

ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO FACULTAD DE CIENCIAS CARRERA ESTADÍSTICA

PROPUESTA DE UN MODELO ECONOMÉTRICO PARA EL PRONÓSTICO DE VENTAS DE LA FÁBRICA DE BALANCEADOS "EXIBAL-RIOBAMBA"

Trabajo de Integración Curricular

Tipo: Proyecto de Investigación

Presentado para optar al grado académico de:

INGENIERO ESTADÍSTICO

AUTOR:

JHONNATAN MARCELO AUSAY CARRILLO

Riobamba-Ecuador

2022



ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO FACULTAD DE CIENCIAS CARRERA ESTADÍSTICA

PROPUESTA DE UN MODELO ECONOMÉTRICO PARA EL PRONÓSTICO DE VENTAS DE LA FÁBRICA DE BALANCEADOS "EXIBAL-RIOBAMBA"

Trabajo de Integración Curricular

Tipo: Proyecto de Investigación

Presentado para optar al grado académico de:

INGENIERO ESTADÍSTICO

AUTOR: JHONNATAN MARCELO AUSAY CARRILLO **DIRECTOR**: DR. JORGE WASHINGTON CONGACHA AUSHAY MSC.

Riobamba – Ecuador 2022

© 2022, Jhonnatan Marcelo Ausay Carrillo

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

Yo, JHONNATAN MARCELO AUSAY CARRILLO, declaro que el presente Trabajo de Integración Curricular es de mi autoría y los resultados del mismo son auténticos. Los textos en el documento que provienen de otras fuentes están debidamente citados y referenciados.

Como autor asumo la responsabilidad legal y académica de los contenidos de este trabajo de integración curricular; el patrimonio intelectual pertenece a la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo.

Riobamba, 29 de noviembre del 2022

Jhonnatan Marcelo Ausay Carrillo

0604778886

ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO FACULTAD DE CIENCIAS CARRERA ESTADÍSTICA

El Tribunal del Trabajo de Integración Curricular, certifica que: El Trabajo de Integración Curricular; Tipo: Proyecto de Investigación, PROPUESTA DE UN MODELO ECONOMÉTRICO PARA EL PRONÓSTICO DE VENTAS DE LA FÁBRICA DE BALANCEADOS "EXIBAL-RIOBAMBA", realizado por el señor: JHONNATAN MARCELO AUSAY CARRILLO, ha sido minuciosamente revisado por los Miembros del Tribunal del Trabajo de Titulación. El mismo que cumple con los requisitos científicos, técnicos, legales, en tal virtud el Tribunal autoriza su presentación.

FIRMA FECHA

Dra. Jaqueline Elizabeth Balseca Castro, Mgs
PRESIDENTE DEL TRIBUNAL

Jagueline Balseco C 202

giolia Pere

2022-11-29

Dr. Jorge Washington Congacha Aushay, MSc.

DIRECTOR DEL TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR

-2022-11-29

Ing. Natalia Alexandra Pérez Londo, MsC.

ASESORA DEL TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR

2022-11-29

DEDICATORIA

Este trabajo va dedicado primeramente a Dios ya que él es el motor de mi fuerza día a día. A cada uno de los integrantes de mi hogar, ya que con su sabiduría y apoyo tanto moral como económico me ayudaron a que escale un peldaño más en mi vida profesional, especialmente a mis padres Jorge Ausay y Mariana Carrillo porque ellos fueron los artífices de la persona que soy en la actualidad. A mis hermanos Lorena, Verónica, Luis y Fernando por inculcarme los valores y la experiencia necesaria para seguir por el camino del bien.

Finalmente, a mi mamita Lu, papito Né y mi ñaño Marco que por circunstancias de la vida ya no se encuentran a mi lado, pero desde el cielo me acompañan con su abrigo y fuerza, así como lo hicieron en vida.

Jhonnatan

En primera instancia agradezco al Dr. Jorge Congacha, a la Ing. Natalia Pérez y la Ing. Johanna Aguilar por guiarme a lo largo del desarrollo de este proyecto de investigación, a su vez a toda la planta docente de la carrera de Estadística que con el pasar de los semestres fueron forjándome como profesional con los conocimientos impartidos en cada una de las cátedras dictadas. A todos mis compañeros con lo que he compartido espacio de clase y vivencias dentro y fuera de la universidad ya que cada uno dejó un pedazo de su esencia y carisma, especialmente a Jilyan quien fue la que me motivó a esforzarme por conseguir cada uno de mis objetivos y por brindarme una amistad incondicional a pesar de los obstáculos encontrados a lo largo de la carrera.

Finalmente, agradecer a la vida misma ya que me ha enseñado que los tropiezos forjan el carácter de una persona y generan nuevos comienzos.

Jhonnatan

TABLA DE CONTENIDO

INDICE	E DE TABLAS	1X
ÍNDICE	E DE FIGURAS	X
ÍNDICE	E DE GRÁFICOS	xi
ÍNDICE	E DE ECUACIONES	xii
ÍNDICE	E DE ANEXOS	xiii
RESUM	IEN	xiii
SUMM	ARY	xiv
INTRO	DUCCIÓN	1
Anteced	lentes	1
Plantea	miento del problema	2
Formula	ación (Incógnita)	3
Objetive	os	3
Objetivo	General	3
Objetivo	s Específicos	3
CAPÍTI		
CATTI		
1.	MARCO TEÓRICO REFERENCIAL	4
1.1.	Bases Conceptuales	4
1.1.1.	Econometría	4
1.1.1.1.	Tipos de econometría	
1.1.1.2.	Metodología de la econometría	5
1.1.2.	Series temporales	6
1.1.2.1.	Objetivos de una serie de tiempo	7
1.1.3.	Componentes de una serie temporal	7
1.1.4.	Procesos lineales estacionarios	8
1.1.4.1.	Procesos autorregresivos AR(p)	8
1.1.4.2.	Procesos de medias móviles MA(q)	8
1.1.4.3.	Modelos autorregresivos de promedio móvil (ARMA)	8
1.1.4.4.	Modelos autorregresivos integrados de promedio móvil (ARIMA)	9
1.1.4.5.	Series de tiempo estacionarias	9
1.1.5.	Funciones de autocorrelación	9
1.1.5.1.	Función de autocorrelación simple (FAC)	10
1.1.5.2.	Función de autocorrelación parcial (PACF)	11
1.1.6.	Metodología Box Jenkins	12
1.1.6.1.	Identificación	13
1162	Estimación	13

1.1.6.3.	Examen de diagnóstico	13
1.1.6.4.	Pronóstico	14
1.2.	Bases teóricas	14
1.2.1.	La predicción en la economía	14
1.2.2.	Pronósticos empresariales	15
1.2.3.	Pronósticos de ventas	15
1.2.3.1.	Importancia del pronóstico de ventas	15
1.2.3.2.	Elaboración de un pronóstico de ventas	16
1.2.4.	Tipos de pronósticos de ventas	16
1.2.4.1.	Pronósticos de ventas cualitativos	16
1.2.4.2.	Pronósticos de ventas cuantitativos	17
1.2.5.	Técnica para el pronóstico de ventas	17
CAPÍT	ULO II	
2.	MARCO METODOLÓGICO	19
2.1.	Tipo de investigación	19
2.2.	Diseño de la investigación no experimental	19
2.2.1.	Localización de estudio	19
2.2.2.	Población de estudio	20
2.2.3.	Método de muestreo	20
2.2.4.	Tamaño de muestra	20
2.2.5.	Técnica de recolección de datos	20
2.2.6.	Modelo estadístico	21
2.3.	Variables en estudio	21
2.3.1.	Identificación de variables	21
2.3.2.	Planteamiento de hipótesis	21
2.3.3.	Matriz de consistencia	22
2.3.4.	Operacionalización de objetivos	23
CAPÍT	ULO III	
3.	MARCO DE RESULTADOS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS	24
3.1.	Análisis exploratorio	24
3.1.1.	Serie de Tiempo	24
3.1.2.	Análisis descriptivo	25
3.1.3.	Histograma	26
<i>3.1.4</i> .	Identificación de datos atípicos	26
3.1.5.	Serie de tiempo sin datos atípicos	28
3.1.5.1.	Descomposición de la serie de tiempo	29

