorrelación parcial (F.A.C.P.).
- c) Proceso de identificación.
- d) Estimación de parámetros.
- e) Proceso de verificación
- f) Proceso de predicción

### **MÉTODO DE BOX-JENKINS (TEORÍA DE WIENER-KOLMOGOROV).**

La metodología de Box-Jenkins sigue un proceso que consta de cuatro fases, las cuales son:



El método de Box-Jenkins (teoría de Wiener -Kolmogorov), el método de Box-Jenkins es uno de los modelos predictivos, que se fundamenta en la estimación eficiente de los parámetros, por medio de procesos iterativos.

- Tareas relacionadas por el analista
- Tareas realizadas por el ordenador

En definitiva, para que la metodología Box-Jenkins sirva para predecir la evolución futura de una acción, sino que es necesario contrastar que ese modelo de comportamiento no ha cambiado a lo largo del tiempo.

### **IDENTIFICACIÓN**

Como primer paso se quiere que la serie de interés sea estacionaria. Una serie estacionaria es la que posee una media y una variancia constante. El orden de integración (o grado de diferenciación), denotado por  $I(d)$ , se refiere al número de veces que una serie debe ser diferenciada para obtener una serie estacionaria, el orden de integración define el parámetro "d" del modelo ARIMA. Para la mayor parte de las series, la experiencia muestra que la estacionariedad se logra después de una diferencia  $X_t - X_{t-1}$  o de una diferencia de logaritmo  $(\log X_t - \log X_{t-1})$ . Se puede calcular una f.a.s y una f.a.p estimadas a partir de los datos, que sugieren los órdenes de retardos  $p$  y  $q$  correspondientes al proceso que ha generado las observaciones.

## ESTIMACIÓN

Se realiza la estimación de los parámetros de los modelos seleccionados. Procederemos a estimar los parámetros del modelo como ya se sabe en los modelos ARIMA se estiman al minimizar la suma de los cuadrados en los errores de ajuste. Puesto que esta labor es llevada a cabo a través de rutinas en diversos paquetes estadísticos, en la práctica no es preciso preocuparse por los desarrollos matemáticos de la estimación.

## VALIDACIÓN

El modelo estimado (la estructura) debe representar adecuadamente el proceso que se supone ha generado las observaciones. Una estructura adecuada es aquella que verifica, las siguientes condiciones.

- Admisibilidad: el modelo estimado es coherente con el conocimiento previo del fenómeno y no quebranta restricciones definicionales de la magnitud objeto de estudio. **URIEL, E. (1985)**
- Parametrización el número de parámetros estimados debe ser lo más reducido posible.
- Coherente con los datos: la estructura presenta un buen ajuste a las observaciones, los residuos son pequeños y aleatorios (ruido blanco).
- Estabilidad estructural: la estructura representa adecuadamente la evolución de la serie tanto en su conjunto como en distintos subperiodos.

## PRONOSTICO.

Una vez identificado el proceso ARIMA que genera la serie temporal de interés, estimados los parámetros del modelo ARIMA correspondiente y después de haber pasado la etapa de verificación se utiliza el modelo para realizar pronósticos, con el menor error de predicción posible.

## FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN

La función conformada por las correlaciones internas entre los términos de una serie observada (total de Consumo De Energía Eléctrica Doméstica) en el distritos de Ayaviri, Periodo 2004-2013.

Está definido por:

$$r(k) = \frac{\text{cov}(y_t, Y_{t-k})}{r(0)} = \frac{E(y_{t-u})(Y_{t-k-u})}{r(0)}$$

Donde:

$r(0)$  = Es la autocovariancia cuando no existe desplazamiento alguno; ósea, es la varianza del proceso a la que se ajusta al Consumo De Energía Eléctrica Domestica

$u$  = es la media del proceso a la que se ajusten la serie de Consumo De Energía Eléctrica Domestica

$\cdot \text{cov}(y_t, Y_{t-k})$  = es la covarianza de la serie original y la serie desplazada en k periodos.

## FUNCIÓN DE AUTO CORRELACIÓN PARCIAL

La matriz de autocorrelacion para la serie estacionaria de longitud N, está dado por.

$$P_N = \begin{bmatrix} 1 & r_1 & r_2 & \dots & r_{N-1} \\ r_1 & 1 & r_1 & \dots & r_{N-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N-1} & r_{N-2} & r_{N-3} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

El conjunto de autocorrelaciones parciales en varios desplazamientos, están definidos por:

$$\phi_{kk} = \frac{|Q_k|}{|P_k|}$$

Donde:

$|P_k|$  = es la determinante de la matriz de autocorrelaciones de orden  $K \times K$ .

$|Q_k|$  = es la determinante de la matriz de autocorrelaciones. Con la última columna reemplaza por las funciones de autocorrelacion generada por la serie de Consumo de Energía Eléctrica Domestica

$$\begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ \vdots \\ r_k \end{bmatrix}$$

$r_k$  = la K-esima función de autocorrelacion del proceso a la que se ajusta la serie de consumo de energía eléctrica

N= tamaño de la serie con formado 2190 días equivalentes a 6 años  
(2004-2013) de la serie original

## MODELOS NO-INTEGRADOS

Media móvil MA (q)

$$y_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

**Donde**

$y_t$  = las series de consumo de Energía Eléctrica Domestica (Kw-hora/mes), (total demanda de Energía Eléctrica Doméstica), del Distrito de Ayaviri, Periodo 2004-2013,  $a_{t-q}$  = Los errores que siguen en el proceso puramente aleatorio desplazado en q periodos, a la que se ajusta las series de Consumo de Energía Eléctrica Domestica) del Distrito de Ayaviri, periodos 2004-2013

$\theta_1$  = Los parámetros a estimar.

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} - \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + a_t$$

$y_t$  = Las series de Consumo De Energía Eléctrica Doméstica (total demanda de energía eléctrica Domestica) del Distrito de Ayaviri, periodos 2004-2013

$y_{t-p}$  = Las series de consumo de Energía Eléctrica Domestica (total demanda Energía Eléctrica Doméstica), del Distrito de Ayaviri, periodos 2004-2013, desplazados p regazos.

$\phi_p$  = Los parámetros a estimar.

Mixto ARMA(p,q)

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

## MODELOS INTEGRADOS.

Mixtos integrados ARIMA (p,d,q)

$$\phi_{(B)} = \phi_p(B)(1-B)^d(y_t - u) = \phi_q(B)a_t$$

Donde

$\phi_{(B)}$  = Es el operador autorregresivo generalizado.

$\phi_p(B)$  = Es operador autorregresivo estacionario de las series de consumo de Energía Eléctrica Doméstica (total demanda de Energía Eléctrica Doméstica) del Distrito de Ayaviri, Periodo 2004-2013, d = número de diferencias necesarias para alcanzar la estacionariedad de las series t.

## CONSTRUCCIÓN DE MODELOS ESTOCÁSTICOS

El proceso de elaboración o construcción de los modelos se puede prestar 2 casos, que se genera de una serie de tiempo o identificación de proceso que genera la serie; la identificación del modelo se hace de forma iterativa, mediante la línea que conduce la validación. La construcción del modelo ARIMA (p,d,q) son las siguientes fases:

- Identificación
- Estimación
- Verificación o diagnostico

El método de la fase más crítica en la construcción del modelo es la identificación, la construcción de un modelo es un problema de inferencia estadística, es decir dado un conjunto de observaciones de una serie de tiempo, que debe obtener un modelo que permita ver el comportamiento anterior se debe verificar previamente el cumplimiento de este supuesto adicionado a una fase más, “análisis exploratorio de datos”.

### **FASE DE IDENTIFICACIÓN DE MODELOS ESTOCÁSTICOS.**

Se trata de una determinación de estacionariedad de la serie ( $d$  y  $\lambda$ ) y a continuación el número de parámetros autorregresivos ( $p$ ) y media móvil ( $q$ ), es decir si el modelo de la media a través del tiempo, se trata de la serie no estacionaria entonces se aplica las transformaciones adecuadas con la finalidad de convertir en estacionarias e invertibles, especificando el grado de diferenciación y el algoritmo de box-jenkins haciendo el siguiente uso

- Representación gráfica de la serie; se visualiza fluctuaciones respecto a la media para confirmar la estacionariedad de la serie.

#### **ARNAU, J. (2001)**

- Estimación de la función de autocorrelación y la función de la autocorrelación parcial; se demuestra la significancia de los  $r_k$  y  $\phi_{kk}$  y confirmar que ninguno de los parámetros estimados sea superior a 1 ni menor que -1.
- Calcular las raíces de la ecuación característica; en el proceso de identificación se compruebe la estacionariedad de la serie, solamente

si las raíces caen dentro del círculo unitario, es conveniente realizar esta inspección.

### FASE DE VERIFICACIÓN DEL MODELO

El objetivo para elaborar el modelo ARIMA se encontrara un modelo que sea lo más adecuado posible para representar el comportamiento de la serie, será el que cumpla los siguientes requisitos.

- Los residuos del modelo estimado se aproxime al comportamiento de un “ruido blanco”
- Modelo estimado sea estacionario he invertido.
- Los coeficientes sean estadísticamente significativas, y están un poco correlacionadas entre sí.
- Los coeficientes del modelo son suficientes para representar la serie entre sí. El grado de ajuste es elevado en comparación al de otros modelos alternativos

### TEST PARA PROBAR LA SIGNIFICANCIA DE LOS PARÁMETROS.

$$H_0: |\beta| = 0$$

$$H_1: |\beta| \neq 0$$

$\beta$  = Coeficiente de regresión

Nivel de significancia  $\alpha=0.05$

$t_\alpha$  = valor de rechazo

Si el valor  $t_\alpha$  menor que t se acepta la hipótesis nula; por consiguiente se debe buscar otro modelo cuyo parámetro cumpla con la prueba.



