

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



**“MODELO DE PRONOSTICO UNIVARIANTE DE VENTAS
MENSUALES DE PRODUCTOS DE LA DIVISIÓN DE
ELECTROHOGAR EN TIENDAS PERUANAS S.A. OECHSLE
HUANCAYO 2009 – 2017”**

TESIS

PRESENTADA POR:

Bach. BASILIO MAMANI MAMANI

**PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE:
INGENIERO ESTADÍSTICO E INFORMÁTICO**

PUNO – PERÚ

2019

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

“MODELO DE PRONOSTICO UNIVARIANTE DE VENTAS MENSUALES DE PRODUCTOS DE LA DIVISIÓN DE ELECTROHOGAR EN TIENDAS PERUANAS S.A. OECHSLE HUANCAYO 2009 – 2017”

TESIS PRESENTADA POR:

Bach. BASILIO MAMANI MAMANI



PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE:

INGENIERO ESTADÍSTICO E INFORMÁTICO

APROBADO POR JURADO REVISOR CONFORMADO POR:

PRESIDENTE

:


 M.C. SANTOS OCTAVIO MORILLOS VALDERRAMA

PRIMER MIEMBRO

:


 Dr. SAMUEL DONATO PEREZ QUISPE

SEGUNDO MIEMBRO

:


 D.Sc. LEONEL COYLA IDME

DIRECTOR / ASESOR

:


 M.C. CONFESOR MILÁN VARGAS VALVERDE

Área : Estadística

Tema : Series de Tiempo

Fecha sustentación: 14 de junio del 2019

DEDICATORIA

Con mucho cariño y gratitud a mis queridos padres Emiliano y Antonia, quienes gracias al apoyo que supieron apoyarme y comprenderme en todo momento para llegar a esta meta.

A mi esposa Mariela, y a mi hija Camila quienes con su apoyo incondicional siempre me dieron las fuerzas para seguir adelante.

Algunas personas nos dejan, pero no por ello las olvidamos, siempre te tendremos presente en nuestro corazón y mente. Recordarte que fuiste parte de este proceso, a ti mi hermano Erasmo.

A mis hermanas que Pilar y Susy que siempre me dieron el aliento para seguir y motivarme moralmente, como también a mis amistades, y a los docentes de mi Facultad que me dieron el apoyo incondicional.

Basilio Mamani

AGRADECIMIENTO

En primer lugar, un agradecimiento a la Universidad Nacional del Altiplano, en especial a mi Escuela Profesional de Ingeniería Estadística e Informática, quien nos prepara para ser grandes profesionales y competitivos para la servir por el bien de nuestra sociedad.

Agradecerles siempre a mis docentes de la Escuela Profesional de Ingeniería Estadística e Informática, quienes siempre nos impartieron los conocimientos y experiencias durante mi formación profesional.

A mi Asesor y Director de tesis M.C. Confesor Milán Valverde, por su orientación y apoyo constante para la ejecución y proceso de la presente investigación.

Mi más sincero apoyo por mi persona a los integrantes jurados de mi proyecto de investigación, a M.C. Santos Octavio Murillos Valderrama, a Dr. Samuel Perez Quispe, a D.Sc. Leonel Coyla Idme.

Así mismo a la Entidad Privada Tiendas Peruanas S.A. – Oechsle. Quienes son ente principal para este objeto de estudio y que me permitieron el acopio de la información necesaria para llevar adelante mi trabajo de investigación.

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE DE FIGURAS

ÍNDICE DE TABLAS

ÍNDICE DE ACRÓNIMOS

RESUMEN 12

ABSTRACT 13

CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

1.1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA..... 17

1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA..... 20

1.3. JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN 20

1.4. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN 21

1.4.1 Objetivo General 21

1.4.2. Objetivos Específicos..... 22

1.5. HIPOTESIS 22

1.5.1. Hipótesis General 22

1.5.2. Hipótesis Específicas 22

1.6. LIMITACIONES DE LA INVESTIGACIÓN..... 23

CAPÍTULO II

REVISIÓN DE LITERATURA

2.1. ANTECEDENTES..... 24

2.2. BASE TEÓRICA 28

2.2.1. Técnicas de predicción 28

2.2.2. Series de tiempo 29

2.2.3. Componentes de una serie temporal 30

2.2.4. Modelo 31

2.2.5. Modelo de series temporales 32

2.2.6. Ruido blanco 33

2.2.7. Modelo Univariante 34

2.2.8. Modelo Univariante no integrado 34

2.2.9. Modelo univariante integrado..... 35

2.2.10. Series de tiempo estacionales 35

2.2.11. Componentes de una serie de tiempo 36

2.2.12. Modelos de series de tiempo 37

2.2.13. Modelo ARMA(p,q) 38

2.2.14. Modelo ARIMA (p,d,q) 42

2.2.15. Modelo multiplicativo estacional (ARIMA (p, d, q) (p, d, q)^E)..... 43

2.2.16. Elaboración de modelos AR(), MA(), ARMA() Y ARIMA()..... 44

2.2.17. Modelos lineales estacionarios 44

2.2.18. Coeficiente de correlación	49
2.2.19. Función de autocorrelación.....	49
2.2.20. Caminata al azar.....	51
2.2.21. Transformación de BOX-COX.....	52
2.2.22. Intervalos de confianza para predicciones.....	52
2.3. DEFINICIÓN DE TÉRMINOS.....	53
2.3.1. Ventas.....	53
2.3.2. Electrohogar.....	53
2.3.3. Producto	53
2.3.4. Retail.....	53
2.3.5. Tiendas Peruanas S.A.	53
2.3.6. Oechsle.....	54
2.3.7. Estacionariedad	54
2.3.8. Estacionalidad.....	54
2.3.9. Modelo	54
2.3.10. Modelo BOX-JENKINS	55
2.3.11. Modelo Univariante BOX-JENKINS	55
2.3.12. Modelo Univariante de BOX-JENKINS No Integrados.....	55
2.3.13. Modelo Univariante de BOX-JENKINS Integrados	55
2.3.14. Periodos.....	55
2.3.15. Predicción	55
2.3.16. Pronóstico.....	55
2.3.17. Ruido Blanco.....	56
2.3.18. Serie de Tiempo.....	56
2.3.19. Variable.....	56
2.3.20. Variable dependiente	56
2.3.21. Variable independiente	56
2.4. OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES	57

CAPÍTULO III

MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. POBLACIÓN.....	58
3.2. MUESTRA	58
3.3. MÉTODO DE RECOLECCIÓN DE DATOS.....	58
3.4. MÉTODO DE TRATAMIENTO DE DATOS	58
3.5. MÉTODO DE BOX-JENKINS (Teoría de WIENER-KOLMOGOROV).....	59
3.6. PRONÓSTICO.....	60
3.7. FUNCIÓN DE AUTOCORRELACION	60
3.8. FUNCION DE AUTOCORRELACION PARCIAL	61
3.9. CONSTRUCCIÓN DE MODELOS ESTOCÁSTICOS.....	62
3.10. FASE DE IDENTIFICACIÓN DE MODELOS ESTOCÁSTICOS.	62
3.11. FASE DE VERIFICACIÓN DEL MODELO	63

3.12. FASE DE PREDICCIÓN O PRONOSTICOS.....	64
3.13. MODELOS MIXTOS INTEGRADOS ARIMA (p,d,q).....	65
3.14. TRANSFORMACION NO LINEAL	66
3.15. METODOLOGÍA DEL ENFOQUE BOX-JENKIN	67

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. ANÁLISIS DE LA INFORMACIÓN	69
4.1.1. Fase de identificación del modelo.....	69
4.1.2. Fase de estimación del modelo identificado	75
4.1.3. Fase de verificación o validación del modelo de pronóstico	76
4.1.4. Fase de predicción de las ventas de los productos electrohogar.....	80
CONCLUSIONES	82
RECOMENDACIONES.....	84
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	85
ANEXOS	87
Anexo 1 Pronóstico de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo, periodo 2009-2017.	88
Anexo 2 Residuales estimados de la venta mensual de los productos de la división de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo, periodo 2009-2017.....	89

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Proceso de modelos de series temporales	33
Figura 2. Series temporales simuladas a partir de varios modelos ARIMA	33
Figura 3. Proceso de ruido blanco.....	34
Figura 4. Función de Autocorrelación y Autocorrelación Parcial AR(1) y AR(2)	40
Figura 5. Función de Autocorrelación y Autocorrelación Parcial MA(1) y MA(2)	41
Figura 6. Correlograma Proceso AR(1).....	46
Figura 7. Proceso MA(1)	47
Figura 8. Correlograma Proceso ARMA (1,1).....	48
Figura 9. Comportamiento de la Función de Autocorrelación y Autocorrelación Parcial	51
Figura 10. Metodología del Enfoque Box-Jenkin.....	67
Figura 11. Evolución de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017	69
Figura 12. Autocorrelaciones estimadas de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017	70
Figura 13. Autocorrelaciones parciales estimadas de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo periodo 2009-2017	71

Figura 14. Primera diferencia no estacional por primera diferencia estacional de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017	72
Figura 15. Autocorrelaciones estimadas para la primera diferencia no estacional por primera diferencia estacional de las ventas mensuales de los productos de electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017	73
Figura 16. Autocorrelaciones parcial estimadas para la primera diferencia no estacional por primera diferencia estacional de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017	74
Figura 17. Probabilidad normal de residuales de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017	78
Figura 18. Autocorrelación estimada de los residuales de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017	79
Figura 19. Autocorrelación parcial estimada de los residuales de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017	80
Figura 20. Función de pronóstico de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017	81

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Operacionalización de variables	57
Tabla 2. Serie Histórica de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo, periodo 2009-2017.	68
Tabla 3. Resultados del Modelo ARIMA(0,1,1)(0,1,1) de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo, periodo 2009-2017.	75

ÍNDICE DE ACRÓNIMOS

S.A.	: Sociedad Anónima
LG	: Life's Good
AOC	: Admiral Overseas Corporation
ARIMA	: Autoregressive Integrated Moving Average
SARIMA	: Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average
(p,d,q)	: Parámetros p,d,q son números enteros no negativos
CD	: Centro de Distribución
SCR	: Sistema de Reposición y Castigo
PSD	: Power Spectral Density
AR	: Modelo Autoregresivo
MA	: Media Móvil
F.A.C.	: Función de Autocorrelación
F.A.C.P.	: Función de Autocorrelación Parcial

RESUMEN

Considerando que el problema generalmente en una necesidad para la entidad de Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo, es necesario conocer la predicción de las ventas que son indicadores de realidades económico-empresariales, por esta razón se planteó determinar el modelo univariante que nos permita describir y predecir las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo. La metodología usada fue de Box Jenkins, para validar el mejor modelo conseguido estimado y luego realizar el pronóstico del número de ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo. Los datos fueron recopilados de los registros existentes de las ventas mensuales, 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 función de Autocorrelación parcial. Para validar el modelo, se realizó el análisis de los residuos, sean compatibles con un ruido blanco. El modelo univariante para pronosticar la serie integrado ARIMA(0,1,1)(0,1,1).

$$Y_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_{12} \varepsilon_{t-12} + \theta_{13} \varepsilon_{t-13} + \varepsilon_t$$

Concluyendo, se realizó las predicciones para los siguientes años 2018 y 2019 con un nivel de confianza del 95% y en mención a la ecuación del pronóstico.

$$\hat{Y}_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} - 0.71987 \hat{\varepsilon}_{t-1} - 0.40049 \hat{\varepsilon}_{t-12} + 0.2883 \hat{\varepsilon}_{t-13}$$

PALABRAS CLAVES

Pronóstico univariante, Modelo, Productos, Ventas mensuales, Electrohogar.

ABSTRACT

Considering that the problem is generally a necessity for the entity of Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo, it is necessary to know the prediction of sales that are indicators of economic-business realities, for this reason it was proposed to determine the univariate model that allows us to describe and predict the monthly sales of Electrohogar products in Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo. The methodology used was by Box Jenkins, to validate the best estimated model achieved and then to forecast the number of monthly sales of Electrohogar products in Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo. The data were collected from the existing monthly sales records, to identify the model, the differentiation of the original series was made, making it stationary. Then the model form was identified using the Autocorrelation function and partial Autocorrelation function. To validate the model, the analysis of the residues was performed, compatible with a white noise. The univariate model to forecast the integrated ARIMA series (0,1,1) (0,1,1).

$$\hat{Y}_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} - 0.71987\hat{\varepsilon}_{t-1} - 0.40049\hat{\varepsilon}_{t-12} + 0.2883\hat{\varepsilon}_{t-13}.$$

Concluding, the predictions for the following years 2018 and 2019 were made with a 95% confidence level and in reference to the forecast equation.

$$\hat{Y}_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} - 0.71987\hat{\varepsilon}_{t-1} - 0.40049\hat{\varepsilon}_{t-12} + 0.2883\hat{\varepsilon}_{t-13}$$

KEYWORDS

Univariate forecast, Model, Products, Monthly sales, Electrohogar

CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

Las ventas de los productos de la división de Electrohogar en el departamento de Huancayo es dinámico y masiva, influyendo en los impactos de competencia en las demás tiendas retail que son empresas de comercialización masiva de productos, los factores que limitan son: La contaminación visual dificulta las ventas que puede alejar a los clientes por la desorganización o exceso de información y publicidad cuando los visitantes llegan y lo más probable no llegue nunca más, El servicio al cliente que es un factor primordial al momento de realizar las compras y el impacto que tiene el Marketing como la satisfacción de un mercado objetivo. La venta y comercialización de productos de electrohogar de una tienda comercial es distribuida a través de los proveedores de sus productos como marcas conocidas en el mercado: LG, Samsung, Toshiba, Sony, Daewoo, AOC, y entre otras marcas conocidas, para así llegar a las ventas a satisfacer a los clientes y las necesidades requeridas por el cliente.