3.2.	Metodología Box Jenkins
3.2.1.	Identificación de los parámetros ARIMA (p,d,q)30
3.2.1.1.	Funciones de autocorrelación de la parte regular (p,q)31
3.2.1.2.	Funciones de autocorrelación de la parte estacional (P,Q)
3.2.2.	Estimación
3.2.2.1.	Función auto.arima
3.2.2.2.	Principio de parsimonia
3.2.2.3.	Criterio Akaike y Bayesiano
3.2.3.	Diagnóstico y validación del modelo
3.2.3.1.	Diagnóstico gráfico
3.2.3.2.	Diagnóstico analítico
3.2.4.	Predicción o pronóstico
CONCI	LUSIONES
RECON	MENDACIONES42
BIBLIC	OGRAFÍA
ANEXO	os

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1-1:	Patrones teóricos de FAC y FACP	12
Tabla 1-2:	Matriz de consistencia	22
Tabla 2-2:	Operacionalización de objetivos	23
Tabla 1-3:	Tabla de ventas mensuales desde enero 2016 a octubre 2021	24
Tabla 2-3:	Estadísticas descriptivas de la información	25
Tabla 3-3:	Datos atípicos de las ventas de Exibal	27
Tabla 4-3:	Cuartiles del gráfico 5-3	28
Tabla 5-3:	Test de Dickey Fuller para estacionariedad	30
Tabla 6-3:	Test de Dickey Fuller para estacionariedad	31
Tabla 7-3:	Modelo con auto.arima.	33
Tabla 8-3:	Modelos SARIMA propuestos	34
Tabla 9-3:	Comparación de modelos con los criterios AIC y BIC	34
Tabla 10-3:	Coeficientes del modelo auto.arima	34
Tabla 11-3:	Prueba de Ljung-Box para ruido blanco	36
Tabla 12-3 :	Prueba de normalidad de Shapiro Wilk	37
Tabla 13-3 :	Prueba de homocedasticidad de White	37
Tabla 14-3:	Prueba de Ljung-Box para independencia	37
Tabla 15-3:	Predicciones para el periodo noviembre 2021 - octubre 2022	39
Tabla 16-3:	Estadísticas descriptivas de los valores predichos	39
Tabla 17-3:	Cuadro comparativo de ventas	40

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1-1:	Metodología Box Jenkins	12
Figura 1-2:	Fábrica de balanceados Exibal	20

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1-1:	Ejemplo de Autocorrelación Simple	11
Gráfico 2-1:	Ejemplo de Autocorrelación Parcial	11
Gráfico 1-3:	Serie de tiempo de las ventas en la fábrica de balanceados Exibal	24
Gráfico 2-3:	Histograma de la información de ventas mensuales	26
Gráfico 3-3:	Boxplot con presencia de atípicos	26
Gráfico 4-3:	Boxplot sin presencia de datos atípicos	27
Gráfico 5-3:	Serie de tiempo sin datos atípicos	28
Gráfico 6-3:	Componente tendencia de la serie de tiempo	29
Gráfico 7-3:	Componente estacional de la serie de tiempo	29
Gráfico 8-3:	Componente aleatorio de la serie de tiempo	30
Gráfico 9-3:	Función de autocorrelación simple parte regular	31
Gráfico 10-3:	Función de autocorrelación parcial parte regular	32
Gráfico 11-3:	Función de autocorrelación simple parte SARIMA	32
Gráfico 12-3:	Función de autocorrelación parcial parte SARIMA	33
Gráfico 13-3:	Diagnóstico del modelo SARIMA (1,1,2)(1,0,0)[12]	35
Gráfico 14-3:	Gráfico de errores del modelo SARIMA (1,1,2)(1,0,0)[12]	36
Gráfico 15-3:	Predicciones utilizando el modelo SARIMA (0,1,1)(1,0,1)[12]	38

ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1-1:	Función keynesiana de consumo	5
Ecuación 2-1:	Función de consumo determinista	5
Ecuación 3-1:	Modelo matemático AR(p)	8
Ecuación 4-1:	Modelo matemático MA(q)	8
Ecuación 5-1:	Modelo matemático ARMA (p,q)	8
Ecuación 6-1:	Autocorrelación simple	10
Ecuación 7-1:	Autocorrelación parcial	11
Ecuación 8-1:	Criterio AIC	14
Ecuación 9-1:	Criterio BIC	14
Ecuación 1-3:	Modelo SARIMA (1.1.2)(1.0.0)[12]	34

ÍNDICE DE ANEXOS

ANEXO A: AVAL DE LA FÁBRICA DE BALANCEADOS EXIBAL

ANEXO B: CODIGO EN R-STUDIO

ANEXO C: COMANDOS Y PAQUETES DE R STUDIO

RESUMEN

El presente trabajo plantea un modelo econométrico para el pronóstico de ventas en la fábrica de balanceados Exibal en la ciudad de Riobamba mediante modelo ARIMA estacionales. Para la ejecución de esta investigación se trabajó con las ventas mensuales de la empresa en un periodo comprendido entre enero 2016 y octubre 2021, mismas que fueron otorgadas por la entidad estudiada siendo así un total de 70 meses utilizados para la implementación de la metodología Box-Jenkins. Mediante un análisis exploratorio de datos se detectó la presencia de datos atípicos, además, se realizó la descomposición multiplicativa de la serie de tiempo y se observó la presencia de estacionalidad. Con el uso de la metodología Box-Jenkins se encontró el modelo para la serie temporal mismo que fue diagnosticado mediante los supuestos de normalidad, homocedasticidad e independencia de sus residuos, el modelo se presentó como un SARIMA (1,1,2)(1,0,0)[12]. Se concluye que las ventas pronosticadas en el periodo noviembre 2021 – octubre 2022 disminuyeron en promedio \$7328.02 respecto al último año presentado en la serie de tiempo. Se recomienda la utilización del modelo econométrico como una herramienta de evaluación interna de los procesos financieros de la empresa a fin de mitigar las causas y los factores que conlleven al decrecimiento o incremento de la variable en estudio.

Palabras clave: <PRONÓSTICO DE VENTAS>, <SERIES DE TIEMPO>, <MODELO ECONOMÉTRICO>, <METODOLOGÍA BOX-JENKINS>, <MODELOS ARIMA ESTACIONALES>

2344-DBRA-UPT-2022



SUMMARY

This work proposes an econometric model for forecasting sales at the Exibal feed factory in the city of Riobamba using seasonal ARIMA models. For the investigation, the company's monthly sales report in a period between January 2016 and October 2021, which were granted by the entity studied, was analyzed, being a total of 70 months used for the implementation of the Box-Jenkins methodology. Through an exploratory data analysis, the presence of atypical data was detected, in addition, the multiplicative decomposition of the time series was performed and the presence of stationarity was observed. With the use of the Box-Jenkins methodology, the model for the time series was found, which was diagnosed by means of the assumptions of normality, homoscedasticity and independence of its residuals, the model was presented as a SARIMA (1,1,2) (1,0,0) [12]. It is concluded that forecast sales in the period November 2021 - October 2022 decreased by \$7328.02 on average with respect to the last year presented in the time series. The use of the econometric model is recommended as an internal evaluation tool of the company's financial processes in order to mitigate the causes and factors that lead to decrease or increase of the variable under study.