### FASE DE PREDICCIÓN O PRONÓSTICOS.

- Una vez que se encontró el modelo adecuado se puede realizar predicciones, selección de otro periodo de origen,
- Al haber más datos disponibles, se puede utilizar el mismo modelo para las predicciones, selección de otro periodo de origen.
- Si la serie parece cambiar a través del tiempo como pudiera ser necesario de calcular los parámetros o incluso desarrollar un modelo nuevo por completo.
- Para predecir los diferentes modelos se tiene.

$$y_t = B + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p}$$

$B, \phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  = estimaciones de los parámetros para pronosticar.

$P$  = es el número de periodos en el futuro y donde, para  $k$  menor a que cero,  $y_{p+k}$  es el pronóstico que se generaliza si el proceso es media móvil, mixto o estacionario.

### MODELOS NO LINEALES NO ESTACIONARIOS.

### MODELOS MIXTOS INTEGRADOS ARIMA (p,d,q).

#### Procesos ARIMA– No estacionarios

La determinación de los procesos o modelos, tratados en la fase anterior se han impuesto las condiciones de estacionariedad y/o invertibilidad; se conocen como generadores de procesos no estacionarios. Siguiendo a Box-Jenkins, un modelo ARIMA se define de la siguiente forma:

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d y_t^\lambda = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) a_t$$

Donde:

d: es el número de diferencias necesarias para alcanzar la estacionariedad.

$|\phi_1, \dots, \phi_p, \theta_1, \dots, \theta_q|$  : son los coeficientes de parte autorregresiva y media móvil respectivamente.

B: es el operador retardos.

$\lambda$ : es el parámetro de la transformación Box-Cox.

$\phi_p(L)$ : es el operador polinomial del proceso autorregresivo de orden p, se asume que es estacionario.

$\theta_q(B)$ ; Es el operador polinomial del proceso de media móvil invertible, de decir las raíces de  $\theta_q(B) = 0$  se caen fuera del círculo unitario.

$a_t$  = es la secuencia de desviaciones idénticamente distribuidas y no correlacionadas, se denomina ruido blanco. Se dice también que las desviaciones tienen la media igual a cero y la varianza constante a lo largo del tiempo. Sin embargo interesa considerar solo algunas formas de la no estacionariedad que sean adecuadas para describir el comportamiento de serie consumo y, al mismo tiempo, posible de ser transformados en procesos estacionarios. El proceso integrado  $x_t$  se denomina un proceso autorregresivo integrado de media móvil, ARIMA (p,d,q), se tomó la diferencia de orden (d) un proceso estacionario que se tiene en cuenta:

$$AR(p) = ARIMA(p,0,0) \cong ARIMA(1,0,0)$$

$$MA(q)=ARIMA(0,0,q) \cong ARIMA(0,0,1)$$

$$ARMA(p,q)=ARIMA(p,0,q) \cong ARIMA(1,0,1)$$

Esto aclara que los modelos ARIMA constituyen una clase particular de procesos no estacionarios, es posible eliminar sesgos desconocidos en los datos tomando diferencias de primer orden.

### TRANSFORMACION NO LINEAL

La transformación adecuada puede consistir en tomar logaritmos y cuando se presentan este inconveniente de transformación instantánea no están involucrados simultáneamente varios periodos de tiempo, de carácter general, presente la transformación de Box-Cox, de aplicación.

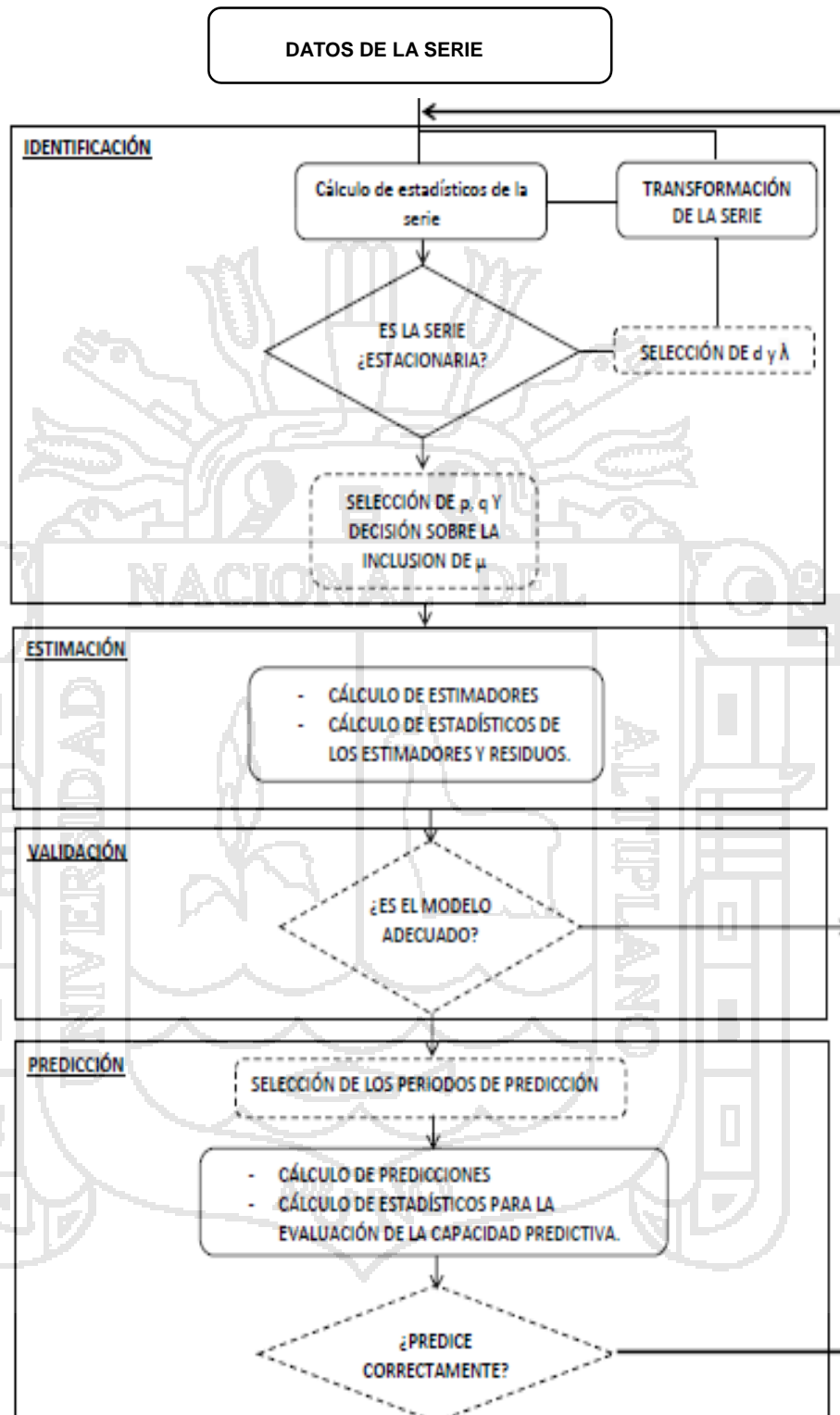
$$y_t^{(\lambda)} = \begin{cases} y_t^{(\lambda)/\lambda} & , \lambda \neq 0 \\ \ln y_t & , \lambda = 0 \end{cases}$$

$\lambda$ , es el parámetro que define la transformación, si  $\lambda=1$ , transformación de Box-Cox consiste prácticamente en tomar valores originales. La transformación se hace con la finalidad de estabilizar la varianza, en múltiples ocasiones la transformación estacionaria a la primera luego de tomar logaritmos, lo que comúnmente es denominado "deltalog".

$$z_t = \Delta \log y_t = \log y_t - \log y_{t-1}$$

La transformación de "deltalog" es específicamente aplicable cuando la serie de energía tiene un porcentaje de crecimiento relativamente estable en el tiempo (estrictamente estacionaria)

**METODOLOGÍA DEL ENFOQUE BOX-JENKIN, SEGÚN URIEL, E. (1985)**



FUENTE Uriel, E. (1985) Análisis De Series Temporales Pág. 267

## CAPÍTULO IV

### RESULTADOS Y DISCUSIÓN

#### 4.1 APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA BOX JENKINS

Valiéndonos de esta metodología en la presente investigación que consta de cuatro pasos indispensables, se llega al objetivo trazado que es el de determinar el modelo univariante que mejor se ajuste a los datos. se presentan los cuadros y gráficos para el análisis, discusión e interpretación de los datos. Se presentan los datos originales correspondientes a la serie de Consumo de Energía Eléctrica Doméstica (MWh/mes) para el Servicio Eléctrico de **AYAVIRI** – Electro Puno, Periodo 2004-2013.