La información obtenida sobre las ventas mensuales corresponde a los periodos de los años 2009 – 2017, los mismos que fueron agrupados las ventas de los productos de Electrohogar mensualmente con 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 por meses y años que 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 sofisticada, ya posteriormente implementada en redes neuronales. En un proceso de planificación de ventas de una Región o País como en el estudio ubicado en un departamento piloto para el crecimiento de la entidad a nivel de todo el país, uno de los puntos de gran importancia viene a ser la realización de un adecuado estudio de las variables de mayor representatividad de ventas, mediante el análisis del comportamiento histórico y el pronóstico del comportamiento futuro de cada una de estas variables seleccionadas en el estudio.

Cuando se toma la decisión el investigador, se encuentra normalmente en un ambiente de incertidumbre respecto a los sucesos que se pueden producir en el futuro. En cualquier caso, el investigador de su proyecto de investigación 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. El objetivo planteado determina el modelo univariante de predicción mensual que mejor ajuste para describir y predecir las ventas mensuales de los productos de la división de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo, periodo 2009 - 2017. Como estimar, validar y por último pronosticar el modelo de ajuste para las cantidades de ventas mensuales de los productos, de los productos de la división de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo.

El trabajo de investigación fue estructurado en 5 capítulos apartados; los cuales están desarrollados de la siguiente forma:

Capítulo I: Este capítulo está referido a la introducción, el planteamiento o descripción del problema, formulación del problema, justificación de la investigación, limitaciones de la investigación, objetivos e hipótesis de la investigación.

Capítulo II: El cual está referido a las fuentes teóricas en las que se basó el estudio, mediante el marco teórico y conceptual utilizado en el proceso de investigación.

Capítulo III: Detalla los materiales y métodos utilizados, la población y la muestra los cuales son el objeto de estudio de la presente investigación.

Capítulo IV: Corresponde a la exposición y análisis de los resultados de la investigación, los mismos que se presentan mediante tablas y figuras elaborados según los objetivos planteados de los resultados. Así mismo aquí se describen, analizan y se interpretan los datos obtenidos, mediante la aplicación de instrumentos sobre las bases de las variables e indicadores propuestos; ello con la finalidad de evaluar y determinar la validez de los instrumentos por medio de la demostración de las etapas y/o fases de la Metodología Box-Jenkins: Identificación del Modelo, Estimación, Validación y Pronóstico.

1.1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

Se da a conocer el problema en general consiste en la necesidad de anticiparse y proyectarse ante una demanda futura de las ventas que deriva del rápido crecimiento poblacional de la tienda de Huancayo debido a que cuenta con tiendas de competencias en retail (sector económico que engloba a empresas especializadas en la comercialización masiva de productos a grandes cantidades de clientes) como Ripley y Saga Falabella (Tiendas retail de competencia), generando así mayores ventas mensuales de productos de electrohogar (electrodomésticos, lavadoras, refrigeradoras, cocinas, licuadoras, entre otras), lo que ocasiona la necesidad de previsión para abastecer adecuadamente de productos de electrohogar (electrodomésticos, lavadoras, refrigeradoras, cocinas, licuadoras, entre otras) a todo el Departamento de Huancayo, motivo del presente trabajo de investigación de interés.

Otro alcance del problema es de abastecimiento de los productos con mayor rotación de ventas durante las fechas de campaña importantes como en el día de la madre, día del padre, fiestas patrias, navidad y año nuevo, que es por el crecimiento demográfico y preferencias de compras, en tanto el aumento del número de habitantes provoca una mayor demanda, cuando se habla de abastecimiento adecuado de productos de electrohogar (electrodomésticos, lavadoras, refrigeradoras, cocinas, licuadoras, entre otras), se hace referencia a la venta de productos disponibles en tienda como en CD (Centro de Distribución) y a la calidad de los productos. Por eso, es importante la implementación de programas

de provisión de productos de electrohogar (electrodomésticos, lavadoras, refrigeradoras, cocinas, licuadoras, entre otras), para la venta inmediata, que implican el incremento de ventas y a las preferencias de compras en nuestra tienda de Oechsle Huancayo y ponerla al alcance de nuestros clientes.

Sin embargo, no todos los productos de electrohogar tienden a tener disponibilidad por los proveedores de las marcas en el Centro de Distribución central de Lima o en nuestra tienda. Esto sucede por varios motivos, entre los cuales se pueden mencionar la desigual distribución de los productos no calculada por la proyección que se debe realizar en cada tienda o en la misma Centro de Distribución central Lima. Esta imposibilidad lleva a situaciones de escasez, que no tiene causas exclusivamente naturales, sino que también sociales, costumbres que se crea por los clientes en cada fecha festivo. A esto se tiende a realizar pedidos a las Notas de Venta (pedidos a recojo en tienda o despacho a domicilio) que por hecho las ventas incrementan y así poder controlar el stock en tienda. Esto nos permite decir que existe una estrecha relación entre la posibilidad de abastecimiento de productos en nuestra tienda y el crecimiento de ventas mensuales, porque cuanto mayor es el crecimiento de las ventas, mayor es la ganancia para la entidad, la relación directa.

La población requiere mayor cantidad de productos en fechas festivos como en campañas en mayores cantidades duplicadas o triplicadas en una venta normal del mes. El mayor incremento de ventas de los productos de electro también se debe al incremento de ventas en

campañas, a las aperturas de tiendas sucursales en los departamentos del Perú o a la existencia de hábitos de compras que, en ocasiones, implican su derroche, estamos viviendo en la era tecnológica que ahora la tienda promociona productos en tiendas virtuales o llamadas compras virtuales por internet que facilitan al cliente en la forma de pago, tiempo y traslado, no solo vinculada a una falta de innovación de productos y promociones que también suman a la venta y metas que la tienda se realiza como objetivo sino también llamada una “dificultad de ventas de productos de electrohogar”.

Pretendiendo así encontrar un Modelo de Predicción que defina los promedios generales pretéritos en el futuro. Sin embargo, cuenta con información histórica de ventas mensuales desde la apertura de tienda para la venta al público de los productos de electrohogar (electrodomésticos, lavadoras, refrigeradoras, cocinas, licuadoras, entre otras), definir con un modelo univariante para tomar decisiones en las ventas. Un sistema de ventas debe abastecer a todos los clientes con un servicio de calidad. Por lo tanto, un servicio hacia el cliente de las ventas de productos de electrohogar (electrodomésticos, lavadoras, refrigeradoras, cocinas, licuadoras, entre otras) debe funcionar de forma eficiente, que permitirá conocer no solo su estado actual, sino también las medidas que deben adoptarse para condiciones futuras o necesidades futuras de nuestros clientes.

Finalmente, las herramientas útiles en el planeamiento de un sistema de ventas de la tienda es la predicción de ventas mensuales de

productos de electrohogar (electrodomésticos, lavadoras, refrigeradoras, cocinas, licuadoras, entre otras), la cual permite conocer de antemano la necesidad de expansión del sistema de ventas; la finalidad de la predicción es tomar decisiones que permitan el mejoramiento del servicio, control de almacenes, manejo stocks, rotación de productos, ventas online, entre otros aspectos. Dando opciones de mejoras de ventas convirtiéndose en uno de los primeros pasos.

1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

Frente a esta problemática del estudio realizado, sobre las ventas mensuales de productos de electrohogar y con miras a contribuir con el conocimiento para el análisis y proyección de datos a futuro, en la búsqueda de una solución inteligente al planteamiento del problema y dar alternativas de mejoras para el crecimiento de ganancias para la entidad en la tienda de Huancayo. Considerando estas problemáticas se puede formular la siguiente interrogante:

¿Cuál es el modelo de predicción mensual que proporcionará un mejor ajuste para validar y predecir las ventas mensuales de los productos en la división de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo, periodo 2009 - 2017?

1.3. JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN

Los pronósticos y proyecciones son una herramienta fundamental para la toma de decisiones en las empresas ya que permite predecir la demanda en un determinado periodo.

Los pronósticos de ventas de la empresa son utilizados por los gerentes para alcanzar un mercado relevante y a su vez pueden medirse por producto. Por competencias, metas y resultados.

Los pronósticos de ventas de la empresa son los que pueden realizarse en más de un nivel. Es decir, es posible que una compañía es que se quiera pronosticar las ventas de un producto específico, una marca, línea y división de productos.

Los pronósticos y proyecciones de ventas son fundamentales y de mayor trascendencia ya que es el acto de pronosticar o predecir las ventas futuras. Para la cual la empresa cuenta información histórica y no con métodos estadísticos para determinar de manera más exacta cual serán las ventas en la empresa en un determinado periodo.

Debido a ello se realiza esta investigación ya que en Huancayo es la única tienda con mayor comodidad y accesible a los precios para que el cliente pueda realizar una compra y a su satisfacción del cliente, teniendo competencias como: Ripley, Saga Falabella y Plaza vea que no cuentan mucha variedad que la tienda Oechsle que ofrece.

1.4. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN

1.4.1 Objetivo General

Determinar el modelo univariante identificado que nos permita describir y predecir el comportamiento de las ventas mensuales de los productos de la división de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo, periodo 2009 - 2017.

1.4.2. Objetivos Específicos

- ✓ Describir el comportamiento de ventas mensuales de los productos de la división de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo.
- ✓ Validar el mejor modelo estimado para el número de ventas mensuales de los productos de la división de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo.
- ✓ Realizar el pronóstico del número de ventas mensuales de los productos de la división de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo.

1.5. HIPOTESIS

1.5.1. Hipótesis General

El modelo de pronóstico univariante ARIMA de ventas mensuales proporciona un mejor ajuste para validar y predecir las ventas de los productos de la división de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo.

1.5.2. Hipótesis Específicas

- ✓ El comportamiento de la serie histórica de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar presenta una tendencia creciente sin variaciones cíclicas y estacionales.
- ✓ El modelo univariante integrado multiplicativo que se ha estimado se ajustan mejor a la serie de las ventas mensuales de los productos de

Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo, periodo
2009 - 2017.

1.6. LIMITACIONES DE LA INVESTIGACIÓN

Una limitación para el presente trabajo de investigación es la dificultad en la consolidación de la información histórica por meses, ya que se encuentra los datos por ventas diarias detallados en diferentes items y estos datos están almacenados en un sistema SRC(Sistema de Reposición y Castigo) por divisiones, por lo cual se requiere de tiempo descargar archivo por archivo y así se obtiene la información para el análisis y la elaboración de la investigación.

CAPÍTULO II

REVISIÓN LITERARIA

2.1. ANTECEDENTES.

Chiroque (2018) Investigó que el neuromarketing y su relación con las ventas de equipos de cómputo en los supermercados METRO, San Miguel 2018. Concluye en buscar la mejora y dar un impulso a las salidas de los productos mencionados ya que la competencia es muy amplia. Determina la relación de neuromarketing y las ventas en el 2018. Las herramientas y métodos usados para la explicación de los fenómenos que ocurren dentro de la investigación. El tipo de investigación fue aplicada el diseño no experimental con método hipotético deductivo de nivel correlacional y un enfoque cuantitativo.

Chura (2018) Investigó sobre la promoción de las ventas y la decisión de compra de los productos electrodomésticos en la tienda CURACAO Puno periodo 2016. Analizó la promoción de las ventas y la decisión de compra de los productos electrodomésticos, utilizó el método deductivo e investigación descriptiva, utilizando técnicas de observación, encuesta y entrevista, procesando la información mediante la tabulación elaborando tablas y determinando porcentajes.

Mendizábal (2018) Investigó sobre la disminución de las ventas debido a la falta de importancia al consumidor que es visto en nuestra región de Puno de la Empresa Negolatina S.C.R.L. Debido a una falta de implantación de técnicas que aplican las entidades reatil o de gran envergadura dedicados netamente comercial y mercadeo, de objetivo analizó la influencia del merchandising visual en el nivel de ventas de la empresa Negolatina, se aplicó el enfoque cuantitativo,

diseño transversal no experimental-transeccional o transversal, tipo de investigación descriptivo-causal. Utilizó las técnicas de recolección de información como la encuesta, la observación y la entrevista, aplicando el muestreo probabilístico al azar dando como resultado 25% "bueno" y 75% "regular" por lo que la empresa no utiliza de manera adecuada el Visual Merchandising, se sugiere aplicar nuevas estrategias de Marketing.

Paredes (2017) Investigó la buena y lo importante en la publicidad impresa que radican los clientes potenciales que normalmente no lo toman en cuenta, la captación de clientes es muy importante de cualquier servicio de atención al cliente siempre basados en los negocios ya sea de negocio a negocio, la segmentación del mercado para captar clientes que son muy altamente potenciales lo cual permite encontrar los clientes que tienen más probabilidades de necesidad en su empresa, su tesis tiene por objetivo analizar como también evaluar la influencia que genera a través de los consumidores.

Adum (2017) Investigó influencias ante la decisión de elegir el establecimiento en donde realizarán sus compras y la calidad del servicio al cliente, Se dieron resultados que desarrolló el plan de marketing como obojetivo de incrementar a un 2% a su participación de mercados, para el cual se requiere que alcance el del 13% en ventas de negocio, el 5% de recordación de la marca Y 6% en las interacciones digitales para el año 2018, para cumplir las metas propuestas, desarrollándose una serie de estrategias competitivas de posicionamiento, identificándose la ventaja competitiva de la marca, desplegándose una estrategia integrada del marketing mix enfocados en la comunicación a los posibles clientes de ventaja competitiva, realizándose estimaciones de venta, costos y gastos

llegando a concluir se mostraron un resultado positivo lo cual se acepta la viabilidad del trabajo de tesis.