Keywords: <SALES FORECAST>, <TIME SERIES>, <ECONOMETRIC MODEL>, <BOX-JENKINS METHODOLOGY>, <SARIMA MODELS>

Edgar Mesías Jaramillo Moyano

0603497397

INTRODUCCIÓN

Dentro de las últimas décadas, la tecnología y las empresas han ido innovando nuevos mecanismos de producción, así como también programas de inventario sobre los productos que salen de la empresa para generar ingresos, en este aspecto, existe una opción viable para tener una mejor optimización de recursos principalmente en producción y los tiempos que conlleva la misma, esta opción son los pronósticos en base a datos recolectados y depurados en un modelo econométrico para el análisis de tendencias y además de fluctuaciones de la economía de la empresa dando así una proyección a futuro sobre la empresa en el ámbito financiero, con el único fin de determinar la alza o baja de los ingresos obtenidos mes a mes.

En el estudio de pronósticos pueden resaltar técnicas para el análisis de componentes cuantitativos tales como: el análisis de regresión simple y múltiple, así como también el análisis econométrico con ayuda de las series temporales utilizando la metodología Box Jenkins, este último toma en cuenta valores anteriores del estudio para realizar predicciones de sus valores futuros, esto se lo hace mediante la creación de modelos denominados ARIMA estacionales, los cuales son validados y probados para mostrar su efectividad dentro de un estudio.

Este estudio de pronósticos se puede presentar en un lapso de corto, mediano o largo plazo. Adentrándose en el pronóstico a corto plazo lo que se busca es, obtener pronósticos de demanda para algún producto o servicio individual, así como también puede proyectar los ingresos y gastos de las entidades puestas en estudio, en este tipo de pronósticos son muy utilizados tanto los métodos de regresión así como el análisis de series de tiempo, en cambio, los pronósticos a largo plazo se utilizan para decisiones futuras en actividades de emprendimiento, expansión o a su vez manejo y control de servicios presentados en una entidad ya que, pueden aportar en las decisiones de localización de instalaciones, planificación de capacidad y selección de procesos, para obtener estos pronósticos se utiliza únicamente las series temporales ya que brindan un estudio de comportamiento de datos mayor al análisis de regresión.

Ante la eminente competitividad que tienen las empresas por ofertar mejores procesos de manejo y elaboración de productos, el presente trabajo de titulación presenta la propuesta de un modelo econométrico utilizado para la elaboración de pronósticos como una herramienta de apoyo para determinar la fluctuación económica que va a tener la fábrica de balanceados Exibal en un corto periodo de tiempo, para ello se utilizará la variable ventas mensuales como objeto de estudio.

Antecedentes

El estudio de pronóstico desde hace mucho tiempo es un indicador de avance que está inmerso en una empresa ya sea esta mediana, pequeña o grande ya que los elementos como los pronósticos ayudan a la toma de decisiones en las empresas como tomadores de decisiones para realizar juicios

sobre los eventos futuros y en el ámbito estadístico y matemático resulta tener un papel muy importante, tal y como lo mencionan (Wilson & Allison-Koerber, 1992, p. 1).

Una medida para que las organizaciones pequeñas, medianas o grades, públicas o privadas puedan reducir el grado de incertidumbre que causa el constaste cambio dentro del entorno en el que se manejan estas empresas, deben respaldar sus decisiones en más que experiencia e intuición, es decir, deben ser respaldados por la elaboración de pronósticos que deben ser confiables y precisos para que de esta manera puedan satisfacer las necesidades en la planeación de la organización (Hanke & Wichern, 2010, pp. 22-26).

Un estudio realizado por Juárez y otros (2016) el cual se enfocó en el uso de los modelos econométricos basados en las series temporales para el pronóstico de producción y demanda en el almacenamiento de productos en descomposición, tuvo una base sólida sobre el uso de los pronóstico como herramienta de estimación cuantitativa para el uso de la probabilidad de ocurrencia en eventos futuros ya que adentrándose de este estudió se incorporó los pronósticos para el estudio de la producción y demanda en el almacenamiento de productos en descomposición, esta incorporación contribuyó en gran medida a la estimación del volumen que tiene cada producto que ingresa y sale de la cámara frigorífica a fin de estimar valores que indiquen posibles adquisiciones de materiales extra para su congelación. Como este hay cientos de estudio que se basan en el desarrollo de pronósticos no solo mediante series de tiempo sino también otras técnicas relacionadas a esta, esto contribuye de gran manera en el avance de la capacidad que tiene una empresa en cuanto a la toma de decisiones (pp. 387-396).

Planteamiento del problema

La empresa de balanceados Exibal a lo largo de su existencia ha tenido problemas con la correcta destinación de los recursos en base a la cantidad de ingresos por ventas que se registran mes a mes en la entidad, ya que, no saben cuál puede ser el monto estimado que se puede generar al mes siguiente con las ventas y en consecuencia a ello no tienen una correcta administración de recursos en el ámbito financiero. Además, la empresa ha indicado que cierto personal que labora en la misma ha intentado estimar los posibles valores futuros de las ventas, pero no consiguen acercarse a la realidad que se va presentado cada mes, por ello es por lo que están en busca de un método confiable con el que se pueda llevar de una mejor manera el control de la fluctuación económica mensual que puede presentarse en base a las ventas mensuales obtenidas por la empresa.

Dada la necesidad de la empresa de obtener el monto estimado que se generaría debido a las ventas que se podrían producir en meses posteriores, el personal encargado de la administración hasta el momento se encuentra estimando dicho valor mediante el estudio de rango entre las ventas de los últimos 6 meses considerando que las mismas pueden dar un monto estimado que pronostique de una buena manera los montos de los próximos meses, dichos valores al momento

de ser pronosticados no tienen la fiabilidad para que los organismos encargados del control de la fluctuación económica puedan administrar los procesos de toma de decisiones interna.

Formulación (Incógnita)

¿Qué método estadístico puede contribuir en el pronóstico de ventas mensuales de la fábrica de balanceados "EXIBAL-RIOBAMBA"?

Objetivos

Objetivo General

 Proponer un modelo econométrico para el pronóstico de ventas en la fábrica de balanceados "EXIBAL-RIOBAMBA"

Objetivos Específicos

- Efectuar un análisis exploratorio sobre las ventas mensuales en la fábrica de balanceados "EXIBAL-RIOBAMBA".
- Realizar un análisis inferencial: predicción o pronóstico sobre las ventas mensuales en la empresa con la utilización de la metodología Box-Jenkins.
- Elaborar el modelo econométrico para el pronóstico de ventas de la fábrica de balanceados "EXIBAL-RIOBAMBA" en un periodo de corto tiempo.

CAPÍTULO I

1. MARCO TEÓRICO REFERENCIAL

1.1. Bases Conceptuales

1.1.1. Econometría

Econometría significa en términos generales "medición económica". La medición es de hecho una parte fundamental de la econometría, pero, el alcance de está es mucho más amplio. El término econometría es el resultado de la respectiva que se tiene de algún procedimiento en el ámbito económico, incluye también el uso de las técnicas estadísticas aplicadas a los datos económicos con el objetivo de brindar apoyo empírico para el modelo establecido por la economía matemática y obtener resultados numéricos (Gujarati & Porter, 2010, p. 1).

1.1.1.1. Tipos de econometría

Según Gujarati (2010) la econometría tiene dos amplios enfoques: econometría teórica y econometría aplicada, cada una de ellas se puede tratar con dos enfoques tradicionales que son el clásico y el bayesiano. El enfoque clásico es el más usual dentro de la econometría tanto teórica como aplicada (pp. 10-11).