**TABLA Nº 02**

**SERIE HISTÓRICA DEL CONSUMO DE ENERGÍA DOMESTICA ELÉCTRICA (MWh/mes) DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI, PERIODO 2004-2013.**

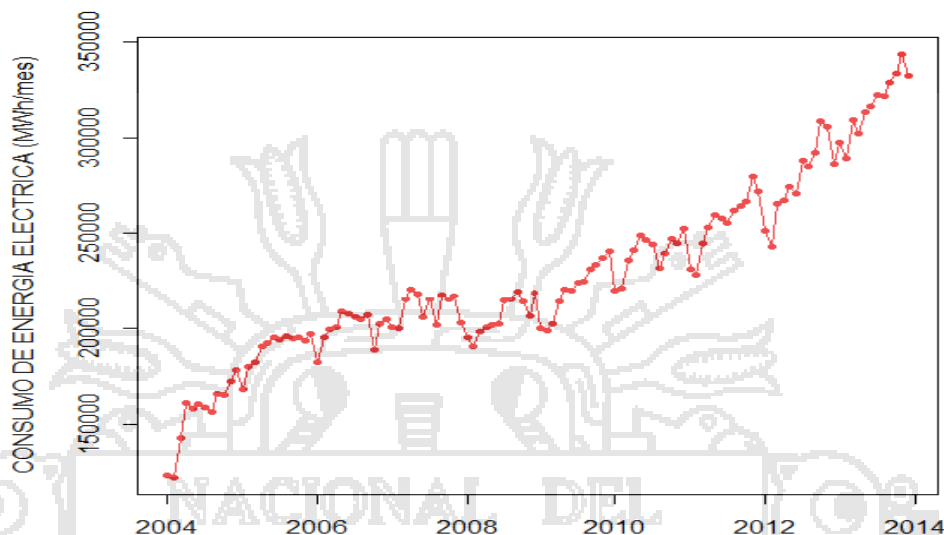
	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Enero	123245	168423	182367	200564	195432	200338	220419	231647	251394	297314
Febrero	122487	180247	195514	200279	190859	198941	221572	228235	243185	288947
Marzo	142834	182469	199247	215374	198413	202554	235801	244886	265293	309180
Abril	161275	190876	200531	220621	200536	214079	241312	253160	267189	302224
Mayo	158419	192534	208979	218349	201613	220485	249003	259779	274139	313275
Junio	160713	195318	207516	206173	202382	220303	246694	257898	271088	316245
Julio	158926	194275	205743	215295	214586	224513	244385	255345	288038	322464
Agosto	156317	195872	204602	202157	215509	225078	232076	261910	284987	321863
Setiembre	165946	194742	206922	217984	219800	231459	239767	264476	291937	328403
Octubre	165331	195639	189057	215206	214099	233846	247458	267041	308886	333517
Noviembre	172245	193536	202653	217463	206578	237244	245149	279607	305836	343302
Diciembre	178464	197433	204862	203149	219064	240653	252840	272172	286187	332067

FUENTE: Electro Puno

ELABORADO: Ejecutor de la Investigación

## 4.1.1 IDENTIFICACIÓN DEL MODELO

**GRÁFICO Nº 01**  
**SERIE ORIGINAL DEL CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMÉSTICA**  
**DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI**



**Fuente:** Software R v3.1.2

En el gráfico 1 se observa que los valores individuales no se desplazan alrededor de la media de 227634.00, ni de la varianza del proceso, esto nos indica que la serie no es estacionaria en el nivel de estudio, según los datos. Gráficamente identificamos que la serie tiene una tendencia creciente por lo tanto se afirma que la Serie del Consumo de Energía Eléctrica Doméstica es no estacionaria.

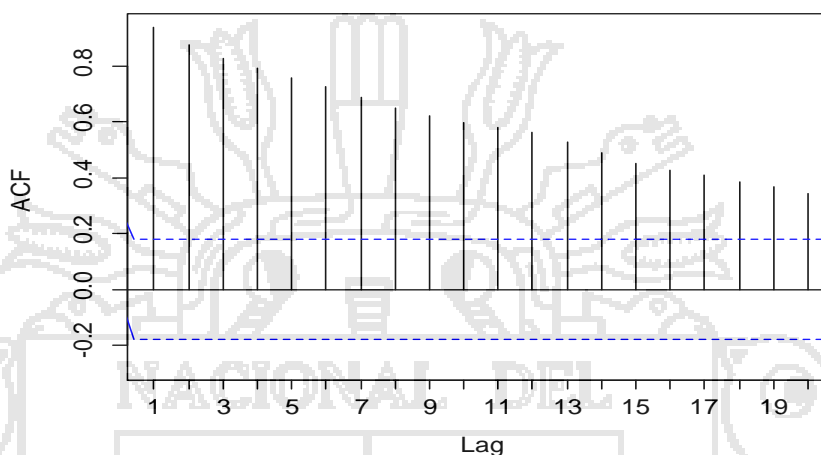
**COASACA, Y.F** (2010) Reporta en el análisis de sus datos una media  $\bar{Y}_0 = 6257.8$  KWh que en comparación con la media  $\bar{Y} = 277634.00$  kwh/mes de los datos analizados es inferior y nuestros datos es superior.

## FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN

### GRÁFICO Nº 02

#### FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN ESTIMADA DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMÉSTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI

Series: CEnergia



**Fuente:** Software R v3.1.2

En el gráfico 02. El comportamiento de la función de Autocorrelación es decreciente, se produce un lento decrecimiento aritmético en las autocorrelaciones estimadas, observamos además que los primeros retrasos de tiempo son significativamente diferentes de cero y que a continuación los valores van decayendo de forma gradual hasta estar dentro del intervalo de confianza. Por lo tanto afirmamos que los datos presentan tendencia y debemos proceder a diferenciarlos para crear una serie estacionaria.

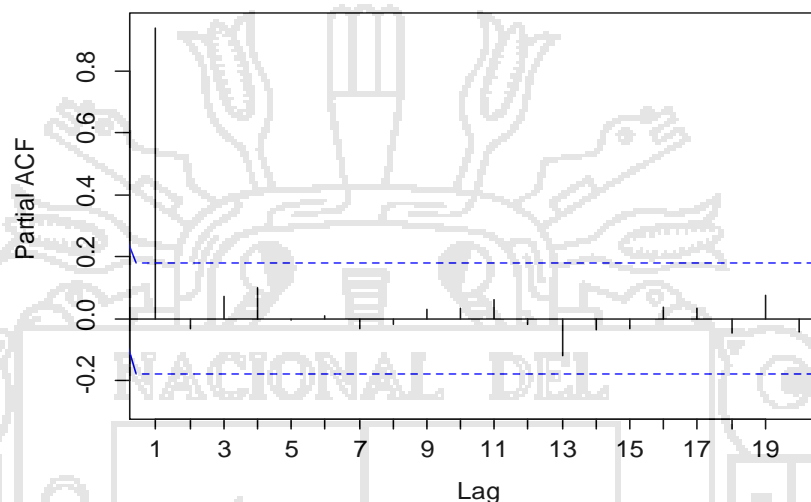
CURASI, J.(2006) Reporta en el análisis de sus datos una función de autocorrelación similar a la que hemos encontrado, ya que los primeros retrasos son significativos al igual que los encontrados para la serie en estudio, así mismo los retrasos empiezan a decrecer pero no llegan a aproximarse a 0.

## FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN PARCIAL

### GRÁFICO Nº 03

#### FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN PARCIAL ESTIMADA DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMÉSTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI

Series: CEnergia



**Fuente:** Software R v3.1.2

En el gráfico 03 el comportamiento de la función de Autocorrelación Parciales. El primer retraso de tiempo es significativamente diferente de cero, a continuación los valores siguientes están dentro del intervalo de confianza y en gran mayoría se aproximan a cero a excepción del retraso 12 que se acerca relativamente al intervalo de confianza definido.

CURASI, J. (2006) Reporta en el análisis de sus datos una función de autocorrelación parcial similar a la que hallamos de la serie Consumo de Energía Eléctrica ya que solo el primer retraso es significativo, sin embargo los retrasos 8 y 10 están muy próximos al intervalo de confianza igual que en nuestro caso Como nuestros datos no son



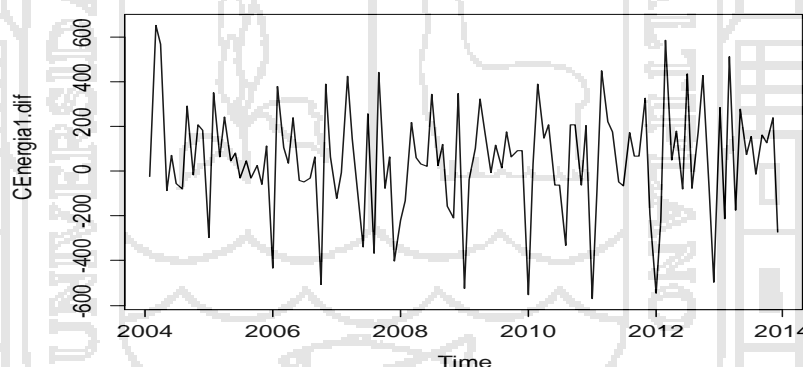
estacionarios será necesario realizar la primera diferencia de orden 1, para obtener una serie estacionaria en varianza y media y que al mismo tiempo tenga distribución normal esto utilizando el software R v3.1.2.

### SERIE PRIMERA DIFERENCIA ESTACIONAL PARA CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMÉSTICA

Se tomó una primera diferencia con el objeto de conseguir que la serie sea estacionaria en media y varianza.