Santillan (2016) Implementó un centro de ventas electrodomésticos y aparatos tecnológicos, la tendencia de comprar productos electrónicos va creciendo en su totalidad en este siglo XXI, revisando los electrodomésticos éstos ahorra tiempo, simplifican varias tareas del hogar y actualmente es una necesidad indispensable en el hogar, los aparatos electrónicos permiten tener en tiempo real la información que se necesita y ayudan a una vida más práctica tanto en lo laboral y personal, dicho proyecto busca sobresalir frente a la competencia a una buena atención y servicio lo cual se enfoca en las capacitaciones del personal, tanto los productos a vender y el buen servicio al cliente, como la importancia al local de ventas, diseño de un lugar moderno y bien iluminado, ambiente agradable, cubrir expectativas y satisfacer sus necesidades. Se concluye en permitirá crecer y tener un negocio rentable en el rubro.

Merino (2015) Investigó en el mercado Chileno sobre el mejoramiento de hogar que ha desarrollado con bastante rapidez comparando al continente, generando una competencia muy alta entre las demás empresas que participan, es primordial que las compañías cuenten con herramientas que apoyen en la expansión como los métodos que le permitan pronosticar sus ventas de locales que potencien lo cual resulten las oportunidades para aperturar nuevas tiendas de una cadena de mejoramiento del hogar a lo largo de Chile. El método que emplea en la actualidad la empresa son modelos y estudios que están relacionados con la descripción y la estimación de la demanda del comercio minorista lo cual en esa actualidad existen varios modelos de estimación de

ventas que se utilizan diversas características de los productos tanto como el mercado y su población y así trabajan con variables que podrían variar la predicción, variables de superficie del local, distancia de competencia, ubicación compartida, sector en la que se ubican los locales, población en zonas de influencia, caracterización de hogares, barreras físicas y PBI, como también ventas locales utilizando gráficos de dispersión y análisis de regresión, mínimos cuadrados. Comparando el desempeño de estimación de los modelos realizados mediante varios indicadores. Resultado que el modelo seleccionado se estima con el método de mínimos cuadrados, tiene un coeficiente de determinación, R^2 , de 73% y un error de pronóstico del 14%. El ajuste de este modelo podría ser mejorado en el tiempo con la recopilación de nuevos registros para las variables utilizadas.

Cristian (2015) Planteó la promoción de ventas para el posicionamiento de mercado de Comercial Créditos Morales del Cantón Pelileo en la ciudad de Abanto en Ecuador, de la Universidad Técnica de Abanto. Concluye la promoción para promover a la empresa es inadecuada, la poca población de ventas y la publicidad que existe no es percibida por los clientes, entonces se determinó que el medio de comunicación más utilizado por el mercado objetivo es la radio.

Flores (2011) Reporta que el “Modelo Univariante para el Pronóstico de la Evolución de los Ratios de Morosidad de Créditos Vencidos para la Caja Municipal de Ahorro y Crédito Arequipa periodo 2002 – 2010”, datos que se extraeron de la Superintendencia de Banca y Seguros del Perú, con el objetivo de determinar un mejor modelo que fue que en su forma de operadores polinomial es: el cual satisface plenamente las pruebas de Ijung–Box–Pierce y el

criterio de Akaike del mejor modelo. Llegando a la siguiente conclusión: Se llegó a la conclusión que el modelo Estacional Autoregresivo Integrado de media móvil $12\text{ SARIMA}(0,1,1)(2,1,0)$ es confiable de pronóstico para los ratios de morosidad de la Caja Municipal de Ahorro y Crédito, pronóstico de 12 meses para el siguiente año de la ejecución.

Monteagudo (2011) Elaboró “Modelos para la Producción y consumo de agua potable en el distrito de Puno, periodos 2001 – 2009”. Como objetivo se determinó mediante pronósticos eficientes, con una metodología de Box-Jenkins integrados. Los modelos que mejor se ajustan Reporta que el mejor modelo encontrado para la producción y el consumo facturado de agua potable, resultaron ser similares en cuanto a su fórmula pero no a sus valores, se determinó un modelo integral estacional y no estacional denominado $\text{SARIMA}(0,1,1)(0,1,1)_{12}$, utilizando con un paquete de software estadístico STATGRAPHIC plus 5.1 metodología con 108 datos para cada mes, pasando por la identificación, estimación, validación y pronóstico.

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 caso, 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 las series de tiempo presentan una larga historia de las variables analizadas.

Según Montero (2007) Las predicciones de los hechos y condiciones futuros se llaman pronósticos, y el acto de hacer tales predicciones se denomina pronosticar.

2.2.2. Series de tiempo

La serie de tiempo es una información básica de la evolución de variables en el tiempo, datos estadísticos que se recopilan, observan o registran en intervalos de tiempo regulares (diario, semanal, semestral, anual, entre otros). Entre ellos los modelos de Box-Jenkins constituyen un conjunto de procedimiento para el tratamiento de series 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 la observación 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.

Según Montero (2007) Una serie de tiempo es una sucesión cronológica de observaciones de una variable particular.

Según Montero (2007) Se denominará serie temporal a un conjunto de observaciones de una misma variable ordenadas en el tiempo. Habitualmente, se representa como Y_t , donde t hace referencia a la ordenación temporal y se asume que las observaciones son equidistantes.

Así se pueden presentar series mensuales, trimestrales, anuales, etc. Como tales las series temporales se pueden considerar como casos particulares de variables bidimensionales, donde una de ellas es el tiempo, circunstancia que se aprovechará más adelante.

2.2.3. Componentes de una serie temporal

Según Eumed (2015). El estudio descriptivo de series temporales se basa en la idea de descomponer la variación de una serie en varias componentes básicas. Este enfoque no siempre resulta ser el más adecuado, pero es interesante cuando en la serie se observa cierta tendencia o cierta periodicidad. Hay que resaltar que esta descomposición no es en general única. Este enfoque descriptivo consiste en encontrar componentes que correspondan a una tendencia a largo plazo, un comportamiento estacional y una parte aleatoria. Las componentes que se consideran habitualmente son las siguientes:

➤ **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), de naturaleza lineal, de naturaleza parabólica, de naturaleza exponencial, etc. Hamilton (1994).

➤ **Las Variaciones cíclicas**

Es un componente de la serie que recoge oscilaciones periódicas de amplitud superior a un año. Estas oscilaciones periódicas no son regulares

y se presentan en los fenómenos económicos cuando se dan de forma alternativa etapas de prosperidad o de depresión. Anderson (1995).

➤ **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. Hamilton (1994).

➤ **Las variaciones irregulares**

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. Aznar & Trivez (1993).

2.2.4. Modelo

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 Andrew (1994).

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 Andrew (1994).

2.2.5. Modelo de series temporales

Según Uriel (1985). Son formas teóricas determinísticas y/o aleatorias o la combinación de ambas, para realizar el análisis de una serie de tiempo.

- φ **Variables Temporales:** Son variables que se observan a lo largo del tiempo. Y_t indica la variable “Y” en el momento “t”.
- φ **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.

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: $Y(t) = T(t) + E(t) + C(t) + A(t)$
2. Multiplicativo: $Y(t) = T(t) * E(t) * C(t) * A(t)$
3. Mixto: $Y(t) = T(t) * E(t) - C(t) + A(t)$

Donde:

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

$T(t)$: Componente de Tendencia.

$E(t)$: Componente Estacional.

$C(t)$: Variaciones Cíclicas

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

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

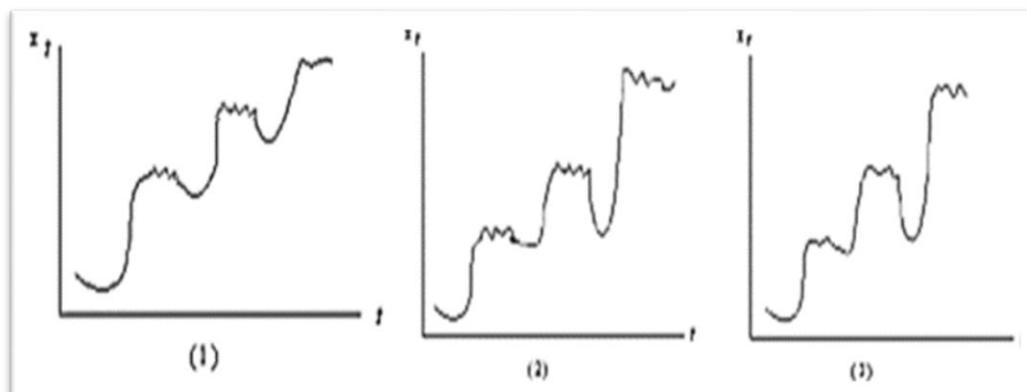


Figura 1. Proceso de modelos de series temporales

Fuente: Leonardo (2013)

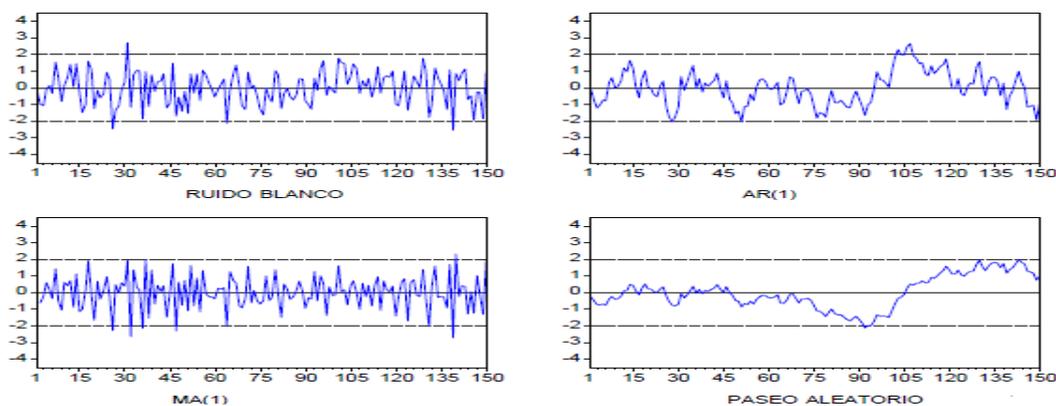


Figura 2. Series temporales simuladas a partir de varios modelos ARIMA

Fuente: (Leonardo, 2013)

2.2.6. Ruido blanco

Según Uriel (1985) 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. Esto significa que la señal contiene todas las frecuencias y todas ellas tienen la misma potencia. Igual fenómeno ocurre con la luz blanca, lo que motiva la denominación.

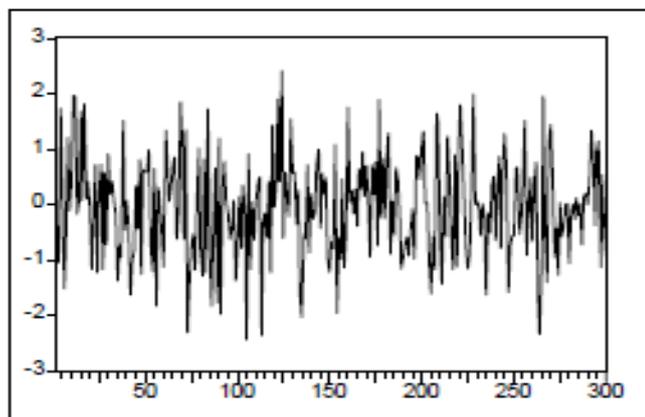


Figura 3. Proceso de ruido blanco

Fuente: Leonardo (2013)

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.

Las técnicas más rigurosas para la predicción univariante son las denominadas técnicas o modelos de Box-Jenkins, o más concretamente modelos ARIMA, pues las técnicas de Box-Jenkins constituyen un conjunto más amplio, dentro del cual los modelos ARIMA univariantes son solo una parte Aznar & Trivez (1993).

2.2.8. Modelo Univariante no integrado

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

serie.

2.2.9. 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.

2.2.10. Series de tiempo estacionales

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 diferenciar 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 a aquel modelo que representa mejor el proceso que sigue la serie y se incrementa su varianza.

Una serie de tiempo es estacional es 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, además de un comportamiento similar de las observaciones de los “meses de diciembre” entre sí, y de los meses de junio “entre sí”.

2.2.11. Componentes de una serie de tiempo

Según, Hanké (2006) 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.

- **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, caen hacia cero conforme aumenta el número de retrasos. De tiempo y entonces de forma gradual, caen hacia cero conforme aumenta el número de retrasos.
- **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. 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 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.

2.2.12. Modelos de series de tiempo

Operadores y polinomios

Según Gutiérrez (2008) Los polinomios de retraso son muy útiles, porque permiten representar en forma concisa y simple modelos que son muy valiosos (pero que parecen complejos).