- Econometría teórica: Es relacionada con la aplicación de técnicas adecuadas utilizadas para medir las mediciones económicas especificadas en un modelo econométrico. En este sentido, la econometría se basa en gran medida en las estadísticas matemáticas. Por ejemplo, el método más conocido según Gujarati (2010) es el de mínimos cuadrados. Esta teoría expresa la validación de un modelo mediante la comprobación de supuestos, propiedades y el resultado de la no afirmación de uno o más supuestos en estudio (pp. 10-11).
- Econometría aplicada: Es sustentada principalmente bajo herramientas de la econometría basada en la teoría para el análisis de algunos casos especiales de la economía y los negocios, los casos más usuales al momento de un estudio son: funciones de oferta y demanda, funciones de producción e inversión, entre otros.

1.1.1.2. Metodología de la econometría

Al momento de hablar de la metodología de una medida económica se interpreta como la secuencia de pasos para llegar a un objetivo pretendido, dentro de esta metodología se tiene una secuencia de ocho pasos a seguir para plantear un buen modelo econométrico en términos generales, posteriormente en siguientes literales se explicará una metodología específica para el tratamiento de variables tipo económico llamada Box Jenkins con el uso de series temporales.

A continuación de detalla cada uno de los lineamientos a seguir para la construcción de los modelos antes mencionados, mismos que servirán para el correcto planteamiento de un modelo econométrico de forma tradicional adecuado (Gujarati & Porter, 2010, pp. 2-10):

1) Planteamiento de la teoría o hipótesis

El planteamiento de la teórica o hipótesis este ligado a los factores los cuales rodean cada uno de los procedimientos y a los cambios a los que están sujetos los mismos de cualquier estudio que se esté realizado.

2) Especificación del modelo matemático.

Ejemplificando con el estudio de consumo e ingreso se puede plantear una función para dicho estudio. Un conocedor de la econometría no específica la forma precisa de la relación funcional de las variables en estudio. Ágilmente, un econometrista puede proponer la siguiente forma de la función ejemplificada de consumo:

$$Y = \beta_1 + \beta_1 X$$
 $0 < \beta_2 < 1$ 1-1

donde Y = gasto de consumo y X = ingreso, y donde $\beta_1 y \beta_2$, conocidos como los parámetros del modelo, son, respectivamente el intercepto y la pendiente.

3) Especificación de modelo econométrico.

El modelamiento matemático propio tiene un alcance limitado para los econometristas porque supone que existe una relación precisa o determinista entre dos variables en estudio. Sin embargo, el relacionamiento entre las variables económicas por lo general tiende a ser inexacta. Con el fin de acoplarse a una relación imprecisa entre variables económicas, los econometristas tienden a modificar la función de consumo determinista en la ecuación (I-1) como se lo presenta a continuación:

$$Y = \beta_1 + \beta_1 X + \mu \qquad 2-1$$

4) Obtención de la información

Para la estimación del modelo econométrico dado con la ecuación anterior, son necesarios datos, es decir, se necesita la información acerca del estudio que se va a realizar ya que es la que nos va a servir para la buena estimación de un buen modelo, esta información dependerá de un sinnúmero de condiciones puesta por parte del econometrista.

5) Estimación del modelo econométrico

Una vez obtenidos os datos, el siguiente paso es estimar los parámetros de la función consumo. Esta estimación de los parámetros da contenido empírico a la función consumo. Para ello se utiliza la técnica comúnmente conocida como análisis de regresión ya que es la herramienta principal para obtener las estimaciones.

6) Pruebas de hipótesis

Suponiendo que el modelo ajustado es una aproximación bastante buena a la realidad, debemos establecer estándares apropiados para verificar si las estimaciones obtenidas en las ecuaciones son consistentes con las expectativas de la teoría que estamos probando.

De acuerdo con los economistas "positivos", como Milton y Marilyn Friedman, una teoría o hipótesis no verificable mediante la evidencia empírica no puede ser admisible como parte de la investigación científica (Friedman, 1953, pp. 3-5).

En caso de afirmar o contradecir las teorías económicas con fundamento en la evidencia muestral estas se basarán en una rama de la teoría estadística conocida como la estadística inferencial.

7) Pronóstico o predicción

Si el modelo elegido no contradice las hipótesis planteadas, este servirá para predecir valores futuros de la variable dependiente Y, o de pronóstico, con base en los valores futuros conocidos de la variable explicativa, o predictora, X.

8) Uso del modelo para fines de control o de políticas

La estimación de un modelo aporta a objetivos de control o de políticas públicas. Con una aplicación correcta de la unión entre la política fiscal y monetaria, el estudio puede manejar la variable de control X, con el fin de general un valor deseado en la variable objetivo Y, esto modelos se los pueden aplicar en entidades gubernamentales, pero a su vez también aplica a las pequeñas y medianas organizaciones, mismas que necesiten de un modelo que les ayude a solventar alguna parte de su déficit en algunos ámbitos (Gujarati & Porter, 2010, pp. 2-10):

1.1.2. Series temporales

Las series temporales, son una aplicación de la econometría con el uso de variables económicas por lo que se puede interpretar todos los aspectos relacionados a las series temporales como aspectos econométricos. La serie temporal tiene su formación dada por un compendio de observaciones basada en un lapso. Por lo general se observan varias magnitudes simultáneamente,

en cuyo caso se habla de una serie temporal en el ámbito multivariante (Caridad & Ocerín, 2015, pp. 68-69).

Muchas de las series temporales son analizadas con un enfoque descriptivo, en el caso de que sólo se pretenda describir el comportamiento registrado en el pasado, con un enfoque explicativo, si se logra probar la existencia de relaciones causa-efecto entre variables, o con enfoque predictivo, cuando el objetivo es reducir el grado de incertidumbre sobre el futuro a partir del conocimiento del pasado (Cáceres Hernández, et al., 2007, p. 8).

1.1.2.1. Objetivos de una serie de tiempo

Los objetivos que se pretenden alcanzar con el estudio de las series de tiempo vendrían a ser los siguientes:

- Visualizar mediante el análisis exploratorio una mejor descripción del comportamiento de los datos en la serie de tiempo.
- Construir mediante la técnica adecuada un modelo que aproxime de la mejor manera, el comportamiento de la serie de tiempo.
- Predecir valores futuros a partir de la información disponible y la construcción de modelos eficaces.
- Manipular diferentes escenarios presentes al momento de la modificación o alteración de algunos parámetros dentro del modelo.

1.1.3. Componentes de una serie temporal

Con la utilización de un enfoque clásico en una serie temporal se considera que el comportamiento de la serie es producto de la intervención de cuatro componentes, la tendencia, la ciclicidad, las variaciones estacionales y la aleatoriedad (García Díaz, 2016, p. 2).

Tendencia (**T**): esta componente refleja su desenvolvimiento en el periodo de tiempo en estudio. Aquí se describe toda la serie temporal y se tiene noción de su naturaleza la cual puede ser estacionaria o constante, de naturaleza lineal, de naturaleza exponencial, entre otros.

Componente cíclica (C): es una constituyente de la gama que recoge las oscilaciones periódicas de extensión superior a un año. Estas mecidas no son grises y se presentan en los fenómenos económicos cuando se dan de circunstancia elección fases de crecimiento o recesión.

Componente estacional (S): esta componente recoge variaciones que se producen en tiempos iguales o inferiores a un año originalmente en columnas con números mensuales. Su prestigio proviene justamente de las paradas climatológicas. Si embargo, no encontraremos con

estacionalidades distintas dependientes de la variable tiempo que se estudie ya sea esta: mensual, semanal, diaria u horaria.