**GRÁFICO N 04**

#### PRIMERA DIFERENCIA ESTACIONAL DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMESTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI

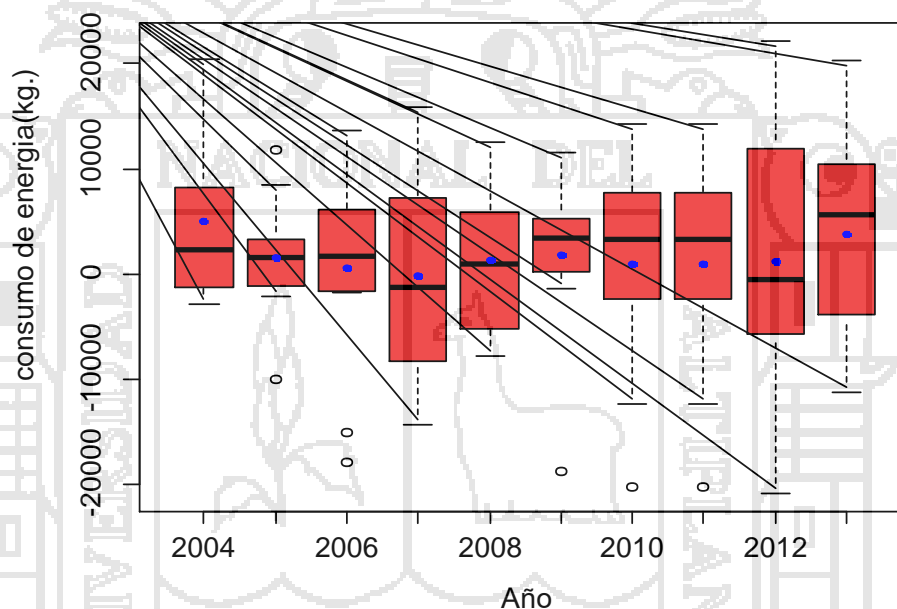


**Fuente:** Software R v3.1.2

En el grafico 04 Identificamos gráficamente que la trayectoria de la serie a lo largo del tiempo y determinamos que la serie no muestra signo de tendencia, observamos además que existen algunos valores que muestran picos diferenciados, en los meses y en los años (altas y bajas). En tal caso podemos decir que estamos frente a una serie de datos casi estacionarios lo cual fue corroborado en las Autocorrelaciones.

CURASI, J. (2006) Reporta en el análisis de sus datos después de la primera diferencia una distribución de la serie original más cercana al ruido blanco que la hallada para nuestros datos en estudio después de la primera diferencia.

**GRÁFICO N° 05**  
**DIAGRAMA DE CAJAS POR AÑO DE LA SERIE DE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMÉSTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DEL DISTRITO AYAVIRI**



**Fuente:** Software R v3.1.2

En el gráfico N° 05, de diagrama de cajas por año, se concluye que la serie es estacionaria en relación a la media, porque la variación es constante a lo largo del tiempo. Algunas de las alternativas para verificar si la serie es estacionaria son las pruebas de Dickey-Fuller Aumentada, Phillips-Perron.

## TEST AMPLIADO DE DICKEY – FULLER Y PHILLIPS-PERRON

Alguna de las alternativas para verificar si la serie es estacionaria son las pruebas de Dickey-Fuller Aumentada y Phillips-Perron.

Con un nivel de confianza al 95%

$H_0: p > 0.05$ , entonces la serie no es estacionaria.

$H_a: p < 0.05$ , entonces la serie es estacionaria.

Dickey-Fuller Aumentada

Test Dickey-Fuller Aumentada

Dato: Consumo de Energia. Dif

Dickey-Fuller = -6.8387, lag order = 4, p-value = 0.01

La Hipótesis Alternativa: Estacionaria

Como  $0.01 < 0.05$  Aceptamos la hipótesis alterna y decimos que la serie es estacionaria.

Phillips-Perron.

Test Phillips-Perron.

Dato: Consumo de Energia. Dif

Dickey-Fuller  $z(\alpha) = -120.0853$ , truncation lag parameter = 4

p- value = 0.01

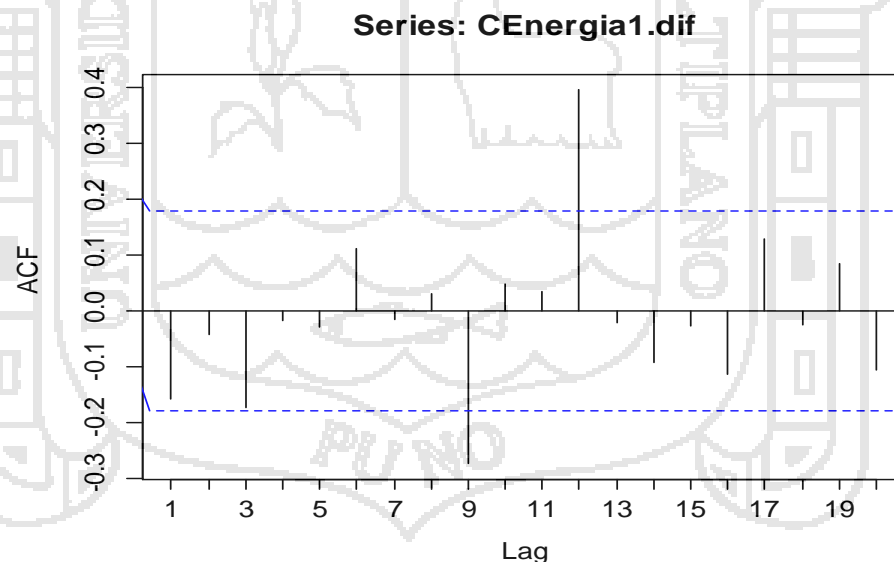
La Hipótesis Alternativa: Estacionaria.

Como  $0.01 < 0.05$  Aceptamos la hipotesis alterna y decimos que la serie es estacionaria.

Una vez confirmada, la estacionariedad en media y varianza de la serie, procedemos a identificar cuál es el modelo ARIMA que mejor se ajusta a la forma de la función de autocorrelación de esta serie a partir de las distribuciones teóricas para los modelos ARIMA más comunes denominados FACE y FACPE teóricos que sirven como herramientas de comparación en esta fase que fueron mencionados en el capítulo base teórica.

### SERIE PRIMERA DIFERENCIA ESTACIONAL FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN

**GRÁFICO Nº 06**  
**FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN ESTIMADA DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMÉSTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI EN SU PRIMERA DIFERENCIA ESTACIONAL**



**Fuente:** Software R v3.1.2

En el grafico 06 Se observa los valores de las funciones de Autocorrelaciones estimados para la primera diferencia no estacional de la serie de consumo de Energía Eléctrica Domestica para el Servicio

Eléctrico de Ayaviri. El ligero patrón de tendencia ha desaparecido, posterior al primer rezago que es significativo, los rezago 9 y 12 salen del intervalo de confianza, seguido 1 y 3 están en el margen del intervalo confianza y los demás rezagos tienden a cero; esto nos hace suponer que la serie es estacionaria.

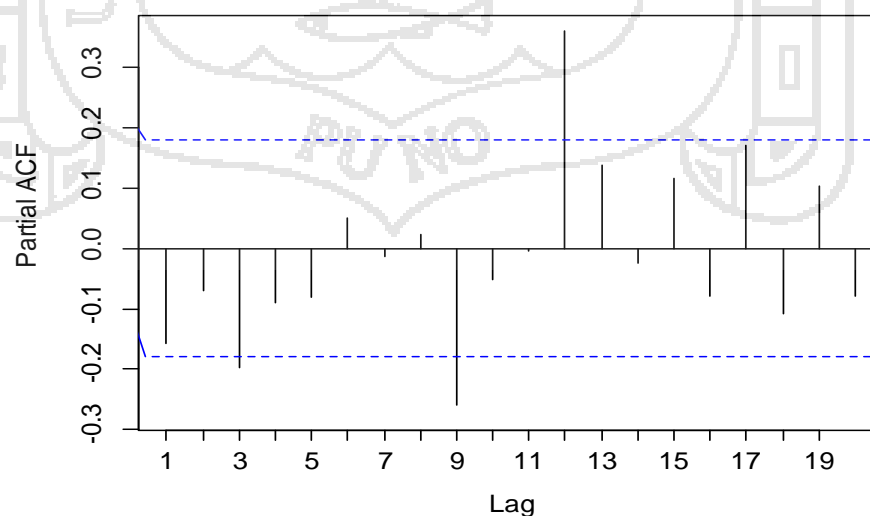
**COASACA, Y.F (2010)**. Reporta después de la primera diferencia una función de autocorrelación que excede los límites de confianza a diferencia de los hallados en nuestro estudio; en el gráfico N° 04 en el que se observa que los rezagos tienden a 0 con muy pocas excepciones que conciernen al primer rezago.

**SERIE PRIMERA DIFERENCIA ESTACIONAL FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN PARCIAL**

**GRÁFICO N° 07**

**FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN PARCIAL ESTIMADA DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMÉSTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI EN SU PRIMERA DIFERENCIA ESTACIONAL**

Series: CEnergia1.dif



**Fuente:** Software R v3.1.2

En el gráfico 07 se presentan los datos de la función de Autocorrelación parcial de la primera diferencia no estacional, en él se observa que 3, 9 y 11, retraso se aleja significativamente de cero y está fuera del intervalo de confianza, las siguientes diferencias de tiempo se encuentran dentro del intervalo más se alejan también de cero.