- ✓ **Operador de retraso o “backward” B ,** aplicable a z_t nos indica que se debe retrasar la variable un periodo: Es decir $B z_t = z_{t-1}$, También $B^2 z_t = B [B z_t] = B[z_{t-1}] = z_{t-2}$. Y en general $B^k z_{t-k}$.
- ✓ **Operador diferencia ∇ ,** aplicable a Z_t nos indica que debe obtener las diferencias entre Z_t y su valor rezagado:

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

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

- ✓ **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:**

$$G(B) = A(B)/C(B)$$

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

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

2.2.13. Modelo ARMA(p,q)

Proceso estocástico que sigue la variable aleatoria Z_t cuya desviación con respecto a su valor esperado μ lo denotamos por: $Z_t = Z_{t-\mu}$

El modelo lo expresamos de la siguiente forma: $\phi(B)Z_t = \theta(B)a_t$. Donde $\phi(B)$, $\theta(B)$ 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 a la variable Z_t seria:

$$(1 + \phi_1 B + \phi_2 B^2 + \dots + \phi_p B^p)Z_t = (1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q)a_t \dots \dots \dots \text{(I)}$$

O también:

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

En el modelo ARMA (p,q) es una generalización de los modelos AR y MA, combinando ambas clases de modelos. Tal generalización surge de observar que las series de tiempo presentan, simultáneamente características de procesos AR y MA además el principio de parsimonia sugiere construir modelos que incluyen el menor número posible de

parámetros. Es de esperarse que no todas 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:

$$w_t = \nabla^d z_t, \dots\dots (1)$$

Para todo t. para esta nueva serie es posible obtener un modelo ARMA:

$$(B)w_t = (B)a_t \dots\dots(2)$$

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 1, para $d=1$. El valor de z_t se puede obtener multiplicando ambos lados de dicha ecuación por el operador ∇^{-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) Hanké (2006)

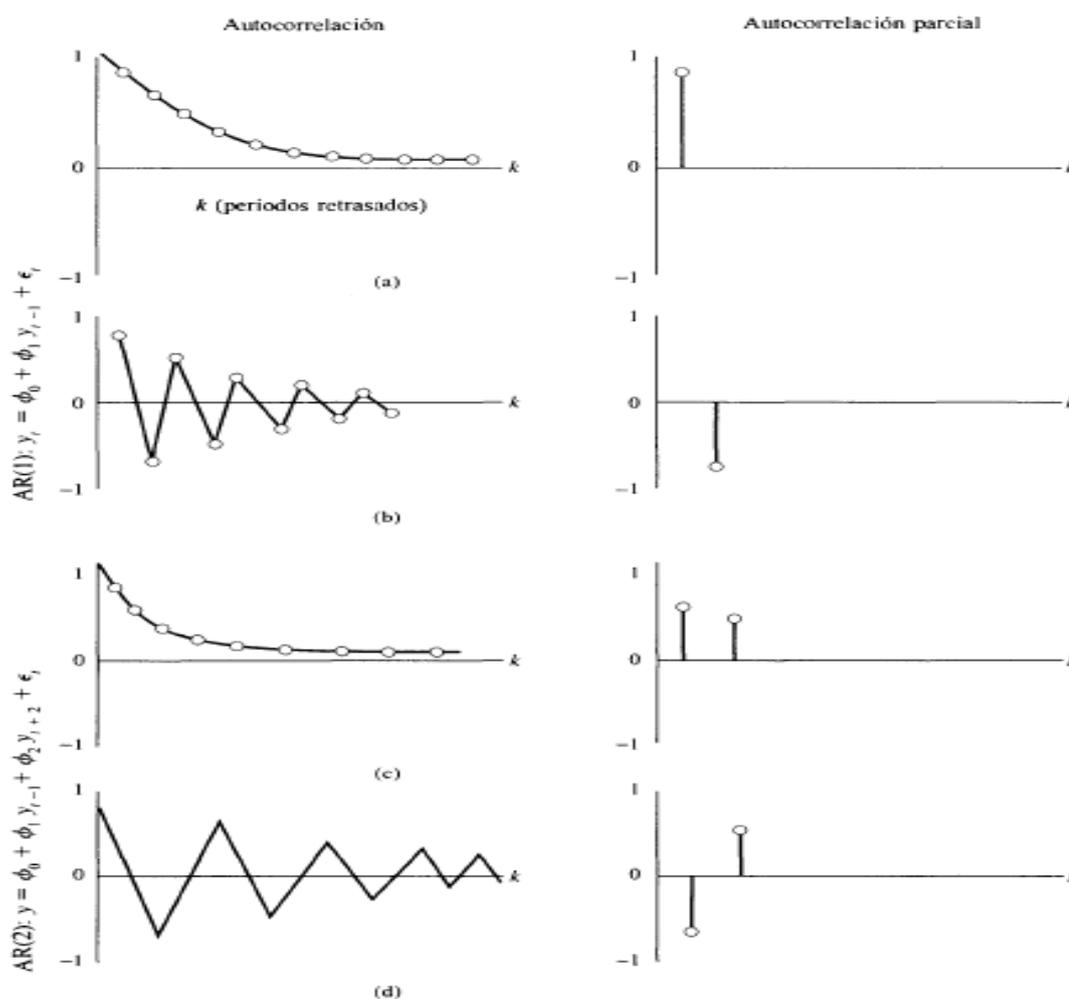


Figura 4. Función de Autocorrelación y Autocorrelación Parcial AR(1) y AR(2)

Fuente: Leonardo (2013)

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

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

COEFICIENTES DE AUTOCORRELACION Y AUTOCORRELACION
PARCIAL DE LOS MODELOS MA (1) Y MA (2)

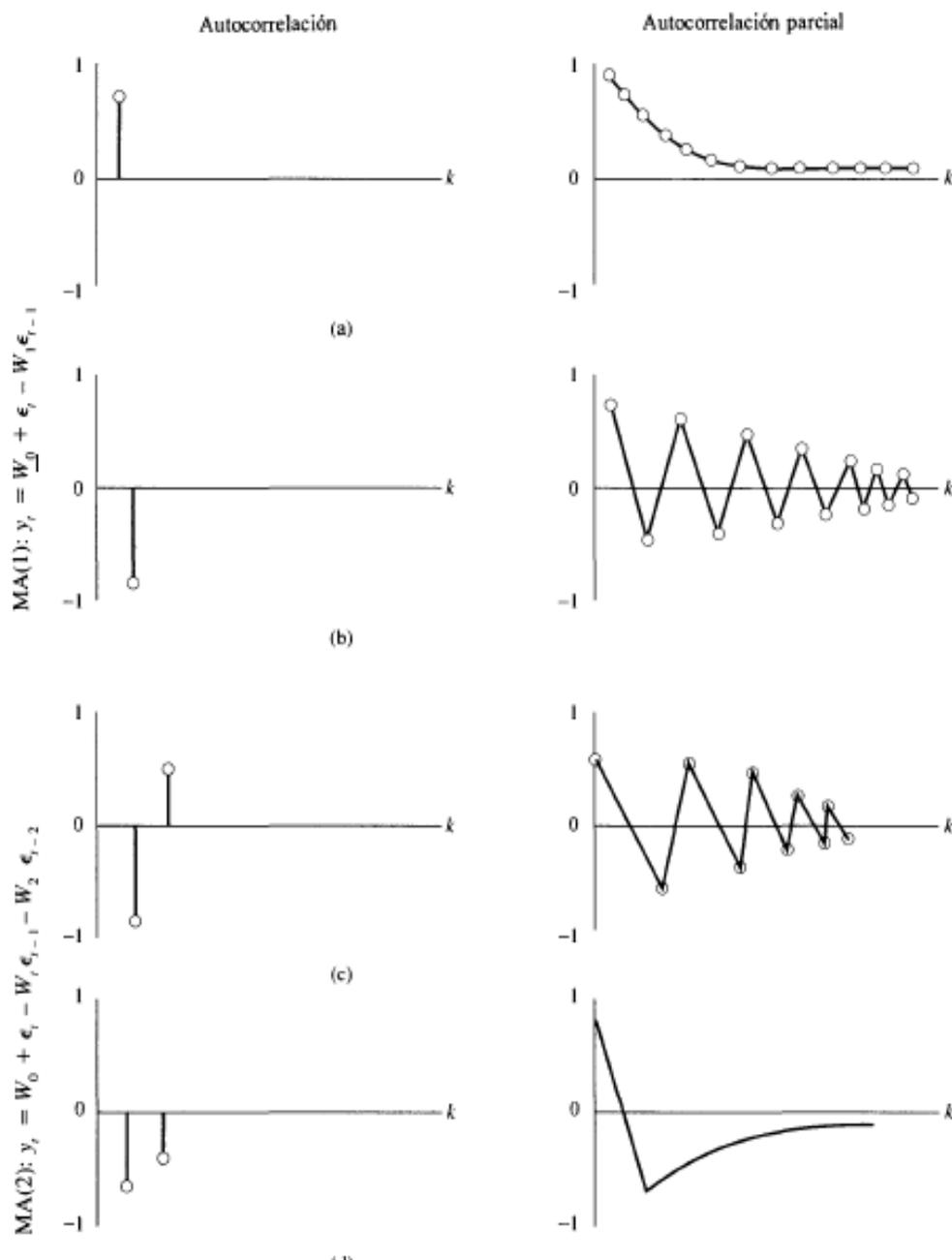


Figura 5. Función de Autocorrelación y Autocorrelación Parcial MA(1) y MA(2)

Fuente: Leonardo (2013)

$$\text{MA(1): } y_t = w_0 + \varepsilon_t - w_1 \varepsilon_{t-1}$$

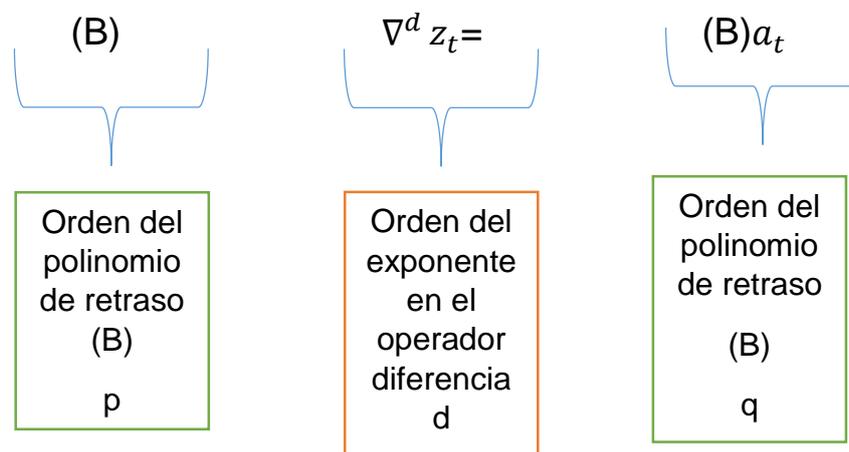
$$\text{MA(2): } y_t = w_0 + \varepsilon_t - w_1 \varepsilon_{t-1} + w_2 \varepsilon_{t-2}$$

2.2.14. Modelo ARIMA (p,d,q)

Dado que en muchas ocasiones el proceso estocástico que sigue $[z_{t-u}] = z_t$ no es estacionaria, 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, integreted, 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 ∇^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 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 .

2.2.15. Modelo multiplicativo estacional (ARIMA (p, d, q) $(p, d, q)_E$)

Según Gutiérrez (2008) Para 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, 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 denotaremos por: modelo ARIMA $(p,d,q) \times (P, D, Q)_E$ cómo 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.

- 1) Considerar la relación que puede existir entre las observaciones de los meses contiguos dentro de los años.

- 2) 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.

2.2.16. Elaboración de modelos AR(), MA(), ARMA() Y ARIMA()

Según Redalyc (2015). Los modelos ARIMA o modelos de promedio móvil autorregresivo integrados 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, los modelos de pronóstico se dividen en:

2.2.17. Modelos lineales estacionarios

Modelo autoregresivo AR()

Según Statistical Ecology (2015). Las 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: $Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t$, Dónde: e_t es el residuo o término de error, al que se supone una media igual a cero.

El número de periodos que demora “ p ” se determinará cuando se llegue a la estabilidad de los coeficientes. Si resulta que $p=12$ para datos mensuales, el modelo autorregresivo establece un modelo de índices estacionales que son los coeficientes estimados.

Como se mencionó previamente, puede eliminarse el propio patrón estacional para investigar si hay otro modelo que abarca varios años, o si el modelo se extiende a un plazo más largo. Naturalmente, el modelo autorregresivo puede también revelar variaciones cíclicas menores de doce meses. 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: ϕ_1, \dots, ϕ_p , son los parámetros del modelo, c es una constante 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)

Viene definido por: $y_t = \phi_1 y_{t-1} + e_t$

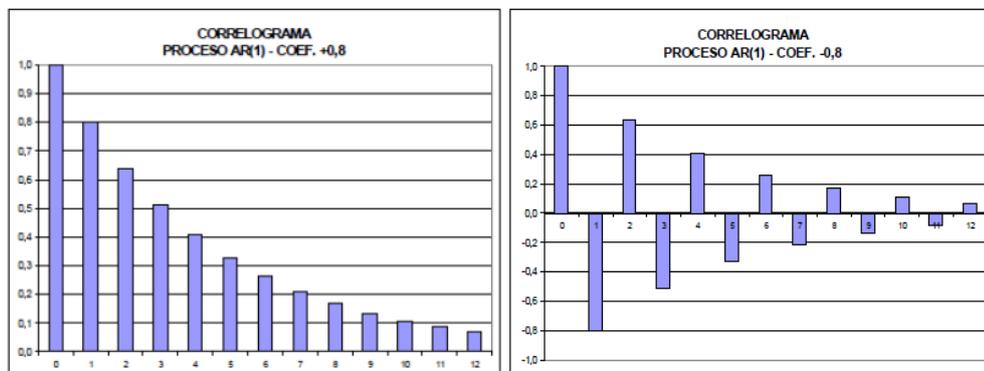


Figura 6. Correlograma Proceso AR(1)

Fuente: Leonardo (2013)

Un proceso AR (2)

Un modelo AR (2) viene definido por:

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

Proceso 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

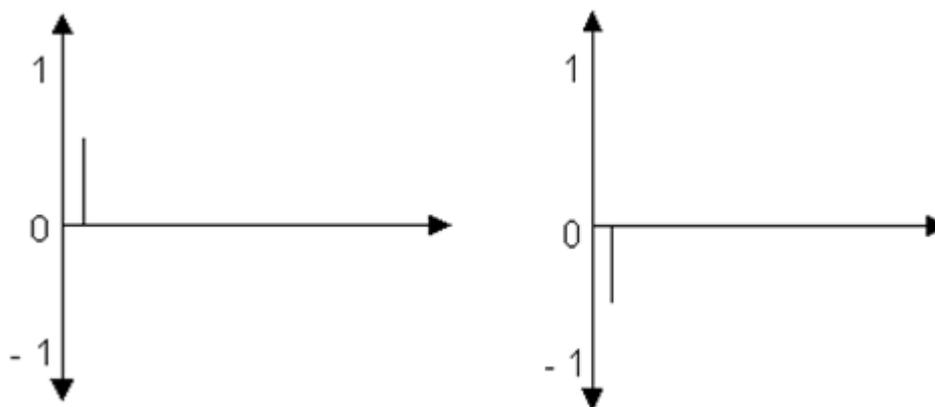


Figura 7. Proceso MA(1)