Componente aleatorio o irregular (I): este factor recoge las variaciones debidas a la ocurrencia de eventos imprevistos. Generalmente es impredecible y actúa en cualquier serie temporal en mayor o menor medida (García Díaz, 2016, p. 2).

1.1.4. Procesos lineales estacionarios

1.1.4.1. Procesos autorregresivos AR(p)

Los modelos autorregresivos se basan en la idea de que el valor actual de la serie puede explicarse en función de p valores pasados $X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-p}$, donde p representa la cantidad de rezagos utilizados para pronosticar el valor actual (Villavicencio, 2010, pp. 4-5)

Este modelo AR de orden p se define por:

$$X_{t} = \emptyset_{0} + \emptyset_{1}X_{t-1} + \emptyset_{2}X_{t-2} + \dots + \emptyset_{p}X_{t-p} + \varepsilon_{t}$$
3-1

1.1.4.2. Procesos de medias móviles MA(q)

Modelo el cual es se dice que se lo determina por una fuente externa. Los modelos MA suponen la linealidad, el valor actual de la serie, X_t , esta influenciado por los valores de la fuente externa (Villavicencio, 2010, p. 11).

El modelo MA de orden está dado por:

$$X_{t} = \theta_{0} - \theta_{1} \varepsilon_{t-1} - \theta_{2} \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_{q} \varepsilon_{t-q} - \varepsilon_{t}$$

$$4-1$$

1.1.4.3. Modelos autorregresivos de promedio móvil (ARMA)

Es posible combinar un proceso de promedio móvil con una ecuación en diferencia, en donde la variable en el período t es explicada también por observaciones anteriores de la misma variable; de esta forma se obtiene un modelo autorregresivo de promedio móvil (ARMA) (Villavicencio, 2010, pp. 15-16).

La ecuación en diferencia de orden p que se debe considerar para formar un modelo ARMA se presenta como:

$$Y_{t} = \alpha + \sum_{i=1}^{p} \varphi_{i} Y_{t-i} + \sum_{i=0}^{q} \theta_{i} \varepsilon_{t-i}$$
5-1

Cuando las raíces características de la ecuación presentada anteriormente están todas dentro del círculo unitario,3 dicha ecuación se llama un modelo autorregresivo de promedio móvil (ARMA) para Y_t . En un modelo ARMA es permitido que tanto p como q, o ambas, sean infinitas.

1.1.4.4. Modelos autorregresivos integrados de promedio móvil (ARIMA)

Cuando una serie de periodo en examen tiene recorridos de acechanza últimos a un año, entonces es habitual que estas tengan alteraciones o arquetipos sistemáticos cada cierto tiempo. Deben ser captadas en los llamados Factores Estacionales, adentro de la disposición del dechado a construirse (Villavicencio, 2010, pp. 19-21).

Las series de tiempo estacionales tienden a ser únicamente de dos tipos: aditivas y multiplicativas y cada una de ellas a su vez tiene un comportamiento estacionario o no estacionario. Generalmente se presentan los modelos multiplicativos con mayor frecuencia en comparación con los modelos aditivos, de esta manera se combinan términos ordinarios del proceso ARMA y términos estacionales, así como el factor de diferencias regulares, así como también diferencias estacionales para transformar en series estacionarias, esto es $\nabla_S^D \nabla^d X_t$. Este tipo de procesos tiene las siguientes características:

- Contiene una componente que sintetiza la dependencia de la componente regular, que es la dependencia asociada a observaciones consecutivas.
- Contiene una componente que sintetiza la dependencia de la componente estacional, que está asociada a observaciones separadas por periodos (Villavicencio, 2010, pp. 19-21).

1.1.4.5. Series de tiempo estacionarias

Una serie de tiempo es conocida como estacionaria si conserva sus características estadísticas (media, deviación estándar, etc., evaluadas sobre un intervalo de tiempo considerable) a lo largo de la serie. Esto quiere decir que no es transitoria y tiene duración y extensión infinitos: como por ejemplo las series periódicas y ruido blanco. Por ser de largo infinito solamente se podrá trabajar con un tramo de la serie estacionaria y cada porción es una muestra de dicha serie (Nava, 2015, pp. 52-53).

1.1.5. Funciones de autocorrelación

Existen dos herramientas fundamentales dentro de las funciones de autocorrelación que son: función de autocorrelación simple (FAC), la función de autocorrelación parcial (PFAC), juntamente con sus correlogramas resultantes, que expresan el comportamiento de cada función

en base a sus rezagos. La terminología de una función de autocorrelación parcial es similar a la de un coeficiente de regresión parcial. Dentro de un modelo de regresión múltiple con k variables, el k-ésimo coeficiente de regresión β_k determina el factor de cambio en la media de la variable regresada ante un cambio unitario en la k – ésima regresora X_k , con la finalidad de mantener constante la aportación de todas las demás variables regresoras. Del mismo modo la función de autocorrelación parcial(PACF) se encarga de la medición de la relación existente entre observaciones dentro de una serie de tiempo separadas por k periodos o unidades de tiempo y sostiene correlaciones constantes con los regazos intermedios. En conclusión, de dice que la función de autocorrelación parcial es la relación entre Y_t y Y_{t-k} una vez suprimido el efecto de las Y intermedias (Villavicencio, 2010, pp. 4-5).

En determinados casos dentro de una serie temporal se presenta que cada uno de los valores pertenecientes a una variable en el tiempo por lo general no son independientes entre sí, en otras palabras, un valor determinado depende de los valores anteriores, por ello es por lo que existen dos formas de medir la dependencia antes mencionada y vienen a ser la función de autocorrelación simple y la función de autocorrelación parcial (Villavicencio, 2010, pp. 4-5).

1.1.5.1. Función de autocorrelación simple (FAC)

Esta autocorrelación simple estudia la correlación entre dos variables separas por k periodos de tiempo.

$$p_{j} = corr(X_{j}, X_{j-k}) = \frac{cov(X_{j}, X_{j-k})}{\sqrt{V(X_{j})}\sqrt{V(X_{j-k})}}$$

$$6-1$$

La FAC simple tiene las siguientes propiedades

- $p_o = 1$
- $-1 \leq p_i \leq 1$
- Simetria $p_i = p_{-i}$

Como muestra de la función de autocorrelación simple se muestra un gráfico el cual en la mayoría de los casos se presenta conforme al análisis exploratorio de la serie de tiempo (Villavicencio, 2010, pp. 4-5).

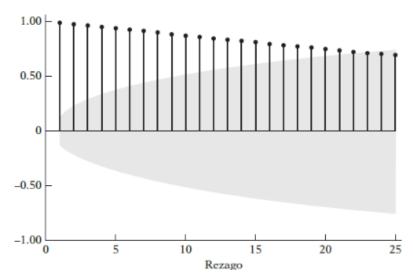


Gráfico 1-1: Ejemplo de Autocorrelación Simple

Fuente: Econometría (Gujarati & Porter, 2010, pp. 778-781)

1.1.5.2. Función de autocorrelación parcial (PACF)

La autocorrelación parcial mide la similitud entre dos variables separadas por k tiempos cuando no se considera la administración creada por los atrasos intermedios actuales entre las dos (Villavicencio, 2010, pp. 4-5):

$$\pi_{j} = \frac{cov(X_{j} - \hat{X}_{j}, X_{j-k} - \hat{X}_{j-k})}{\sqrt{V(X_{j} - \hat{X}_{j})} \sqrt{V(X_{j-k} - \hat{X}_{j-k})}}$$
7-1

A continuación, se presenta un ejemplo de cómo puede venir presentada la función de autocorrelación parcial.