Una vez confirmada, la estacionariedad en media y varianza de la serie, procedemos a identificar cuál es el modelo ARIMA que mejor se ajusta a la forma de la función de autocorrelación de esta serie a partir de las distribuciones teóricas para los modelos ARIMA más comunes denominados FACE y FACPE teóricos que sirven como herramientas de comparación en esta fase que fueron mencionados en el capítulo base teórica.

En base a los correlogramas obtenidos en el Gráfico N° 06 y 07 los modelos obtenidos de acuerdo a las distribuciones teóricas, se determinará el modelo que mejor ajuste tenga a la serie para poder realizar una correcta predicción.

### **MODELOS TENTATIVOS IDENTIFICADOS**

En base a los gráficos de las funciones de Autocorrelaciones y Autocorrelaciones parciales y realizar las diferencia en las serie, se identificaron diferentes modelos alternativos a los cuales se les realizo pruebas siguiendo el proceso de la metodología Box Jenkins, seleccionado luego tres modelos buenos de los cuales se eligió solo uno para la predicción.

**LOS MODELOS TENTATIVOS IDENTIFICADOS FUERON:**

- Modelo 1: Proceso multiplicativo ARIMA (3,1,1)x(1,0,1)
- Modelo 2: Proceso multiplicativo ARIMA (0,1,1)x(1,0,2)
- Modelo 3: proceso multiplicativo ARIMA (1,1,1)x(1,1,2)

Modelo 1: proceso multiplicativo ARIMA (3, 1,1) x(1, 0,1)

$$\hat{y}_t = y_{t-1} - 1.0247 y_{t-1} y_{t-2} + 0.3257 y_{t-2} y_{t-3} - 0.1801 y_{t-3} y_{t-4} + 0.7447 y_{t-12} y_{t-13} + 0.7630 y_{t-13} y_{t-14} + 0.2425 y_{t-14} y_{t-15} + 0.1341 y_{t-15} y_{t-16} - 0.6113 \varepsilon_{t-12} - 0.917 \varepsilon_{t-1} - 0.561 \varepsilon_{t-13} + \varepsilon_t.$$

Modelo 2: proceso multiplicativo ARIMA (0,1,1)x(1,0,2)

$$\hat{y}_t = y_{t-1} + 0.9601 y_{t-12} - 0.9601 y_{t-13} - 0.6424 \varepsilon_{t-12} - 0.104 \varepsilon_{t-24} - 0.3285 \varepsilon_{t-1} + 0.2110 \varepsilon_{t-13} + 0.0341 \varepsilon_{t-25} + \varepsilon_t$$

Modelo 3: proceso multiplicativo ARIMA (1,1,1)x(1,1,2)

$$\hat{y}_t = 0.1289 y_{t-12} + 0.0499 y_{t-1} + 0.0331 y_{t-13} + y_{t-1} + 0.6639 y_{t-13} - 0.00499 y_{t-2} - 0.0298 y_{t-14} + y_{t-12} + 0.6639 y_{t-24} - 0.0499 y_{t-13} - 0.0331 y_{t-25} - y_{t-13} - 0.6639 y_{t-25} + 0.0499 y_{t-14} + 0.0331 y_{t-26} - 0.0929 \varepsilon_{t-12} - 0.7164 \varepsilon_{t-24} - 0.3700 \varepsilon_{t-1} + 0.0343 \varepsilon_{t-13} + 0.2650 \varepsilon_{t-25} + \varepsilon_t$$

Después de llevar a cabo el proceso de identificación de los modelos tentativos procedemos a la estimación del modelos ARIMA (3,1,1)x(1,0,1), ARIMA (0,1,1)x(1,0,2) y ARIMA (1,1,1) x (1,1,2), para los datos de la serie de Consumo de Energía Eléctrica Domestica

## COMPARACIÓN DE MODELOS TENTATIVOS IDENTIFICADOS

- Datos/Variable: Consumo de Energía Eléctrica Domestica.
- Número de observaciones = 120
- Índice Inicial = 1
- Intervalo de Muestra = 1
- Longitud de la estacionalidad = 12

### TABLA DE RESUMEN DEL DESEMPEÑO DE LOS MODELOS SELECCIONADOS

Cada uno de los estadísticos está basado en los errores de pronóstico, los cuales son las diferencias entre los datos al tiempo  $t$  y el valor pronosticado al tiempo

$(t-1)$ . Los primeros tres estadísticos miden la magnitud de los errores.

Un mejor modelo daría un valor más pequeño. Los últimos dos estadísticos miden el bias. Un mejor modelo daría un valor más cercano a 0. (4) El error medio (ME) (5) El porcentaje de error medio (MPE)

TABLA Nº 3

### TABLA DE RESUMEN DEL DESEMPEÑO DE LOS MODELOS TENTATIVOS IDENTIFICADOS SELECCIONADOS

Modelo	RMSE	MAE	MAPE	ME	MPE	AIC	AICc	BIC
I	<b>7262.23</b>	5646.754	2.566269	838.2258	0.3277305	<b>2477.05</b>	2478.05	2476.5
II	7310.985	5634.787	2.558361	778.091	0.300993	2475.85	2479.38	2489.75
II	7042.685	5690.871	2.380627	- 425.3747	-0.3469866	2332.25	2433.09	2548.28

ELABORADO: Ejecutor de la Investigación



En la tabla 2 se observa que el mejor modelo es el primero por tener menos errores y su Bias es más cercano a 0.

En cambio los modelos II y III tienen más errores y sus Bias no se acercan tanto a cero, por ello modelo más tentativo es primero.

#### 4.1.2. ESTIMACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL MEJOR MODELO DE

**PRONÓSTICO SELECCIONADO: ARIMA(3, 1,1) (1, 0,1)<sub>12</sub>**

**TABLA N° 04**

**RESUMEN DE LOS PARÁMETROS DEL MODELO (3, 1,1) (1, 0,1) DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMESTICA**

Parámetro	Estimado	Error Estándar	Intervalo de confianza	
			2.5%	97.5%
AR1	-1.0247	0.1657	-1.3421067	-0.67065945
AR2	-0.3257	0.1343	-0.5597027	-0.03472042
AR3	-0.1801	0.0970	-0.3588149	0.02941050
MA1	0.7447	0.1462	0.4448707	1.03884760
SAR1	0.9178	0.0627	0.8179904	1.04331871
SMA1	-0.6113	0.1484	-0.9377027	-0.36077626

ELABORADO: Ejecutor de la Investigación

En la tabla N° 03 se muestra los parámetros y es significativo porque el cero no se encuentra en el intervalo. Expresando el modelo se tiene:

## ESTIMACIÓN DE LOS PARÁMETROS PARA EL MODELO DE

### PRONÓSTICO SELECCIONADO: ARIMA(3, 1,1) (1, 0,1)<sub>12</sub>

Modelo 1: proceso multiplicativo ARIMA (3, 1,1) x(1, 0,1)

$$\hat{y}_t = y_{t-1} - 1.0247 y_{t-1} - y_{t-2} + 0.3257 y_{t-2} - y_{t-3} - 0.1801 y_{t-3} - y_{t-4} + 0.7447 y_{t-12} - y_{t-13} + 0.7630 y_{t-13} - y_{t-14} + 0.2425 y_{t-14} - y_{t-15} + 0.1341 y_{t-15} - y_{t-16} - 0.6113 \varepsilon_{t-12} - 0.917 \varepsilon_{t-1} - 0.561 \varepsilon_{t-13} + \varepsilon_t.$$

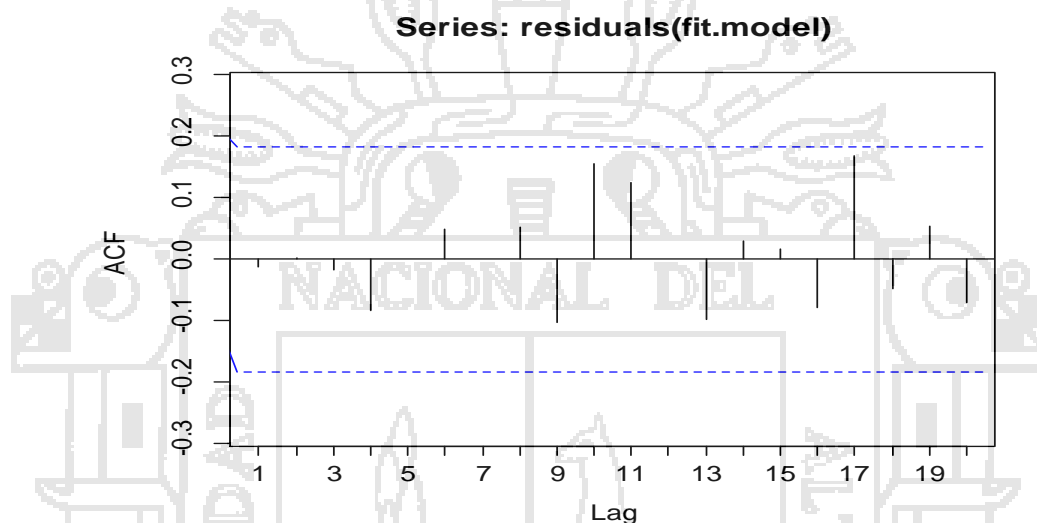
Se muestra la estimación de los parámetros para el modelo que corresponde, y que fue propuesto para la serie consumo de energía eléctrica domestica periodo 2004-2013.

#### 4.1.3. VALIDACIÓN DEL MODELO

Después de seleccionar un modelo ARIMA particular y de estimar sus parámetros, se trata de ver si el modelo seleccionado se ajusta a los datos en forma razonablemente buena, el detalle se encuentra en ver la medida en que los residuos del modelo estimado se aproximan al comportamiento de un ruido blanco.

**FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN DE LOS RESIDUALES**

(ARIMA (3,1,1) (1,0,1))

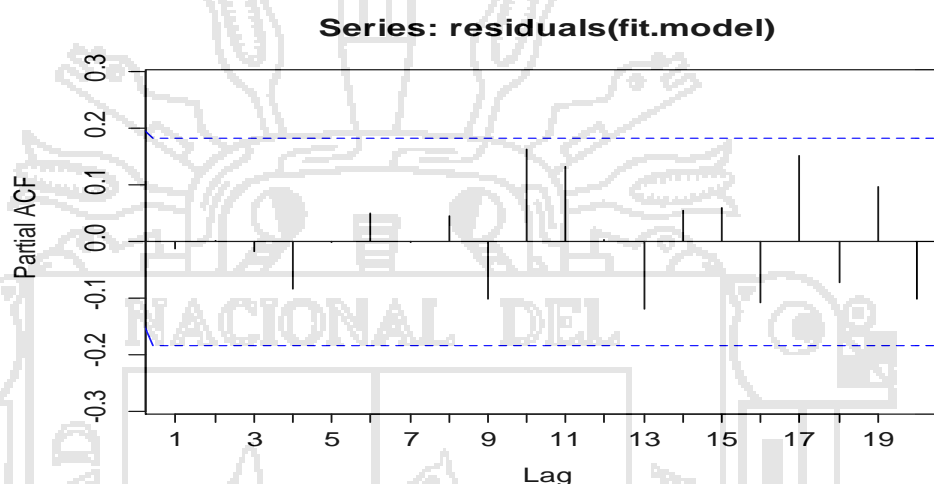
**GRÁFICO N° 08****FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN DE RESIDUALES ESTIMADA DE  
LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMESTICA DEL  
SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI****Fuente:** Software R v3.1.2

En el grafico 08 que los valores de la función de autocorrelación no son significativos en ningún retardo, debido a que todos se encuentran dentro del intervalo de confianza, por lo que se puede afirmar que los datos de la serie de consumo Energía Eléctrica Domestica son aleatorio.

## FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN PARCIAL DE LOS RESIDUALES (ARIMA (3,1,1) (1,0,1))

GRÁFICO Nº 09

FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN PARCIAL DE RESIDUALES ESTIMADA DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMESTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI



**Fuente:** Software R v3.1.2

En el grafico 09 podemos observar la distribución de la función de autocorrelación parcial identificando que ningún coeficiente es significativo, por lo que se concluye que la serie es aleatoria.

### ALEATORIEDAD DE LOS RESIDUOS

#### TEST DE LJUNG BOX

El estadístico Q Ljung - box es más favorable al ruido blanco cuanto mayor sea la probabilidad "p", si se utiliza al nivel de confianza habitual del 95%.

Entonces los ruidos son ruido blanco siempre que el p-valor sea superior a 0.05, para el coeficiente de autocorrelación de que los residuos forman una secuencia aleatoria se realizó las siguientes comparaciones:

Para determinar si los residuos presentan ruido blanco se realizó la siguiente comparación.

Si  $\text{Prob}(Q) > 0.05$ , los residuos son independientes (ruido blanco)

Si  $\text{Prob}(Q) < 0.05$ , los residuos no son independientes (no es ruido blanco.)

#### a) Planteamiento de la Hipótesis

$H_0$  : los residuales son independientes

$H_a$  : los residuales no son independientes

#### b) Nivel de Significancia

$$\alpha = 0.05$$

#### c) Decisión

Box-Ljung test

data: residuals(model1)

X-squared = 8.845, df = 12, p-value = 0.7161.

data: residuals(model1)

X-squared = 16.3858, df = 24, p-value = 0.8736

data: residuals(model1)

X-squared = 26.837, df = 36, p-value = 0.866

data: residuals(model1)

X-squared = 35.4899, df = 48, p-value = 0.9097

Estadístico Q de Ljung-Box con retrasos de 12, 24, 36 y 48. Y concluimos que son ruido blanco puesto que los p – valor son superiores a 0.05.

#### INVERTIBILIDAD

$$|\theta_1| < 1$$

$$|-1.0247| < 1$$

Por lo tanto el coeficiente del modelo estimado cumple con la propiedad de invertibilidad lo que nos hace confirmar que la serie de tiempo es estacionaria, finalmente de todos los procesos llevados a cabo anteriormente, se puede afirmar que el modelo es válido y adecuado para un proceso de estimación.

Luego de conseguir la estacionariedad en media y varianza de la serie, se realizan algunos test que demuestran también la estacionariedad en media y varianza mediante el contraste Ampliado de Dickey Fuller.

## 4.1.4. PREDICCIÓN

## PRONÓSTICOS ESTIMADOS

TABLA Nº 05

**DATOS DE PREDICIONES ESTIMADAS (MWh/mes) MODELO  
ARIMA (3,1,1) (1,0,1)**

				Límite en 95.0%	Límite en 95.0%
<i>Periodo</i>	<i>Año</i>	<i>Meses</i>	<i>Pronóstico</i>	<i>Inferior</i>	<i>Superior</i>
121.0	2015	Enero	327612.7	313319.1	341906.4
122.0		Febrero	322156.7	304543.8	339769.6
123.0		Marzo	337807.5	317682.3	357932.8
124.0		Abril	336617.1	314557.0	358677.2
125.0		Mayo	344205.7	319706.9	368704.5
126.0		Junio	342925.4	316712.6	369138.1
127.0		Julio	349140.5	320981.4	377299.6
128.0		Agosto	347223.2	317523.5	376922.9
129.0		Septiembre	352845.0	321431.5	384258.4
130.0		Octubre	357466.0	324640.7	390291.4
131.0		Noviembre	361922.0	327564.5	396279.5
132.0		Diciembre	354277.5	318604.8	389950.1

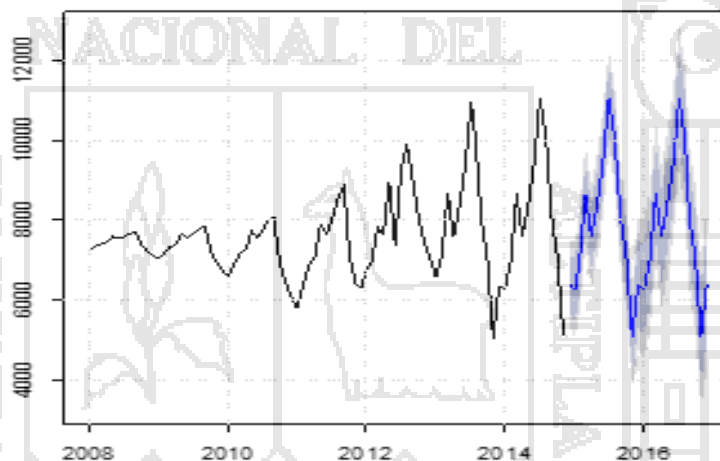
En la tabla 04 muestra los valores pronosticados para el Consumo De Energía Eléctrica Domestica Del Servicio Eléctrico De Ayaviri, Durante el periodo en donde hay disponibles datos, también se muestran los valores predichos del modelo ajustado y los residuos (dato-pronóstico).

Para los periodos de tiempo más allá de la serie de tiempo, se muestran los límites del 95.0% de predicción para los pronósticos. Estos límites muestran en donde podría estar el valor verdadero del dato, al tiempo futuro seleccionado, con 95.0% de confianza, asumiendo que el modelo ajustado es apropiado para los datos.

## SECUENCIA ESTIMADA

GRÁFICO Nº 10

### SECUENCIA ESTIMADA DE LA SERIE CONSUMO DE ENERGÍA ELÉCTRICA DOMESTICA DEL SERVICIO ELÉCTRICO DE AYAVIRI



**Fuente:** Software R v3.1.2

En el grafico 10 la predicción del consumo de Energía Eléctrica Domestica presenta una tendencia creciente, este comportamiento se explica debido al gradual incremento en la población y por ende un crecimiento en la demanda de la Energía Eléctrica Domestica el crecimiento en la población confirma la idea de un aumento futuro en la demanda del consumo de Energía Eléctrica Doméstica en el Servicio Eléctrico de Ayaviri.



## CONCLUSIONES

- El mejor modelo univariante que nos permite describir y predecir el comportamiento del Consumo de Energía Eléctrica Domestica para el Servicio Eléctrico de Ayaviri – Electro Puno. es el modelo siguiente:

ARIMA (3,1,1)(1,0,1)

$$\hat{y}_t = y_{t-1} - 1.0247 y_{t-1} - y_{t-2} + 0.3257 y_{t-2} - y_{t-3} - 0.1801 y_{t-3} - y_{t-4} + 0.7447 y_{t-12} - y_{t-13} + 0.7630 y_{t-13} - y_{t-14} + 0.2425 y_{t-14} - y_{t-15} + 0.1341 y_{t-15} - y_{t-16} - 0.6113 \varepsilon_{t-12} - 0.917 \varepsilon_{t-1} - 0.561 \varepsilon_{t-13} + \varepsilon_t.$$

- Los resultados predictivos evaluados para la serie Consumo de Energía Eléctrica Domestica para el Servicio Eléctrico de Ayaviri – Electro Puno. revelan una réplica bastante buena donde los procesos ARIMA de series temporales proporcionan una alternativa eficaz para describir y predecir el comportamiento futuro de la variable Consumo de Energía Eléctrica Domestica.
- El Modelo Univariante es confiable para realizar pronósticos para el Consumo de Energía Eléctrica Domestica para el Servicio Eléctrico de Ayaviri – Electro Puno es un modelo Estacional Autorregresivo Integrado ARIMA, que mejor se ajusta a los datos para describir y pronosticar Consumo de Energía Eléctrica Domestica para el Servicio Eléctrico de Ayaviri – Electro Puno. La serie Consumo de Energía Eléctrica Domestica, presenta una tendencia creciente, y no muestra signos de variaciones cíclicas y estacionales.