Fuente: Leonardo (2013)

Proceso ARMA

Según SCIELO (2015). La combinación de procesos AR y MA da lugar a los procesos mixtos ARMA. La formulación general de un proceso

ARMA (p, q) es:

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

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

Para el proceso

ARMA (1, 1) Un proceso ARMA (1, 1), se excluye la constante por

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

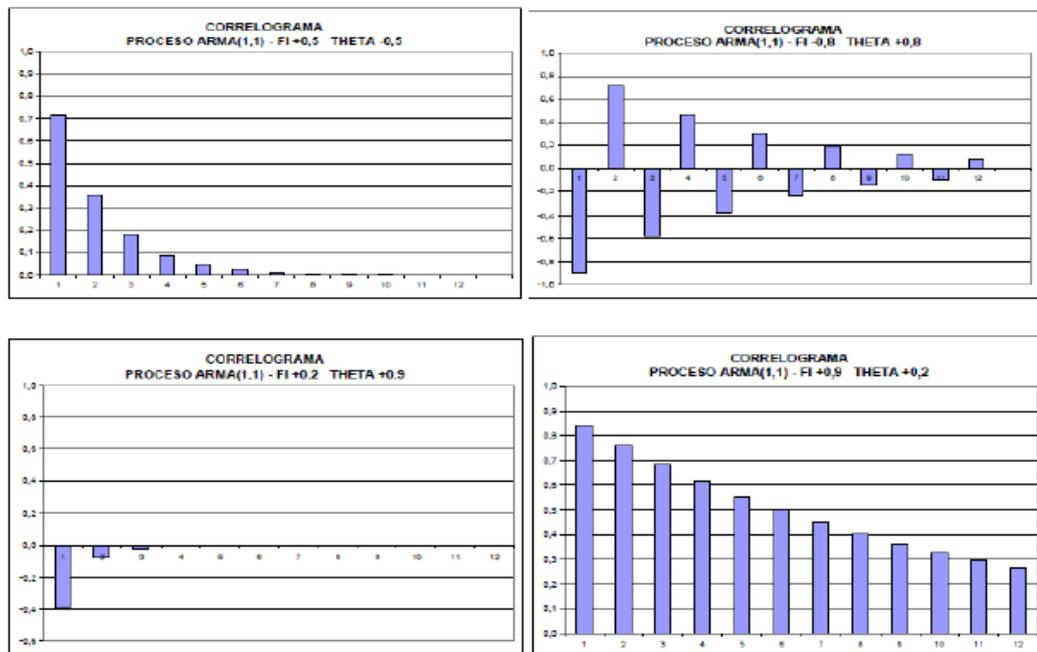


Figura 8. Correlograma Proceso ARMA (1,1)

Fuente: Leonardo (2013)

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.

2.2.18. 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. ($0 \leq r \leq 1$)

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.

2.2.19. Función de autocorrelación

Según, Hanké (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 μ se define entonces a función de autocorrelación

$$R(K) = \frac{E[(Y_i - \mu)(Y_{i-k} - \mu)]}{\sigma^2}; \quad \text{Donde } E \text{ es el valor esperado y } k \text{ el}$$

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 σ^2 y utilizar los términos autocorrelación y autovarianza de manera intercambiable.

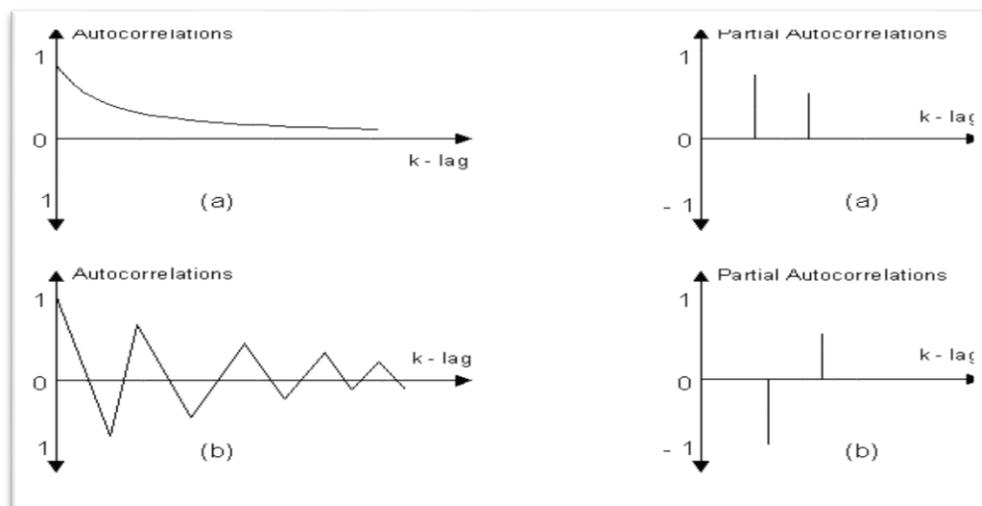


Figura 9. Comportamiento de la Función de Autocorrelación y Autocorrelación Parcial

Fuente: Hanké (2006)

2.2.20. 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: $\omega_p(B)(1 - B)^d Y_t = \tau(B) a_t$

2.2.21. Transformación de BOX-COX

Según 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 logarítmica. Esta transformación se define por:

$$Y_t^\lambda = \begin{cases} (y_t^\lambda - 1)/\lambda & \lambda \neq 0 \\ \lambda & \lambda = 0 \end{cases}$$

La transformación de Box-Cox requiere definir el parámetro λ 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.

2.2.22. Intervalos de confianza para 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 E_t Sigue una distribución normal, el parámetro λ_α se obtendrá de las tablas de dicha distribución al nivel de significancia α elegido.

2.3. DEFINICIÓN DE TÉRMINOS

2.3.1. Ventas

La venta es una de las actividades más pretendidas por empresas, organizaciones o personas que ofrecen algo (productos, servicios u otros) en su mercado meta, debido a que su éxito depende directamente de la cantidad de veces que realicen ésta actividad, de lo bien que lo hagan y de cuán rentable les resulte hacerlo.

2.3.2. Electrohogar

Son productos que se ofertan en el mercado de competencia en tiendas como productos electrodomésticos, lavaseca, cocina, licuadoras, tecnología, TV, entre otros.

2.3.3. Producto

Los productos son todos aquellos objetos u artefactos, fabricados en industrias, empresas siguiendo una línea de producción o de manera artesanal por las personas.

2.3.4. Retail

También venta al detalle o Comercio minorista en español, es un sector económico que engloba a las empresas especializadas en la comercialización masiva de productos o servicios uniformes a grandes cantidades de clientes. Es el sector industrial que entrega productos al consumidor final.

2.3.5. Tiendas Peruanas S.A.

Tiendas Peruanas S.A. es una empresa del sector retail perteneciente al Grupo Intercorp encargada del rubro de los grandes almacenes. Fue

lanzada como complemento a Supermercados Peruanos la cual se encarga de supermercados e hipermercados.

2.3.6. Oechsle

La tienda departamental Oechsle ha sido relanzada para la campaña del Día de la Madre de 2009 con una tienda ubicada en el centro comercial Real Plaza Huancayo en la Ciudad de Huancayo, Junin. El 24 de septiembre se abre la primera tienda de Trujillo en el C.C. Real Plaza, el 8 de diciembre se inaugura la primera tienda en la capital, Lima en el centro comercial Real Plaza Centro Cívico, cerrando el año 2009 con 3 locales. En el 2010 se inaugura un nuevo local en Ica el 6 de mayo. La quinta tienda se inauguró en el C.C. Minka del Callao el 25 de junio en su formato Outlet.

2.3.7. Estacionariedad

En una serie de tiempo, decimos que la serie es estacionaria si $f(Y_t) = f(Y_{t+1})$, es decir, el comportamiento de la variable en el tiempo es el mismo si se produce un desplazamiento de la serie.

2.3.8. 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.

2.3.9. Modelo

Es la representación matemática de las variables en estudio y los parámetros que son estimados, con fines de predicción del comportamiento futuro de la variable en estudio.

2.3.10. Modelo BOX-JENKINS

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

2.3.11. Modelo Univariante BOX-JENKINS

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

2.3.12. Modelo Univariante de BOX-JENKINS No Integrados

Son los procesos de Media Móviles $MA(q)$, Autoregresivos $AR(P)$ y Procesos Mixtos $ARMA(pq)$ se las considera como los modelos no integrados en vista de que no invierte la estacionalidad de las series observadas.

2.3.13. Modelo Univariante de BOX-JENKINS Integrados

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.

2.3.14. Periodos

Espacio de tiempo que incluye toda la duración de algo.

2.3.15. Predicción

Anunciar algo que ha de ocurrir en el futuro en función de hechos pasados de la misma variable analizada, en serie de tiempo los datos deben ser tomadas en momentos sucesivo de tiempo para su análisis.

2.3.16. Pronóstico

Enunciado sobre lo que es probable que ocurra en el futuro, basándose en análisis y en consideraciones de juicio.

2.3.17. Ruido Blanco

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

2.3.18. Serie de Tiempo

Conjunto de observaciones ordenadas que puede ser analizada respecto a la información existente en el pasado y así poder determinar la estructura en el futuro.

2.3.19. Variable

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

2.3.20. Variable dependiente

Son variables que influyen en el conjunto de relaciones y a su vez están influenciados por las variables independientes.

2.3.21. Variable independiente

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

2.4. OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES

Tabla 1. Operacionalización de variables

VARIABLES	INDICADORES	ÍNDICE
VARIABLE DEPENDIENTE:		
- Ventas mensuales de productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo	Expresada en soles	Soles
VARIABLE INDEPENDIENTE:		
- Ventas mensuales de los productos de Electrohogar desfasado en distintos periodos de tiempo en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo	Periodo de registro de datos	Meses

Fuente: Elaborado por el investigador

CAPÍTULO III

MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. POBLACIÓN

La población en estudio está representada por los registros existentes del número total de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar que registra en los reportes de las ventas, recopilada en la Entidad Privada de Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo.

3.2. MUESTRA

La elección de la muestra de la población está conformada por el número general de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar, en Tiendas Peruanas S.A. en el Periodo 2009-2017, que se registra en los reportes de las ventas, en la Entidad Privada de Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo.

3.3. MÉTODO DE RECOLECCIÓN DE DATOS

Para el presente trabajo de investigación se obtendrán los datos mediante el método directo, a través de la documentación proporcionada por Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo

3.4. MÉTODO DE TRATAMIENTO DE DATOS

En el presente trabajo de investigación se utilizará la teoría de WIENER- KOLMOGOROV, más conocido como el enfoque de Box-Jenkins en 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.

3.5. MÉTODO DE BOX-JENKINS (Teoría de WIENER-KOLMOGOROV).

Según Ezequiel (1985). 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.

3.6. PRONÓSTICO.

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.

3.7. FUNCIÓN DE AUTOCORRELACION

La función conformada por las correlaciones internas entre los términos de una serie observada (Ventas mensuales de productos de electrohogar) en Huancayo, Periodo 2009-2017. 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 autocovarianza cuando no existe desplazamiento alguno; ósea, es la varianza del proceso a la que se ajusta a las ventas de los productos de electrohogar

u = Es la media del proceso a la que se ajusten la serie de las ventas mensuales de los productos de electrohogar.

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

3.8. FUNCION DE AUTOCORRELACION PARCIAL

La matriz de autocorrelacion para la serie estacionaria de longitud

N, está dado por:

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

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 las ventas de los productos de electrohogar

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

r_k = la K-esima función de autocorrelacion del proceso a la que se ajusta la serie de las ventas de los productos de electrohogar.

N = tamaño de la serie con formado 3285 días equivalentes a 9 años (2009-2017) de la serie original.

3.9. 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”.

3.10. FASE DE IDENTIFICACIÓN DE MODELOS ESTOCÁSTICOS.

Se trata de una determinación de estacionariedad de la serie (d y λ) 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.
- Estimación de la función de autocorrelacion y la función de la autocorrelacion parcial; se demuestra la significancia de los r_k Y ϕ_{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 circulo unitario, es conveniente realizar esta inspección.

3.11. FASE DE VERIFICACIÓN DEL MODELO

El objetivo para elaborar el modelo ARIMA es encontrar 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 aproximen al comportamiento de un “ruido blanco”
- Modelo estimado sea estacionario é invertido.

- Los coeficientes sean estadísticamente significativos, 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.

3.12. FASE DE PREDICCIÓN O PRONOSTICOS.

- 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.

3.13. 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 auto regresiva y media móvil respectivamente.

B: es el operador retardos.

λ : 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 los largo tiempo.

En principio pueden presentarse distintas (infinitas) formas por las que 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 la serie de las ventas mensuales 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:

$$\text{ARIMA}(p,0,0)$$

$$\text{ARIMA}(0,0,q)$$

$$\text{ARIMA}(p,0,q)$$

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.

3.14. TRANSFORMACION NO LINEAL

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 “delta log”.