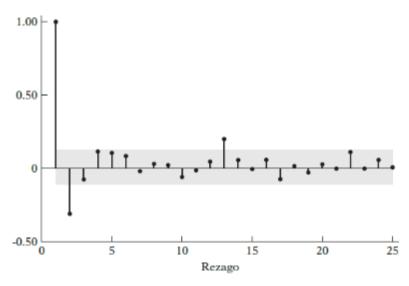


Gráfico 2-1: Ejemplo de Autocorrelación Parcial

Fuente: Econometría (Gujarati & Porter, 2010, pp. 778-781)

Las autocorrelaciones tanto simple como parcial tienen aspectos que pueden distinguirse fácilmente, la siguiente tabla resumirá algunos aspectos para tener en cuenta al momento de determinar los valores de p, d y q. Cuando se realiza una serie de tiempo hay ciertos patrones que ayudan a identificar en primera instancia el modelo que puede llegar a formarse simplemente con los gráficos de autocorrelación, dichos aspectos se lograr visualizar dentro de los correlogramas y hecho un previo análisis tanto visual como estadístico se puede proponer un bosquejo del modelo a seguir. A continuación, se presenta algunas de las características presentes en cada modelo univariante estudiado.

Tabla 1-1: Patrones teóricos de FAC y FACP

Tipo de modelo	Patrón típico del FAC	Patrón típico del FACP
AR(p)	Decrementa su argumento	Presenta Picos significativos
AK(p)	exponencialmente.	en los rezagos q.
$\mathbf{M}\mathbf{A}(\alpha)$	Presenta picos significativos	Decrecimiento exponencial
MA(q),	en los rezagos q	Decrecimiento exponenciai
ARMA (p, q)	Decrecimiento exponencial	Decrecimiento exponencial

Fuente: Econometría (Gujarati & Porter, 2010, pp. 778-781).

1.1.6. Metodología Box Jenkins

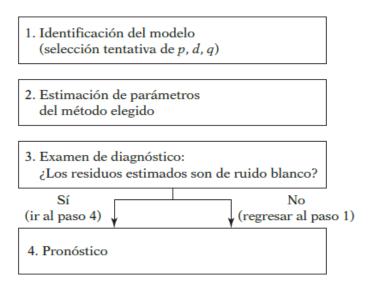


Figura 1-1: Metodología Box Jenkins

Fuente: Econometria, (Gujarati & Porter, 2010, pp. 778-781)

Según Gujarati (2010) esta metodología aborda cuatro pasos para la detección de mejor modelo para predecir, esta metodología empieza desde la identificación del modelo apropiado hasta la aplicación de este (pp. 777-778):

1.1.6.1. Identificación

En este paso se define en primera instancia los valores correspondientes de p, d y q. Esto se puede hacer con la ayuda de los correlogramas de las funciones de autocorrelación simple y parcial.

1.1.6.2. Estimación

Una vez hecha la propuesta de posibles valores de los parámetros p y q, el siguiente paso es estimar cada uno de ellos en términos de modelos autorregresivos y promedios móviles que se incluyeron en el modelo. Muchas de las veces este cálculo se realiza mediante estimación de mínimos cuadrados simples, pero en otras ocasiones hay que recurrir a métodos de estimación no lineal. Esta etapa se la puede realizar mediante modelos matemáticos automatizados en un software para que se contraste con los modelos estimados por el investigador y así mediante la utilización de criterios de selección se pueda proponer un modelo que ayude con la predicción ya mencionada.

1.1.6.3. Examen de diagnóstico

Ya una vez seleccionado un modelo ARIMA particular y de presentar la estimación de los parámetros, se trata de ver si el modelo propuesto se ajusta a los datos en estudio de una buena forma, puesto a que pueda existir un modelo ARIMA diferente al propuesto que también se ajuste a los datos en estudio. Por lo antes mencionado se dice que el diseño de modelos ARIMA de BJ es de intelecto más que de ciencia; ya que se necesita de una gran experticia para seleccionar el modelo ARIMA correcto. Una de las pruebas más sencillas del modelo es comprobar si los valores residuales estimados a partir del modelo propuesto son de ruido blanco; si lo son, comprobamos el buen ajuste del modelo; si no lo son, se debe empezar con el procedimiento desde cero.

Criterios de selección del mejor modelo

Dentro de la metodología de Box-Jenkins se pueden plantear diversos modelos que se ajusten razonablemente bien a la información estudiada, por ello es que hay que considerar criterios para la selección del mejor modelo que servirán para el objeto de estudio que es la predicción.

Entre los criterios más conocidos para la selección de un buen modelo se tiene principalmente dos y son los llamados AIC (Akaike) y BIC (Bayesiano), cada uno de ellos presenta su su metodología de interpretación, pero, al ser contrastados con la misma información, dichos modelos reflejaran el mismo resultado en cuanto a la selección del mejor modelo.

Los estadísticos AIC y BIC

Dentro del criterio de información de Akaike tenemos que se basa en la función de verosimilitud que también incluye una sanción que aumenta conforme el número de parámetros estimados en el modelo de regresión. El mejor modelo se dice que es el que presenta un buen ajuste, todo esto en términos de verosimilitud, el criterio AIC está definido como:

$$AIC = -2l(\hat{\beta}) + 2p$$
 8-1

En el criterio de Schwarz's Bayesian más conocido como criterios Bayesiano se considera el número de datos utilizados en el ajuste y se define como:

$$BIC = -2l(\hat{\beta}) + \log(n)p$$
9-1

En el caso de existan valores pequeños en ambos modelos estos reflejan el mejor modelo a ser elegido por el investigador (Montesinos, 2011, pp. 1-65).

1.1.6.4. Pronóstico

La causa de la mayor utilización del proceso de construcción de modelos ARIMA con la metodología Box-Jenkins es por su eficacia al momento del pronóstico. Muchas de las veces, los pronósticos resultantes de este método son más confiables que los que se obtienen en base a la metodología econométrica tradicional, particularmente dentro de los pronósticos de corto plazo. Por supuesto, cada caso se debe verificar de diferente manera (Gujarati & Porter, 2010, pp. 777-778).

1.2. Bases teóricas

1.2.1. La predicción en la economía

Por lo general gran parte de las empresas y agentes económicos necesitan realizar predicciones sobre el comportamiento de su desenvolvimiento y del entorno donde laboran. Dichos pronósticos o predicciones son utilizadas para tomar decisiones operativas y, otras veces, decisiones estratégicas; como ejemplo se tiene, el ingreso a una posible inversión se verá en función de los beneficios esperados.

La incertidumbre es el factor que más afecta dentro de los conocimientos de acontecimientos futuros, lo que conlleva a la utilización de valores probabilísticos asociados al proceso de predicción y con la utilización de modelos estadísticos y econométricos. Por lo general, en cualquier empresa se realizan predicciones: a corto plazo con una visión de 1 a 12 meses futuros, para la toma de decisiones operativas; a medio plazo, el cual se ubica entre 1 y 2 años futuros,

para las decisiones en el campo de planificación; y a largo plazo a más de 3 años, con el fin de la elaboración de una estrategia global por parte de la institución (Caridad & Ocerín, 2015, p. 67).

1.2.2. Pronósticos empresariales

Un pronóstico en el campo empresarial está definido como una predicción la cual la aplicará dentro de un determinado ámbito en un periodo de tiempo bajo un conjunto dado de condiciones, con el fin de determinar eventos futuros que puede llegar a suscitarse, además persigue el objetivo de reducir el rango de incertidumbre dentro del cual se van a tomar decisiones, mimas que pueden afectar al futuro de la organización y con ella a todas sus partes involucradas (GestioPolis, 2002).