## RECOMENDACIONES SUGERENCIAS

- Se recomienda hacer estos tipos de trabajo de investigación cada cierto periodo de tiempo con el fin de obtener resultados actualizados y que nos permita tener una mejor visión de la población.
- Se recomienda incluir otras variables como el número de usuarios, estrato económico, área de residencia y otras a estos trabajos de investigación para conseguir modelos óptimos y tener pronósticos más acertados.
- Evitar la sobre parametrización y la sobre diferenciación; por ello, conducen a la obtención de modelos erróneos.
- En el proceso de estimación se recomienda usar las herramientas necesarias para comprobar la estacionariedad e invertibilidad del proceso, como son los contrastes de Dickey-Fuller, Box-Pierce, Ljung-Box, entre otros.
- Sería interesante la utilización de otras metodologías de predicción alternativas a la que se utilizó en este estudio, de modo que se pueda contrastar cuál de ellas permite obtener mejores estimaciones a partir de series temporales. En este sentido, la utilización de redes neuronales o algoritmos genéticos, entre otras metodologías, puede ser de gran utilidad.
- Comparar en grado de eficiencia en la predictividad de la serie entre redes neuronales y el software libre R v3.1.2.

**BIBLIOGRAFÍA****REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS****TESIS**

**ARRAMATIA, J.A. (2010).** Los modelos univariantes que mejor se ajustan para decidir y predecir el comportamiento de la serie de la Energía Eléctrica (kwh/mes), en la ciudad de Juliaca.

**COASACA, Y.F.(2010).** El mejor modelo univariante que nos permite describir y predecir el comportamiento del consumo de Energía Eléctrica para el servicio eléctrico de ILave- Electro Puno.

**CURASI, J. (2006).** Los modelos univariantes que mejor se ajustan para decidir y predecir el comportamiento de la serie de tiempo de Consumo de Energía Eléctrica (Kw/h) y el número de usuarios de Energía Eléctrica en el Distrito de Puno, periodos 1996-2005.

**LARICO, L. M. (2010).** Modelo Univariante para describir y predecir el comportamiento de las infecciones respiratorias agudas en niños menores de 5 años en el periodo 2003-2009 en la provincia de Puno. (Tesis Pregrado). Universidad Nacional del Altiplano, Puno, Perú.

**PAREDES, J.A. (2009).** Modelo econométrico para pronosticar el consumo mensual familiar de Energía Eléctrica en la Provincia de Tacna.

**SITIOS WEB**

Eumed (20-julio-2014) serie tiempo. Obtenido en

<http://www.eumed.net/cursecon/serietiempo.libreria/drm/1m.htm>

Ucm(23-julio-2014). Univariante Obtenido en:

<https://www.ucm.es/univariante/cont./docs./518-2013-11-11-JAM-IAST->

[Libro.pdf](#)

Redalyc (6-agosto-2014) series de tiempo. Obtenido en:

[<http://www.redalyc.org/pdf/423/42331161001.pdf>]

Statisticaecology (12-agosto-2014) Modelos Lineales obtenido en:

[http://statisticaecology.com/qilwyg5ezlpe/modelos\\_lineales Libro.pdf](http://statisticaecology.com/qilwyg5ezlpe/modelos_lineales_Libro.pdf)

Scielo (26-julio-2014). ARIMA. Obtenido en:

[http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0718-](http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-)

[07642011000600012](http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-07642011000600012)

Slideshare (14-junio-2014) Domestico. Obtenido en:

<http://www.slideshare.es/eficienciaenergetica/domestico.html?idioma=es>

Eleconomista (15-julio-2014) comercial. Obtenido en:

[http://www.eleconomista.pe/minem/archivos/Guia02%20Comercial\(1\).pdf](http://www.eleconomista.pe/minem/archivos/Guia02%20Comercial(1).pdf)

Procobre (7-agosto-2014) Energía Eléctrica. Obtenido en:

[http://www.procobre.org/archivos/peru/uso\\_energia\\_electrica.pdf](http://www.procobre.org/archivos/peru/uso_energia_electrica.pdf)

Redalyc. (5- Agosto-2014) kilowatt obtenido en:

<http://www.redalyc.org/pdf/423/42331161001.pdf>

Scielo (20-julio-2014) kilowatt Horas. Obtenido en:

<http://www.scielo.org.co/pdf/tecn/v16n32/v16n32a11.pdf>

Thefreedictionary (23-junio-2014) modelo matemático obtenido en:

[http://es.thefreedictionary.org/Modelo\\_matem%C3%A1tico](http://es.thefreedictionary.org/Modelo_matem%C3%A1tico)

Slideshare (8-agosto-2014) Modelo Predicción obtenido en:

[http://es.slideshare.org/Modelo\\_num%C3%A9rico\\_de\\_predicci%](http://es.slideshare.org/Modelo_num%C3%A9rico_de_predicci%C3%B3n)

Scielo (17-agosto-2014). Obtenido en:

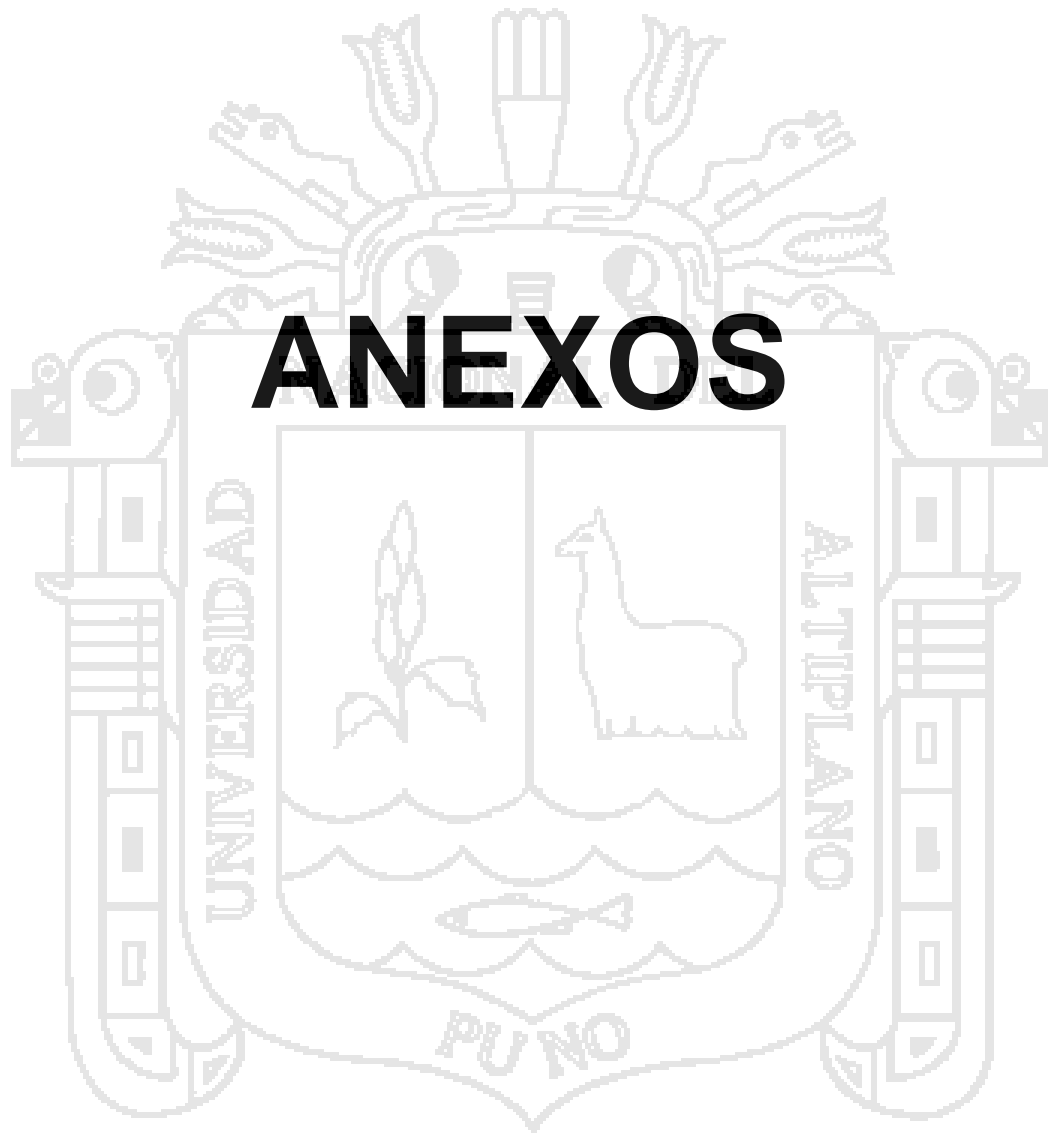
[http://www.scielo.org.ve/scielo.php?pid=S0378-184420060002&script=sci\\_arttext](http://www.scielo.org.ve/scielo.php?pid=S0378-184420060002&script=sci_arttext)