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

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

3.15. METODOLOGÍA DEL ENFOQUE BOX-JENKIN

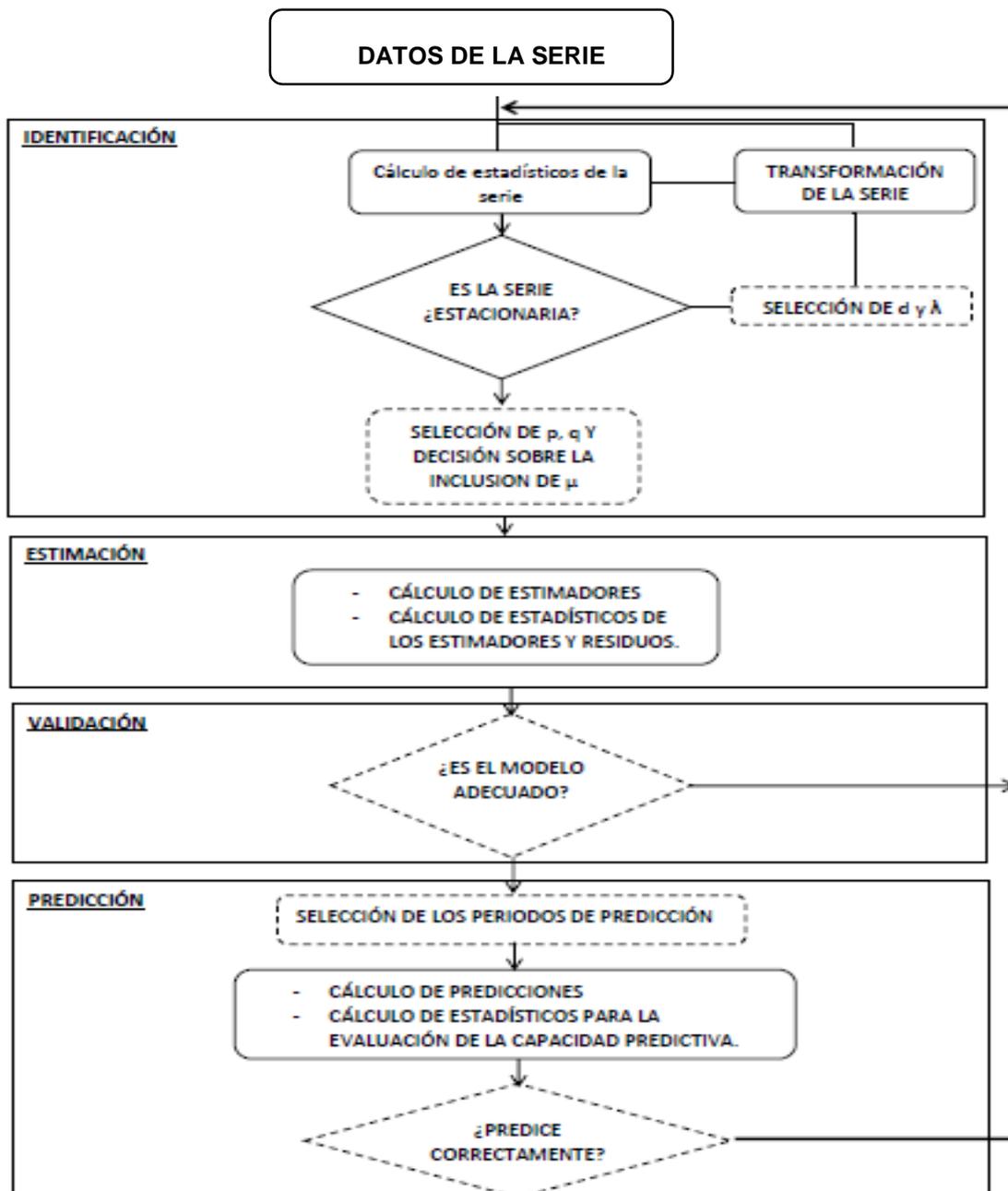


Figura 10. Metodología del Enfoque Box-Jenkin

Fuente: Leonardo (2013)

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y DISCUSION

Después de procesar la información, presentamos los cuadros y figuras para su análisis respectivo, interpretación y discusión de la serie histórica de las ventas mensuales de los productos de electrohogar en tiendas peruanas S.A OECHSLE Huancayo, periodo 2009 – 2017.

- **Análisis, discusión e interpretación de los resultados correspondientes la serie histórica de las ventas mensuales de los productos de electrohogar en tiendas peruanas S.A OECHSLE Huancayo, periodo 2009 – 2017.**

A continuación, se presenta la información correspondiente a la serie histórica de las ventas mensuales de los productos de electrohogar en tiendas peruanas S.A OECHSLE Huancayo, periodo 2009 – 2017.

Tabla 2. Serie Histórica de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo, periodo 2009-2017.

MES	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
ENERO		3794	4209	4164	4040	4471	3780	3448	3115
FEBRERO		3343	3356	3562	3904	3914	3604	3034	2902
MARZO		3812	3073	4359	4901	4661	4260	3872	3931
ABRIL		4102	4502	4681	4160	4782	4269	4045	4326
MAYO	4087	5265	4841	5518	4885	5302	4589	4992	4831
JUNIO	2957	4149	3998	4090	4415	4302	3775	4045	4422
JULIO	3686	4429	5647	5448	5154	4379	5121	4760	4935
AGOSTO	2900	4040	4209	3972	4899	4082	4524	3964	4325
SETIEMBRE	2640	3478	3579	3985	4176	3835	3979	3955	3979
OCTUBRE	2785	3635	4422	4027	3936	3943	3256	3663	3843
NOVIEMBRE	3612	3666	3499	3801	3733	4405	3822	2992	
DICIEMBRE	5314	6398	6854	7719	8082	8315	6563	5909	

Fuente: Tiendas peruanas S.A. OECHSLE Huancayo

4.1. ANÁLISIS DE LA INFORMACIÓN

4.1.1. Fase de identificación del modelo

Efectuando la metodología Box–Jenkins para obtener un modelo de series de tiempo univariante, se dispone 102 datos mensuales de la serie histórica de las ventas mensuales de los productos de electrohogar en tiendas peruanas S.A OECHSLE Huancayo, periodo 2009 – 2017.

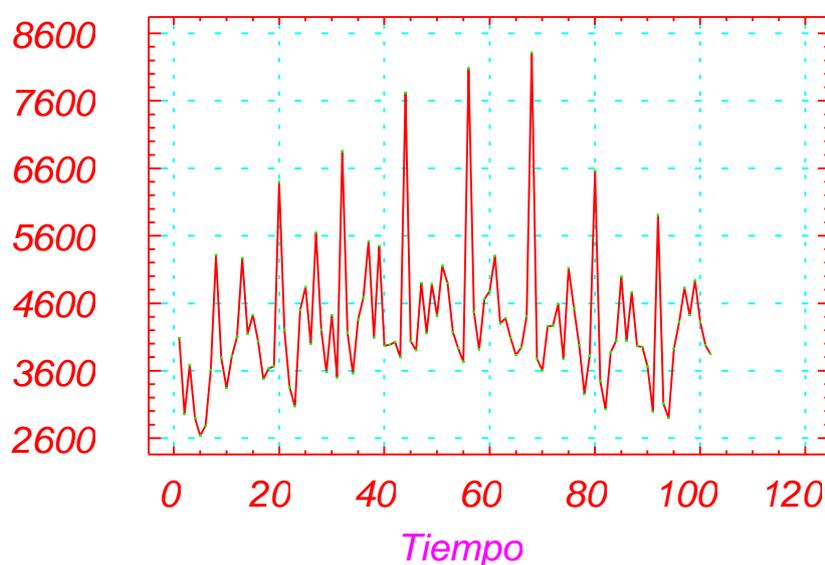


Figura 11. Evolución de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017

Fuente: Elaboración propia de las ventas de los productos en tiendas peruanas S.A OECHSLE Huancayo

En la **Figura 1.** se observa una serie histórica en forma de curva con periodos estacionales y dentro de esos periodos tenemos observaciones no estacionales, es decir muestra una serie no estacional combinada con información no estacional e información estacional. La serie presenta una tendencia levemente ascendente hasta el sesentavo mes, a partir de ese valor

empieza a decrecer la serie en forma lenta. Por lo tanto la serie no es estacionaria ni en media ni en varianza por lo q debe ser diferenciada.

Luego encontramos la función de autorrelación estimada y la función de autocorrelación parcial estimada dela serie original:

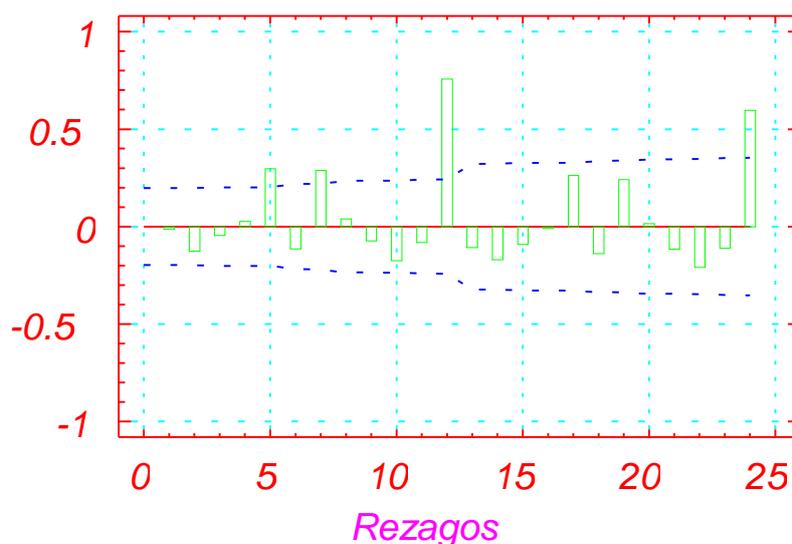


Figura 12. Autocorrelaciones estimadas de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017

Fuente : Elaboración propia de las ventas de los productos en tiendas peruanas S.A OECHSLE Huancayo.

En la **Figura 12.** El primer paso en la identificación del modelo tentativo es observar los coeficientes de autocorrelacion estimados de la serie de tiempo, los que nos indican que la serie es no estacionaria debido a que presenta coeficientes significativos, es decir los coeficientes que sobre pasan el límite superior de correlograma (5, 7, 12, 24). También muestra la serie periodos de tiempo bien marcados, además se observa que la media tiene el valor de cero.

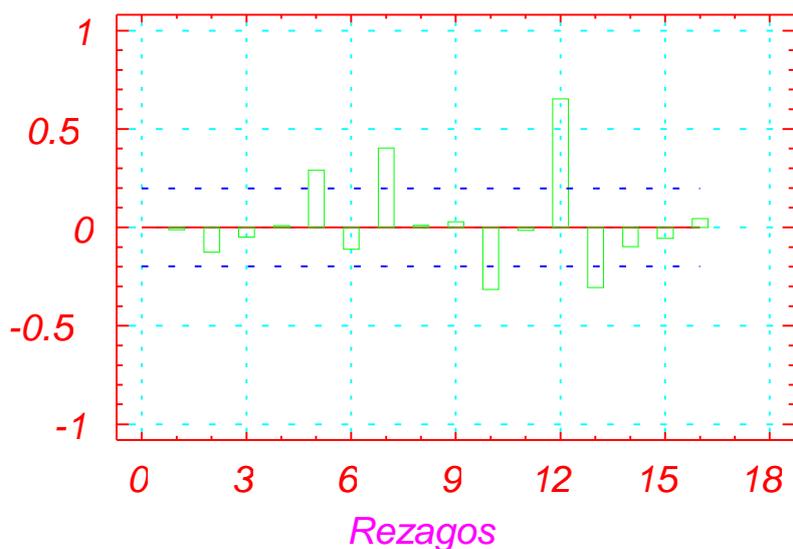


Figura 13. Autocorrelaciones parciales estimadas de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo periodo 2009-2017

Fuente : Elaboración propia de las ventas de los productos en tiendas peruanas S.A OECHSLE Huancayo.

En la **Figura 13**. Observamos la función de autocorrelacion parcial donde se aprecia que los coeficientes 5, 7, 10, 12 y 13 son significativos, hay una alternancia de coeficientes positivos y negativos que sobrepasan los límites superior e inferior y alrededor de la media que es cero corroborando de esta forma que la serie no es estacionaria. Por consiguiente, creemos necesario realizar diferencias no estacional y estacional a la serie de tiempo.

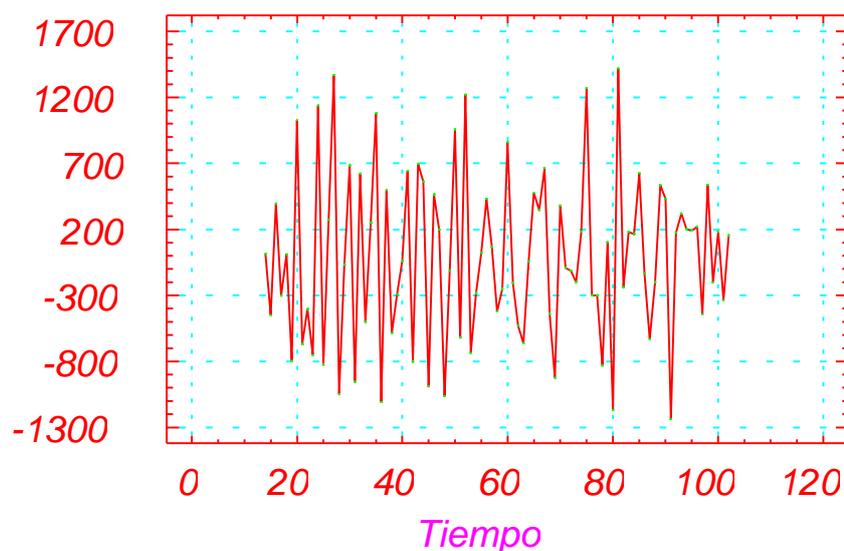


Figura 14. Primera diferencia no estacional por primera diferencia estacional de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017

Fuente : Elaboración propia de las ventas de los productos en tiendas peruanas S.A OECHSLE Huancayo.

En la **Figura 14.** Muestra la diferencia conjunta de la parte no estacional y la parte estacional debido a que en la serie original se nota claramente periodos largos y cortos indicándonos que debemos diferenciarlo conjuntamente para identificar el modelo que ajustara a la serie de datos históricos. En la diferenciación conjunta se pierden 13 valores, un valor debido a la diferencia no estacional y 12 valores con respecto a la diferencia estacional. El gráfico toma la forma de un ruido blanco aproximadamente donde la media es cero y la varianza constante. Esto nos indica que la serie es estacionaria para lo cual debemos obtener sus funciones de autocorrelacion estimada y autocorrelacion parcial estimada.