1.2.3. Pronósticos de ventas

Los pronósticos de ventas están definidos como la estimación de las ventas futuras que es realizada dentro de una empresa para un tiempo determinado, este intervalo de tiempo puede ser de corto, medio o largo plazo. En base a este procedimiento es posible elaborar un presupuesto de ventas y a su vez se pueden incluir presupuestos de demanda, insumos y de producción.

Al momento de elaborar los pronósticos de ventas, dichos pronósticos facilitan conocer la cantidad de producción óptima de cada uno de los productos a elaborarse, la cantidad de personal necesario para dichos procedimientos, recursos, entre otros. De esta forma, la empresa en estudio puede conseguir una óptima gestión en cada uno de los procedimientos implicados. Usualmente los pronósticos de venta se basan en ciertos varios factores de interés, pero la demanda que se tiene de un producto en el mercado es lo que más se analiza, esto de acuerdo con algunas especificaciones del tipo geográficas y sociales presentes en el sector en estudio, dentro de un lapso determinado y con un modelo de venta establecido (Cimatic, 2021).

1.2.3.1. Importancia del pronóstico de ventas

Un pronóstico de venta contribuye a que la sección de trabajadores de una empresa mantenga un nivel alto de productividad y como se mencionó anteriormente, contribuye de una mejor forma a la toma de decisiones por medio de la información precisa que se obtiene de los modelos matemáticos de pronóstico, y otros factores internos y externos que intervienen en dichos procedimientos.

EL manejo de estos pronósticos comprende un área amplia y profunda, por lo que es recomendable realizar un pronóstico por productos, línea de productos y para la empresa en general, esto facilitará al momento de la toma de decisiones con un sentido más inteligente y

acertado en lo relacionado al orden de producción y a la fluctuación de capital. Adicionalmente, se realiza un monitoreo y control más efectivo de los resultados de cada uno y su relación en conjunto (Cimatic, 2021).

1.2.3.2. Elaboración de un pronóstico de ventas

Para la elaboración de un pronóstico de venta se puede emplear diferentes técnicas, la elección dependerá de los objetivos estratégicos y metas de cada empresa. No obstante, se presenta a continuación los pasos base que deben seguir todas las entidades a lo largo de este proceso:

Definir audiencias y objetivos: Es imprescindible la investigación de todos los aspectos relacionados con el tipo de persona a la que van dirigidos los productos, ya que cada uno de los perfiles que se pueden presentar facilitan la identificación de tendencias de consumo y hasta los hábitos de compra. Contrastar la información obtenida en lapsos de tiempo pasados sirve para identificar cambios o áreas de aprovechamiento y de igual forma, se delimitan los objetivos de venta que se quieren cumplir una vez que se conoce bien al adquisidor de los productos y las condiciones del mercado.

Delimitar la zona geográfica: Posterior a la definición de audiencias y objetivos, es el tratamiento de los objetivos a una zona geográfica específica de la que se puede saber cómo es la profusión de las personas, la trascendencia del producto en esta área, las veces de hostal en zona cercanas, etc.

Investigar, analizar y comparar: Se debe saber el comportamiento de la colectividad de acuerdo con los oráculos llenos, esto facilitará trabajar una comparativa con la emulación y conquistar las autonomías y obras que favorezcan su implementación para conquistar los objetivos restringidos (Cimatic, 2021).

1.2.4. Tipos de pronósticos de ventas

Dentro de la elaboración de un pronóstico de ventas existen múltiples técnicas que se pueden emplear para obtener la información requerida para estas predicciones, la elección la técnica a utilizar dependerá de los objetivos que se pretenda lograr con dichos pronósticos.

1.2.4.1. Pronósticos de ventas cualitativos

Método Delphi: Es de los más destacados en cuanto al predicción de demanda o descomposición de mercado, su nombre se deriva del oráculo de Delfos que, ayuda a determinar con un buen grado de certeza la evolución que tendrá un producto bajo técnicas de prospección.

Es una herramienta útil para hallar las disposiciones del mercado y estar un tranco delante, lo que permite detectar las urgencias de los consumidores y emuladores adentro de un mismo paramento. Dentro de esta metodología se aplica una encuesta, posterior a eso se analizan los resultados, todo esto con la finalidad de llegar a un consenso productivo (Cimatic, 2021).

Juicio de expertos. Este memorial es de los más antiguos debido a que lo que bienhechora a decretar el auspicio es la experticia por parte de los regentes o representantes más versados de la cometida. El procedimiento se basa en elaborar predicciones con ayuda de los datos pasados, influenciados por los del presente con el fin de asegurar la buena predicción de valores futuros (Cimatic, 2021).

1.2.4.2. Pronósticos de ventas cuantitativos

Run Rate: Traducido al idioma español se le conoce como tasa de partida y es una sencilla forma de hacer un cálculo de las ventas comparadas con periodos anteriores. Esta vía se usa si se desea profetizar tabernas en un plazo de periodo determinado o cuando existe una final fija y se necesita saber si será opcional alcanzarla (Cimatic, 2021).

Suavizamiento exponencial: Es uno de los razonamientos más sencillos y precisos para este tipo de pronósticas, funciona cuando se tienen granos certificados adulterados y puede ser empleado por limitadas y grandes sucursales, puesto que su herramienta principal son las tablas de cálculo (Cimatic, 2021).

1.2.5. Técnica para el pronóstico de ventas

La selección de la técnica más eficiente para el buen pronóstico de ventas está sujeto a los costos que involucran, así como, los datos históricos de ventas para que la predicción está adaptado a cada meta que se quiera lograr, de esta manera se tiene las siguientes metodologías para el pronóstico de ventas:

Tendencias. De acuerdo con la información estadística que se obtienen de las tendencias del mercado comercial actual es posible comprender la tasa de crecimiento que tiene el borde o sector, el índice de precios al consumidor, etc.

Datos históricos. Se obtienen de los datos relacionados con los patentes de venta de la entidad para retener y saber la disposición económica que presenta. Se obtienen unos resultados mejores en empresas las cuales llevan varios años de funcionamiento debido a que resulta importante conocer los datos pasados de las mismas.

Estudios de mercado. Se crean investigaciones piloto y se aplican para brindar un producto nuevo a un borde de consumidores determinado con el objetivo de determinar la respuesta que tienen sobre esta aceptación y mismamente, desarrollar proyecciones de consumo y ventas.

Ventas potenciales del mercado. Para este razonamiento se necesita poseer el concepto sobre las cesiones sentencias que se estiman en el borde que se desarrolla según el tipo de producto que se ofertará. Con esta asesoría se pueden alabar exámenes de mercado y se compara con la inversión capital y la aptitud de fabricación para hacer una predicción realista.

Además de las técnicas mencionadas, se tiene también procedimientos de tipo estadístico para el pronóstico ya sea a corto o medio plazo, entre los más comunes y usados tenemos los siguientes:

- Regresión de series temporales
- Modelos de descomposición
- Modelos econométricos con la metodología Box Jenkins

La regresión de series temporales como su nombre lo indica trabaja con funciones de tiempo y con una variable dependiente. Al momento de que los parámetros que se desean pronosticar sean constantes con el tiempo, esta técnica posee grandes ventajas con respecto a las demás. Un ejemplo puede ser cuando la serie temporal describa usando parámetros estacionales mensuales, por lo que se tiene que los parámetros estacionales para cada uno de los doce meses tienden a la igualdad, es decir, no varían de un año al otro.

Los modelos de descomposición tienen en primera instancia una descomposición de una serie de tiempo en tres componentes: tendencia, estacionalidad e irregularidad, obteniendo esta descomposición se hace estimaciones de estos componentes, las cuales describen y predicen la serie de tiempo, en terminología de tiempo se tiene que este modelo al igual que el modelo de regresión de series temporales considera que, cada uno de los componentes que describen la serie son constantes en el tiempo.