Buenastareas (27-julio-2014) Ruido Blanco Obtenido en:

<http://es.buenastareas.net/exactlimon/ruidoblanco-5825993>

Thefreedictionary (24-julio-2014) Estacionariedad Obtenido en:

[http://es.thefreedictionary.org/estacionariedad%C3%ADa\\_A9serie](http://es.thefreedictionary.org/estacionariedad%C3%ADa_A9serie)



**TABLA Nº 07**

**DATOS DE PREDICIONES ESTIMADAS DE CONSUMO DE  
ENERGIA ELECTRICA DOMESTICA (MWh/mes) MODELO ARIMA  
(3,1,1)(1,0,1)**

AÑO	MES	PRONOSTICO	INFERIOR	SUPERIOR
2015	Enero	323414.407	309341.613	337487.201
	Febrero	320336.954	303633.785	337040.122
	Marzo	336059.831	316993.201	355126.461
	Abril	339097.431	318486.8	359708.062
	Mayo	345231.438	322734.838	367728.038
	Junio	344155.426	320033.404	368277.447
	Julio	349223.401	323524.556	374922.246
	Agosto	347234.166	320109.303	374359.029
	Septiembre	353351.839	324843.731	381859.948
	Octubre	356917.147	327099.975	386734.32
	Noviembre	360525.371	329446.709	391604.034
	Diciembre	355878.316	323592.468	388164.164
2016	Enero	345773.623	311559.673	379987.574
	Febrero	343278.943	307521.505	379036.381
	Marzo	358059.669	320811.694	395307.644
	Abril	361582.293	322968.233	400196.354
	Mayo	367567.699	327578.11	407557.288
	Junio	366616.732	325311.806	407921.659
	Julio	371588.878	329002.107	414175.648
	Agosto	369640.98	325817.824	413464.136
	Septiembre	375737.334	330707.797	420766.87
	Octubre	379318.373	333115.365	425521.381
	Noviembre	382917.279	335568.799	430265.758
	Diciembre	378274.857	329808.702	426741.011

**TABLA N° 08**

**AJUSTE DE DATOS DE CONSUMO DE ENERGIA ELECTRICA  
DOMESTICA (Mph/mes) DEL MODELO ARIMA (3,1,1)(1,0,1)**

N°	DATOS ORIGINALES	AJUSTE DE LOS DATOS
1	337116.3803	*
2	326642.6958	124899.6203
3	323636.014	135810.579
4	338868.1888	146331.4947
5	342332.6237	159829.8368
6	348354.7866	158078.4621
7	347335.6289	161513.3453
8	352337.5167	159116.4483
9	350381.7224	162431.0107
10	356487.0501	166414.1125
11	360061.9497	168082.9653
12	363663.4791	168276.1678
13	359941.1865	166300.3857
14	349502.4275	167942.7976
15	347021.8293	189146.406
16	361712.3263	193725.956
17	365313.196	193210.3909
18	371277.9817	194674.1805
19	370337.5196	196238.3517
20	375297.5331	192997.5701
21	373355.7775	200971.5582
22	379449.8548	198305.7828
23	383032.6585	199292.3777
24	386630.3348	195956.627
25	382910.1316	187308.4843
26	372470.6011	187427.6895
27	369990.934	203585.6849
28	384680.2	209951.8521
29	388281.1002	204943.9546
30	394245.393	209415.8224
31	393305.0657	209779.9453
32	398264.7497	204816.8167
33	396323.1332	210224.6492
34	402416.8444	209157.8694
35	405999.4512	198390.6817
36	409596.9157	201388.7123



**TABLA Nº 9**

**SE REALIZA UNA DIFERENCIA EN LOS DATOS CONSUMO DE ENERGIA  
ELECTRICA DOMESTICA (MWh/mes) PARA QUE LOS DATOS SEAN  
ESTACIONARIAS EN MEDIA Y VARIANZA.**

Nº	DATOS	1ra DIFERENCIA
1	123245.00	*
2	122487.00	-758
3	142834.00	20347
4	161275.00	18441
5	158419.00	-2856
6	160713.00	2294
7	158926.00	-1787
8	156317.00	-2609
9	165946.00	9629
10	165331.00	-615
11	172245.00	6914
12	178464.00	6219
13	168423.00	-10041
14	180247.00	11824
15	182469.00	2222
16	190876.00	8407
17	192534.00	1658
18	195318.00	2784
19	194275.00	-1043
20	195872.00	1597
21	194742.00	-1130
22	195639.00	897
23	193536.00	-2103
24	197433.00	3897

## TRANSFORMACION DE BOX COX A LOS DATOS ORIGINALES

(ProdT.trans &lt;- BoxCox(CEnergia,lambda))

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul
2004	5687.014	5662.216	6313.380	6880.431	6793.901	6863.439	6809.295
2005	7095.063	7444.365	7509.251	7752.692	7800.330	7880.052	7850.224
2006	7506.277	7885.653	7992.001	8028.446	8266.561	8225.529	8175.689
2007	8029.382	8021.299	8444.945	8590.154	8527.403	8187.788	8442.751
2008	7883.310	7752.203	7968.292	8028.588	8059.104	8080.865	8423.049
2009	8022.972	7983.305	8085.728	8408.948	8586.404	8581.383	8697.214
2010	8584.583	8616.365	9004.706	9153.262	9358.939	9297.388	9235.668
2011	8892.059	8799.091	9249.074	9469.336	9644.029	9594.518	9527.149
2012	9422.502	9203.525	9788.569	9838.066	10018.635	9939.533	10375.796
2013	10611.361	10398.977	10909.598	10735.181	11011.741	11085.579	11239.540
	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec		
2004	6729.925	7020.993	7002.553	7208.732	7392.131		
2005	7895.877	7863.586	7889.223	7829.062	7940.396		
2006	8143.549	8208.845	7700.289	8088.527	8150.878		
2007	8074.500	8517.304	8440.279	8502.880	8102.544		
2008	8448.694	8567.501	8409.310	8199.177	8547.171		
2009	8712.710	8886.947	8951.763	9043.701	9135.550		
2010	8903.719	9111.715	9317.773	9256.109	9460.856		
2011	9699.995	9767.209	9834.217	10159.762	9967.682		
2012	10297.833	10475.077	10902.249	10825.894	10328.526		
2013	11224.700	11385.762	11511.055	11749.237	11475.588		

**TEST DE DICKEY-FULLER Y PHILLIPS-PERRON UNIT ROOT TEST**

Augmented Dickey-Fuller Test
data: ProdT.trans.dif
Dickey-Fuller = -24.3579, Lag order = 4, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
Mensajes de aviso perdidos
In adf.test(ProdT.trans.dif) : p-value smaller than printed p-value
> pp.test(ProdT.trans.dif)
Phillips-Perron Unit Root Test
data: ProdT.trans.dif
Dickey-Fuller Z(alpha) = -201.7664, Truncation lag parameter = 4,
p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
Mensajes de aviso perdidos
In pp.test(ProdT.trans.dif) : p-value smaller than printed p-value

## RESULTADO DEL ESTADÍSTICO Q LJUNG – BOX, MÁS FAVORABLE AL RUIDO BLANCO

### Box-Ljung test

data: residuals(model1)

X-squared = 8.845, df = 12, p-value = 0.7161.

data: residuals(model1)

X-squared = 16.3858, df = 24, p-value = 0.8736

data: residuals(model1)

X-squared = 26.837, df = 36, p-value = 0.866

data: residuals(model1)

X-squared = 35.4899, df = 48, p-value = 0.9097

### CODIGOS DE R

```

model1 <- Arima(CEnergia, order=c(3,1,1),
                seasonal=list(order=c(1,0,1),period=12))
model1
accuracy(model1)

plot(CEnergia)
lines(fitted(model1), col="red")

#-----
model2 <- Arima(CEnergia, order=c(0,1,1),
                seasonal=list(order=c(1,0,2),period=12))
model2
accuracy(model2)

plot(CEnergia)
lines(fitted(model2), col="red")

#-----
model3 <- Arima(CEnergia, order=c(1,1,1),
                seasonal=list(order=c(1,1,2),period=12))
model3
accuracy(model3)

plot(CEnergia)
lines(fitted(model3), col="red")

```

```
#Cargar el conjunto de datos
load("Consumo.RData")
#install.packages(c("forecast", "car")) #Descargar e instalar paquetes de CRAN
#Cargar Paquetes necesarios
library(forecast)
library(tseries)
library(car)
ls()
CEnergia
plot(CEnergia, xlab = "Año", col = "brown2", type = "o", pch = 20,
     ylab = "CONSUMO DE ENERGIA ELECTRICA (MWh/mes)")
grid()
Acf(CEnergia)
Pacf(CEnergia)
(lambda <- BoxCox.lambda(CEnergia))
(CEnergial <- BoxCox(CEnergia, lambda))
Acf(CEnergial)
Pacf(CEnergial)
(CEnergial.dif <- diff(CEnergial, lag = 1, diff = 1))
Acf(CEnergial.dif)
Pacf(CEnergial.dif)
plot(CEnergial)
plot(CEnergial.dif)
(CEnergial.dif.dif12 <- diff(CEnergial.dif, lag = 1, diff = 12))
plot(CEnergial.dif.dif12)
Acf(CEnergial.dif.dif12)
Pacf(CEnergial.dif.dif12)
auto.arima(CEnergia)
```