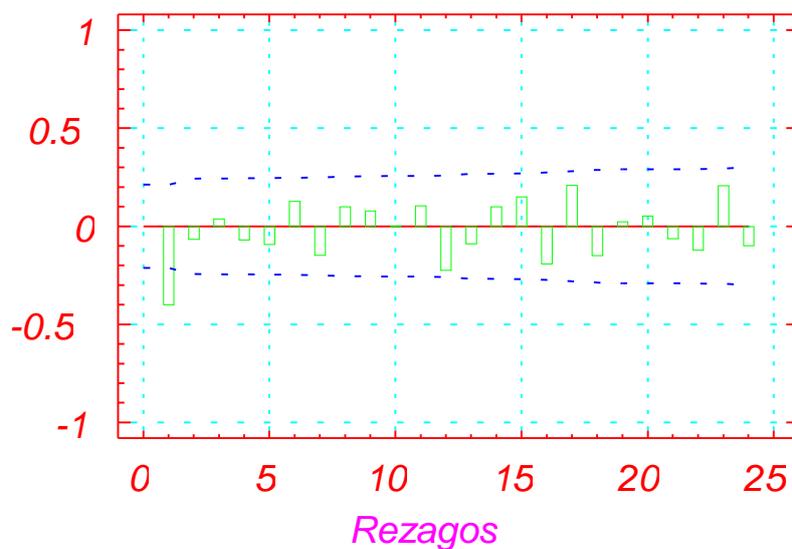


Figura 15. Autocorrelaciones estimadas para la primera diferencia no estacional por primera diferencia estacional de las ventas mensuales de los productos de electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017

Fuente : Elaboración propia de las ventas de los productos en tiendas peruanas S.A OECHSLE Huancayo.

La **Figura 15.** Muestra las autocorrelaciones estimadas que indican una alternancia de signos positivos y negativos alrededor de la media con valor cero. También se observa que existe un coeficiente significativo negativo (1). A partir del coeficiente 2 la serie tiende a cero.

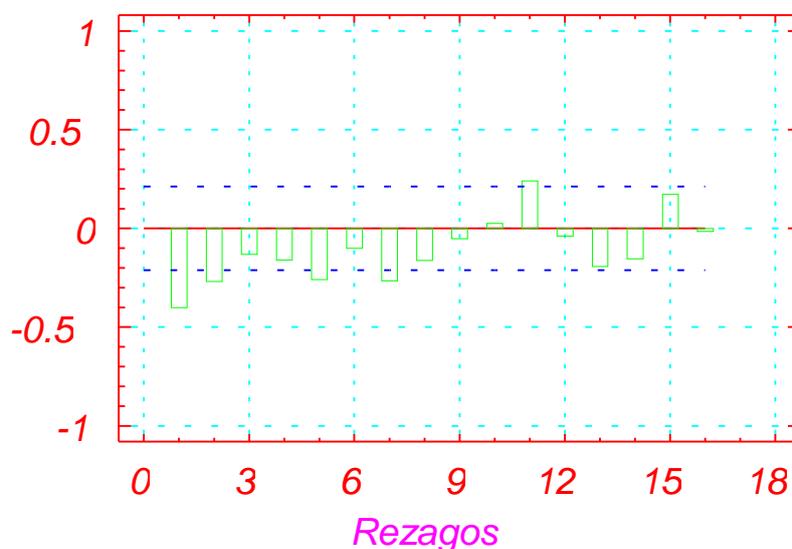


Figura 16. Autocorrelaciones parcial estimadas para la primera diferencia no estacional por primera diferencia estacional de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017

Fuente : Elaboración propia de las ventas de los productos en tiendas peruanas S.A OECHSLE Huancayo.

La **Figura 16.** Presenta la función de autocorrelacion parcial estimada, donde nos indica la existencia de coeficientes significativos, es decir que sobrepasan los límites superior (11) e inferior (1, 2, 5, 7) de la función de autocorrelacion parcial. El comportamiento de este gráfico corrobora con el análisis del Gráfico N° 5. Se observa también una caída exponencial en los coeficientes negativos bajo la media que es cero, esto nos confirma la existencia de un modelo multiplicativo de medias móviles.

De todo este análisis realizado anteriormente llegamos a la conclusión de que el modelo identificado para la serie histórica es un ARIMA multiplicativo: ARIMA (0, 1,1) (0, 1,1), que en forma de ecuación es la siguiente:

$$Y_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_{12} \varepsilon_{t-12} + \theta_{13} \varepsilon_{t-13} + \varepsilon_t$$

4.1.2. Fase de estimación del modelo identificado

Siguiendo con la aplicación de la metodología Box – Jenkins, el paso a seguir es la estimación de sus parámetros del modelo identificado para la serie histórica de las ventas mensuales de los productos de electrohogar en tiendas peruanas S.A OECHSLE Huancayo, periodo 2009 – 2017.

Tabla 3. Resultados del Modelo ARIMA(0,1,1)(0,1,1) de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo, periodo 2009-2017.

Resumen del modelo ajustado para: Serie de las ventas de electrodomésticos				
Parámetro	Estimado	Error. Estándar	t-valor	p-valor
MA(1)	0.71987	0.07918	9.09194	0.00000
SMA(12)	0.40049	0.11136	3.59636	0.00053
Modelo ajustado a las diferencias de orden 1.				
Modelo ajustado a las diferencias estacionales de orden 1 con longitud estacional = 12.				
Varianza estimada de ruido blanco = 2544430 con 87 grados de libertad.				
Desviación estándar de ruido blanco (std err) = 504.411.				
Estadística de prueba Chi-cuadrado en las primeras 20 autocorrelaciones residuales =20.4283.				
Probabilidad de un valor mayor con ruido blanco = 0.309232.				

Fuente : *Elaboración propia de las ventas de los productos en tiendas peruanas S.A OECHSLE Huancayo.*

Siendo la ecuación estimada y de pronóstico la siguiente:

$$\hat{Y}_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} - \hat{\theta}_1 \hat{\varepsilon}_{t-1} - \hat{\theta}_{12} \hat{\varepsilon}_{t-12} + \hat{\theta}_{13} \hat{\varepsilon}_{t-13}$$

$$\hat{\theta}_{13} = \hat{\theta}_1 * \hat{\theta}_{12} = (0.71987)(0.40049) = 0.288300736$$

$$\hat{Y}_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} - 0.71987 \hat{\varepsilon}_{t-1} - 0.40049 \hat{\varepsilon}_{t-12} + 0.2883 \hat{\varepsilon}_{t-13}$$

4.1.3. Fase de verificación o validación del modelo de pronóstico

En esta fase se validó el modelo estimado, para representar el comportamiento de la serie de los productos de electrohogar en tiendas peruanas S.A. Oechsle Huancayo, periodo 2009-2017.

Para que el modelo de pronóstico identificado sea bueno debe cumplir ciertas propiedades:

- Los valores de los parámetros estimados son menores que 1 y por lo tanto cumplen con la condición de invertibilidad como se observa en la tabla N°3

Es decir:

$$\hat{\theta}_1 = 0.71987 < 1$$

$$\hat{\theta}_{12} = 0.40049 < 1$$

- La **Tabla 3**. Muestra también que los coeficientes son significativos MA(1) y SMA(12) que tiene un valor de $p=0.00000$ y $p=0.00053$ y que son menores que 0.05, lo que indica que es un buen modelo.
- Los correlogramas de autocorrelacion estimada y de la autocorrelacion parcial estimada de los residuales no muestran ningún coeficiente significativo, es decir, no están fuera de sus límites de probabilidad al 95%, por lo que podemos concluir que la serie de los productos de electrohogar en tiendas peruanas S.A. Oechsle Huancayo, periodo 2009-2017 tiene la forma de un ruido blanco y por lo tanto es estacionaria o aleatoria.

➤ **Contraste Global de Box Y Pierce**

Planteamiento de hipótesis para el modelo ARIMA (0, 1,1)(0,1,1)

H_0 : Los residuales siguen un proceso de ruido blanco, es decir son independientes: $\rho_k = 0$

H_1 : Los residuales no siguen un proceso ruido blanco, es decir son dependientes: $\rho_k > 0$

➤ **Nivel de significancia**

$$\alpha = 0.05 = 5\%$$

➤ **Prueba Estadística**

$$Q_{cal}^* = (N - d) \sum_{i=1}^k \gamma_i^2(a_t)$$

$$Q_{cal}^* = 20.428$$

$$X_{(k-p-q, \alpha)}^2 = 32.7$$

$$X_{(21, 0.05)}^2 = 32.7$$

Por lo tanto, como $Q_{cal}^* = 20.428 < X_{(21, 0.05)}^2 = 32.7$, entonces aceptamos H_0 y rechazamos H_1 y afirmamos que los residuales siguen un proceso ruido blanco o lo que es lo mismo decir que son independientes, es decir la series histórica es estacionaria.

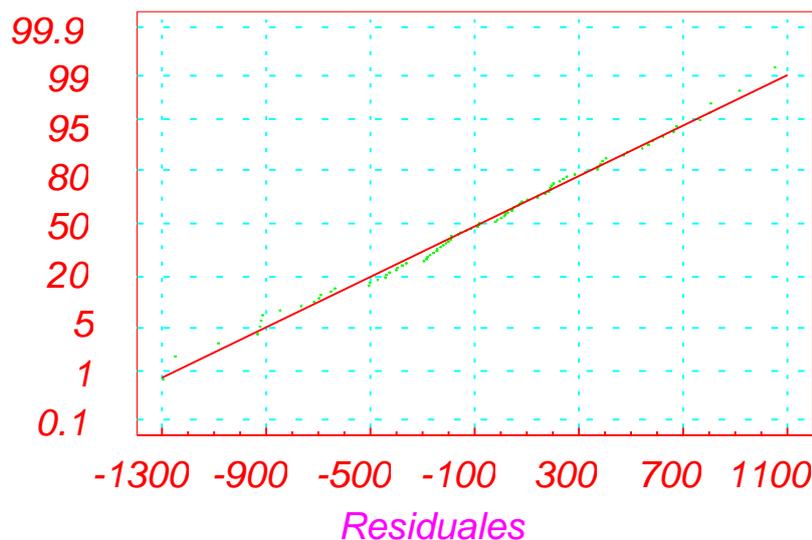


Figura 17. Probabilidad normal de residuales de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017

Fuente : *Elaboración propia de las ventas de los productos en tiendas peruanas S.A OECHSLE Huancayo.*

La **Figura 17.** Muestra la probabilidad normal de los residuales, la cual es satisfactoria, ya que muestra una dispersión menor, debido a que se distribuyen alrededor de la línea recta sin mostrar signos de deformación en los extremos. Por tanto se afirma que el modelo ARIMA (0, 1, 1)(0, 1, 1), es adecuado para realizar pronósticos.

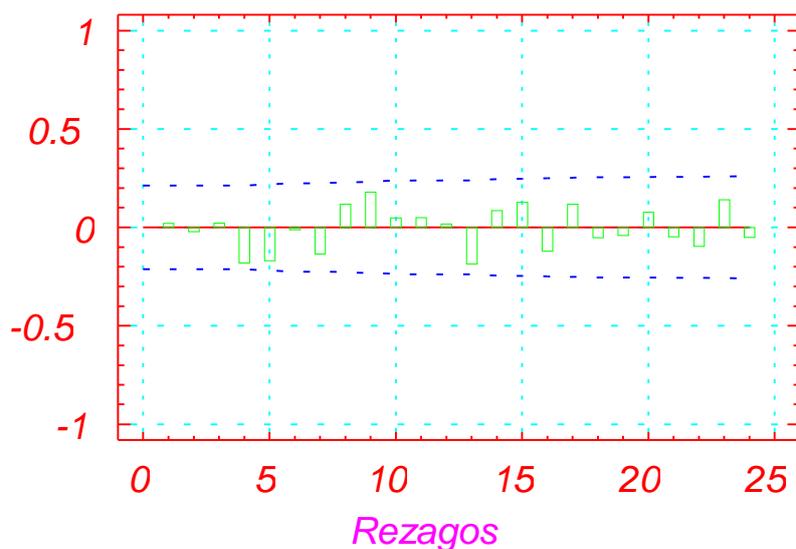


Figura 18. Autocorrelación estimada de los residuales de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017

Fuente : Elaboración propia de las ventas de los productos en tiendas peruanas S.A OECHSLE Huancayo.

La **Figura 18.** muestra que ningún coeficiente de autocorrelación es significativo, es decir no sobrepasan los límites del correlograma, por lo que la serie histórica de las ventas es completamente aleatoria (ruido blanco).

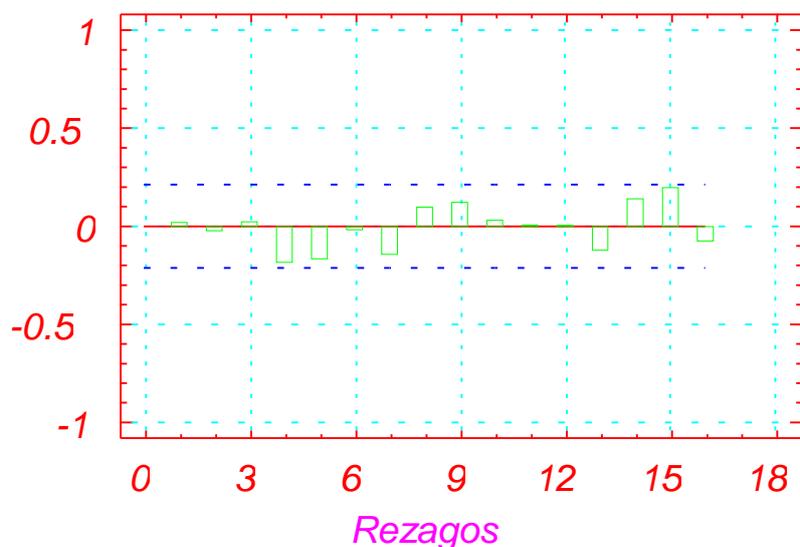


Figura 19. Autocorrelación parcial estimada de los residuales de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017

Fuente : Elaboración propia de las ventas de los productos en tiendas peruanas S.A OECHSLE Huancayo.

De la misma forma, podemos observar en la **Figura 19** que los coeficientes de autocorrelacion parcial estimados no sobrepasan los límites del correlograma, es decir que no son significativos. De esta manera la función de autocorrelacion parcial corrobora al grafico anterior afirmando que la serie es estacionaria o aleatoria (ruido blanco).

4.1.4. Fase de predicción de las ventas de los productos electrohogar

Generalmente los pronósticos con estos modelos se realizan para periodos largos. Una vez conseguido el modelo adecuado se realizan los pronósticos, para ver el comportamiento que siguen los valores pronosticados en el futuro de la serie histórica de las ventas mensuales de los productos de electrohogar en tiendas peruanas S.A. Oechsle Huancayo, durante el periodo 2009-2017.

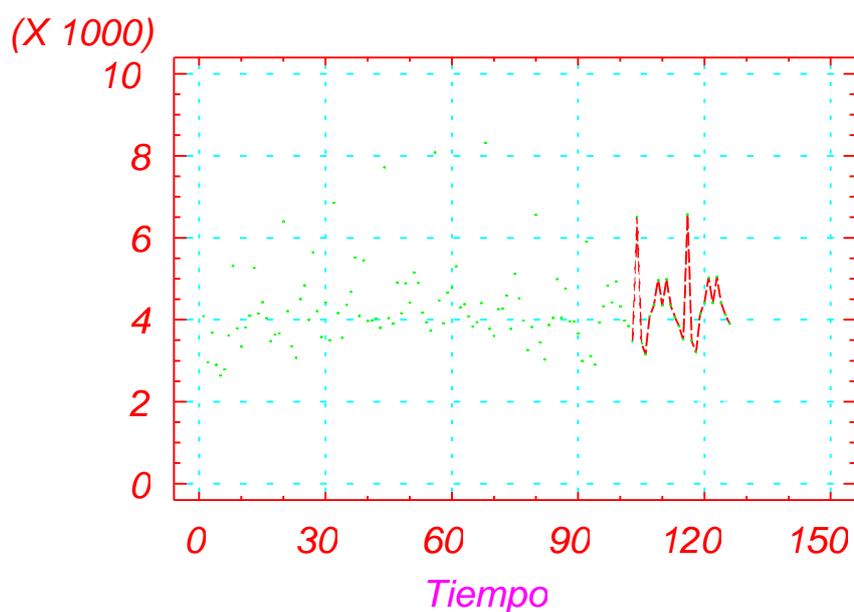


Figura 20. Función de pronóstico de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. OECHSLE Huancayo, periodo 2009-2017

Fuente : Elaboración propia de las ventas de los productos en tiendas peruanas S.A OECHSLE Huancayo.

Figura 20 muestra los pronósticos de la serie histórica y los intervalos de confianza al 95% para 24 periodos de tiempo, donde se observa que después del periodo 102 la serie sigue prolongándose tomando una forma irregular. El intervalo de confianza no muestra mucha amplitud, lo que indica que el modelo conseguido es bastante bueno para nuestros propósitos de estudio.

CONCLUSIONES

PRIMERO: Se llega a la conclusión de que el modelo univariante integrado multiplicativo ARIMA (0,1, 1)(0,1, 1) tuvo un mejor ajuste, respecto a la serie histórica de las ventas mensuales de los productos de electrohogar en tiendas peruanas S.A. Oechsle Huancayo, durante el periodo mayo 2009 – octubre 2017, y es el siguiente:

$$Y_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_{12} \varepsilon_{t-12} + \theta_{13} \varepsilon_{t-13} + \varepsilon_t$$

SEGUNDO: Se llegó a estimar el modelo integrado multiplicativo identificado como ARIMA (0, 1, 1) (0, 1, 1), cuya ecuación de pronóstico es la siguiente:

$$\hat{Y}_t = Y_{t-1} + Y_{t-12} - Y_{t-13} - 0.71987 \hat{\varepsilon}_{t-1} - 0.40049 \hat{\varepsilon}_{t-12} + 0.2883 \hat{\varepsilon}_{t-13}$$

TERCERO: El modelo estimado para pronóstico cumple las siguientes propiedades:

- Los coeficientes $\hat{\theta}_1$ y $\hat{\theta}_{12}$, son menores que 1.
- MA (1) y SMA (12) son significativos, ya que el valor del p-estadístico es menor que 0.05.
- Las FACP y FAC de los residuales se encuentran dentro de los límites del correlograma, es decir tienden a 0. Por lo tanto se concluye que la serie histórica de ventas de productos electrohogar es completamente estacionaria o aleatoria.
- La prueba Chi-cuadrada de los residuales indica que los coeficientes de autocorrelación son independientes.

CUARTO: Con el modelo estimado se obtuvo los pronósticos de la serie histórica de ventas de los productos de electrohogar, para los 24 meses siguientes que corresponden de noviembre del 2017 hasta noviembre del 2019. Véase en anexo 1.

RECOMENDACIONES

PRIMERO: Se recomienda realizar trabajos de investigación utilizando con una serie de mayor tamaño y de mejor amplitud para obtener un mejor modelo y debe hacerse cada cierto periodo de tiempo por recomendación.

SEGUNDO: Se recomienda hacer estos tipos de trabajos de investigación por un periodo de tiempo no menor a 10 años con el fin de obtener resultados actualizados y que nos permita tener una mejor visión empresarial en ventas comerciales.

TERCERO: Evitar la sobre parametrización y la sobre diferenciación; por ello, conducen a la obtención de modelos erróneos que limitan la efectividad en el pronóstico.

CUARTO: 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.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Adum, M. y. (2017). *Plan de Marketing para la Cadena de Electrodomésticos Novitat S.A. en la ciudad de Guayaquil*. (Tesis de Ingeniería), Universidad Católica de Santiago de Guayaquil, Facultad de Especialidades Empresariales , Guayaquil, Ecuador.
- Chiroque, D. (2018). *El Neuromarketing y su relación con las Ventas de equipos de cómputo en los supermercados Metro, San Miguel 2018*. (Tesis de Licenciatura), Universidad Cesar Vallejo, Facultad de Ciencias Empresariales, Lima.
- Chura, R. (2018). *La Promoción de Ventas y la decisión de compra de los productos Electrodomésticos en la tienda La Curacao Puno Periodo 2016*. (Tesis de Licenciatura), Universidad Nacional del Altiplano Puno, Facultad de Ciencias Contables y Administrativas, Puno.
- Cristian, E. (2015). *La Promoción de Ventas para el Posicionamiento de Mercado de Comercial Créditos Morales del Cantón Pelileo en el mes de Septiembre - Diciembre 2014*. (Tesis de Ingeniería), Universidad Técnica de Ambato, Facultad de Ciencias Administrativas, Abanto - Ecuador.
- Flores, J. (2011). *Modelo Univariante para el Pronóstico de la Evolución de los Ratios de Morosidad de Créditos vencidos para la Caja Municipal de Ahorro y Crédito Arequipa Periodo 2002 - 2010*. (Tesis de Ingeniería), Universidad Nacional del Altiplano Puno, Facultad de Ingeniería Estadística e Informática, Puno.
- Gutiérrez, H. y. (2008). *Análisis y diseño de experimentos* (Segunda Edición ed.). México: México, D.F. : McGraw-Hill Interamericana.
- Hanké, J. E. (2006). *Pronóstico en los Negocios* (Octava Edición ed.). México: México, D.F. : Pearson Educación.
- Leonardo, Q. J. (2013). *MODELO UNIVARIANTE PARA EL CONSUMO DOMESTICO*. (Tesis de Ingeniería), Universidad Nacional del Altiplano, Facultad de Ingeniería Estadística e Informática, Puno.

- Mendizábal, G. (2018). *Merchandising Visual y su Influencia en el Nivel de Ventas de la Empresa Negolatina de la Ciudad de Puno, en el periodo 2016*. (Tesis de Licenciatura), Universidad Nacional del Altiplano , Facultad de Ciencias Contables y Administrativas, Puno, Perú.
- Merino, C. (2015). *Modelo de Pronóstico de ventas para Potenciales Locales de una Cadena de Mejoramiento del Hogar*. (Tesis de Ingeniería), Univesidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Santiago de Chile.
- Monteagudo, R. (2011). *Modelos para la Producción y Consumo de Agua Potable en el Distrito de Puno, periodos 2001 - 2009*. (Tesis de Ingeniería), Universidad Nacional del Altiplano, Facultad de Ingeniería Estadística e Informática, Puno.
- Montero, J. M. (2007). *Estadística Descriptiva*. (A. O. Reguera, Ed.) Madrid, España: Thomson Editores Spain.
- Paredes, J. y. (2017). *Influencia de las estrategias publicitarias de medios impresos en la captación de clientes del Sector Retail de la Empresa de Servicios de Telecomunicaciones Claro, Arequipa - Segundo Trimestre 2017*. (Tesis de Licenciatura), Universidad Nacional de San Agustín, Facultad de Psicología, Relaciones Industriales y Ciencias de la Comunicación , Arequipa.
- Santillan, G. y. (2016). *Implementación de un Centro de Venta de Electrodomésticos y Aparatos Tecnológicos, Centro de Lima*. (Tesis de Licenciatura), Universidad Privada del Norte, Facultad de Negocios, Lima - Perú.

ANEXOS

Anexo 1

Pronóstico de las ventas mensuales de los productos de Electrohogar en
Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo, periodo 2009-2017.

PRONÓSTICO	Li	Ls
(1,1) 3468.31	(1,2) 2465.51	(1,3) 4471.1
(2,1) 6509.36	(2,2) 5467.96	(2,3) 7550.76
(3,1) 3430.01	(3,2) 2351.39	(3,3) 4508.63
(4,1) 3155.87	(4,2) 2041.26	(4,3) 4270.47
(5,1) 4086.18	(5,2) 2936.73	(5,3) 5235.64
(6,1) 4364.63	(6,2) 3181.34	(6,3) 5547.91
(7,1) 4964.66	(7,2) 3748.49	(7,3) 6180.83
(8,1) 4355.3	(8,2) 3107.1	(8,3) 5603.49
(9,1) 4991.53	(9,2) 3712.12	(9,3) 6270.94
(10,1) 4348.36	(10,2) 3038.47	(10,3) 5658.25
(11,1) 4063.49	(11,2) 2723.82	(11,3) 5403.16
(12,1) 3845.38	(12,2) 2476.57	(12,3) 5214.19
(13,1) 3525.63	(13,2) 1897.21	(13,3) 5154.04
(14,1) 6566.68	(14,2) 4877.41	(14,3) 8255.95
(15,1) 3487.33	(15,2) 1739.33	(15,3) 5235.33
(16,1) 3213.19	(16,2) 1408.36	(16,3) 5018.02
(17,1) 4143.51	(17,2) 2283.59	(17,3) 6003.42
(18,1) 4421.95	(18,2) 2508.53	(18,3) 6335.37
(19,1) 5021.98	(19,2) 3056.51	(19,2) 3056.51
(20,1) 4412.62	(20,2) 2396.44	(20,3) 6428.79
(21,1) 5048.85	(21,2) 2983.22	(21,3) 7114.49
(22,1) 4405.68	(22,2) 2291.74	(22,3) 6519.62
(23,1) 4120.81	(23,2) 1959.65	(23,3) 6281.98
(24,1) 3902.7	(24,2) 1695.32	(24,3) 6110.08

ELABORADO POR: Ejecutor de la Investigación

Anexo 2

Residuales estimados de la venta mensual de los productos de la división de Electrohogar en Tiendas Peruanas S.A. Oechsle Huancayo, periodo 2009-2017.

(1)	(19) -913.633	(37) 1.90808	(55) -220.694
(2)	(20) 372.303	(38) -472.046	(56) 663.696
(3)	(21) -400.99	(39) -154.555	(57) 26.3559
(4)	(22) -690.661	(40) -505.7	(58) -200.962
(5)	(23) -1249.19	(41) 203.289	(59) -189.648
(6)	(24) 239.747	(42) -377.996	(60) 195.363
(7)	(25) -651.413	(43) -84.8517	(61) -82.2735
(8)	(26) -190.326	(44) 916.631	(62) -281.488
(9)	(27) 1052.17	(45) -637.095	(63) -1082.83
(10)	(28) -132.579	(46) 43.4191	(64) -395.759
(11)	(29) -284.389	(47) 543.172	(65) -12.6616
(12)	(30) 486.083	(48) -932.643	(66) 141.846
(13)	(31) -922.875	(49) -716.102	(67) 806.357
(14)	(32) 371.157	(50) 252.898	(68) 470.904
(15) -438.922	(33) -501.745	(51) -362.752	(69) -765.8
(16) 81.0331	(34) -271.189	(52) 801.895	(70) -258.359
(17) -243.667	(35) 583.608	(53) 68.4712	(71) -295
(18) -163.408	(36) -230.716	(54) -442.703	(72) -191.444

(73) -427.089	(91) -847.141
(74) -210.463	(92) -919.582
(75) 764.984	(93) 50.5175
(76) 404.373	(94) 189.031
(77) 102.124	(95) 382.482
(78) -697.026	(96) 566.374
(79) -115.723	(97) 170.427
(80) -1296.19	(98) 622.976
(81) 44.4531	(99) 140.751
(82) -88.6881	(100) 184.156
(83) 74.4964	(101) -20.0777
(84) 226.005	(102) 190.569
(85) 673.842	
(86) 390.921	
(87) 17.4603	
(88) -245.03	
(89) 283.928	
(90) 326.795	

ELABORADO POR: Ejecutor de la Investigación