Los modelos econométricos basados en la metodología Box Jenkins sirven para estudiar mediante las series temporales datos que involucren variables económicas, esta metodología se lo detallará con más énfasis posteriormente ya que es la que se va a utilizar para el desarrollo de esta investigación (Cimatic, 2021).

CAPÍTULO II

2. MARCO METODOLÓGICO

2.1. Tipo de investigación

Por el método de investigación cuantitativa ya que, se va a trabajar con datos referentes a ventas mensuales dentro de la empresa, según el objetivo aplicada por el motivo de aplicar el análisis de pronósticos dentro de la empresa mencionada, según el nivel de profundización en el objeto de estudio descriptiva y explicativa ya que busca realizar un análisis del total de ventas mensuales y con dicha información ajustar un modelo para obtener pronósticos, según la manipulación de variables no experimental porque la información es secundaria, es decir, el conjunto de datos fue proporcionado por la entidad estudiada, según el tipo de inferencia inductiva, según el periodo temporal transversal ya que como se mencionó anteriormente no hubo un estudio de ventas mensuales propio, más bien se realizará la investigación tomando como base los datos ya recolectados por la empresa (Hernández Sampieri & Torres, 2018) (Patten & Newhart, 2017).

2.2. Diseño de la investigación no experimental

Se utilizará un método de investigación cuantitativo y según la manipulación de variables es un diseño no experimental (Berger, et al., 2018).

2.2.1. Localización de estudio

La fábrica de balanceados Exibal se encuentra ubicado en las afueras de la ciudad de Riobamba, en un barrio denominado **San Francisco de Pisín** vía a cerro negro. Un punto de referencia que la empresa se encuentra ubicada a dos cuadras del Comercial "El regalón".



Figura 1-2: Fábrica de balanceados Exibal

Fuente: Google Maps

2.2.2. Población de estudio

Se realiza un estudio con información de la Fábrica de balanceados Exibal correspondiente a las ventas mensuales obtenidas en un periodo de 5 años y 10 meses (2016, 2017, 2018, 2019, 2020, hasta octubre del 2021).

2.2.3. Método de muestreo

No se cuenta con un método de muestreo establecido para la investigación ya que se va a trabajar en su totalidad con los datos proporcionados por la fábrica de balanceados Exibal.

2.2.4. Tamaño de muestra

Se realiza el estudio con los 70 valores presentados en la recolección de información correspondiente al reporte de 5 años y 10 meses de ventas mensuales totales de la empresa.

2.2.5. Técnica de recolección de datos

Dentro de las técnicas de recolección se puede observar que, en nuestra matriz de datos, existen estratos, los cuales indican el tipo de alimento que se está expendiendo, así como también, el número de unidades y el ingreso total por dichos alimentos, todo esto da lugar al monto mensual obtenido por productor y la sumatoria total comprendería la venta total de cada mes en estudio.

2.2.6. Modelo estadístico

Recolección y depuración de información: Se depurará la información de otorgada por la

fábrica de balanceados Exibal correspondiente al periodo enero 2016 - octubre 2021, para

consolidar la información necesaria en el estudio que se realizará posteriormente.

Análisis exploratorio: Una vez depurada la información otorgada se deberá identificar aspectos

principales de la serie de tiempo, para ello se realizará un estudio descriptivo y un análisis de

datos atípicos.

Metodología Box-Jenkins: Se procederá a aplicar cada uno de los pasos presentes en la

metodología BJ con el fin de presentar el modelo adecuado para predecir y diagnosticarlo con el

fin de validad cada criterio correspondiente a la validez del mismo.

Predicción: Una vez ya obtenido y validado el modelo se procede al cálculo y gráfica de los

valores predichos para poder tener conclusiones acerca de los valores futuros que se pueden

presentar en las ventas mensuales totales de la fábrica de balanceados Exibal, con ello se realiza

un estudio comparativo del año predicho con el último año de recolección de información y así

concluir el mismo.

2.3. Variables en estudio

2.3.1. Identificación de variables

Variable Dependiente:

• Ventas Totales Mensuales

Variable Independiente

• Tiempo: Mes

• Hempo. Mes

2.3.2. Planteamiento de hipótesis

Para esta investigación, se va a tomar la siguiente hipótesis la cuál una vez concluida la realización

del modelo en ayuda a la empresa estudiada va a ser comprobada mediante un análisis de

cumplimiento la misma.

• Hipótesis: El modelo econométrico para la empresa de balanceados Exibal ayudará al

pronóstico de las ventas de manera efectiva.

21

2.3.3. Matriz de consistencia

Tabla 1-2: Matriz de consistencia

PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VARIABLES	
PROBLEMA GENERAL:	EMA GENERAL: OBJETIVO GENERAL:		VARIABLE	
¿Qué método estadístico puede	Proponer un modelo econométrico para el	GENERAL:	DEPENDIENTE:	
contribuir en el pronóstico de ventas	pronóstico de ventas en la fábrica de balanceados	El modelo Econométrico	Ventas mensuales	
mensuales de la fábrica de balanceados	"EXIBAL-RIOBAMBA"	para la empresa de	totales de la empresa	
"EXIBAL-RIOBAMBA"?		balanceados "EXIBAL"	VARIABLE	
PROBLEMAS ESPECÍFICOS:	OBJETIVOS ESPECÍFICOS:	ayudará al pronóstico de	INDEPENDIENTE:	
a) ¿Cuáles son las características que	a) Efectuar un análisis exploratorio sobre las	las ventas de manera	Tiempo: mes	
presentan los datos sobre las ventas	ventas mensuales en la fábrica de balanceados	efectiva		
mensuales en la empresa?	"EXIBAL-RIOBAMBA".			
b) ¿Existirá algún modelo que ayude	b) Realizar un análisis inferencial: predicción o			
con el pronóstico o predicción de	pronóstico sobre las ventas mensuales en la			
las ventas futuras de la empresa?	empresa.			
c) ¿Cuál es la metodología es la	c) Aplicar los modelos ARIMA estacionales o			
adecuada para la propuesta del	SARIMA utilizando la metodología Box-			
modelo econométrico?	Jenkins			
d) ¿En qué tiempo puedo aplicar el	d) Elaborar el modelo econométrico para el			
modelo planteado para el	pronóstico de ventas de la fábrica de			
pronóstico de las ventas mensuales	balanceados "EXIBAL-RIOBAMBA" en un			
en la empresa?	periodo de corto tiempo.			

Elaborado por: Ausay, J, 2022

2.3.4. Operacionalización de objetivos

Tabla 2-2: Operacionalización de objetivos

OBJETIVO GENERAL	(OBJETIVOS ESPECIFICOS	CONCEPTO	INDICADOR	INSTRUMENTO
	•	Efectuar un análisis	El análisis exploratorio de datos	Análisis de Componentes	Base de datos de la
		exploratorio sobre las ventas	(EDA por sus siglas en inglés)	Principales de una Serie de	fábrica de balanceados
		mensuales en la fábrica de	implica el uso de gráficos y	Tiempo	"EXIBAL"
		balanceados "EXIBAL-	visualizaciones para explorar y		
Proponer un		RIOBAMBA".	analizar un conjunto de datos.		
modelo	•	Realizar un análisis	El análisis inferencial observa una	Análisis de Correlación	Base de datos de la
econométrico para		inferencial sobre las ventas	muestra de datos y extrae	Simple y Parcial	fábrica de balanceados
el pronóstico de		mensuales totales en la	conclusiones que aplica al conjunto		"EXIBAL"
ventas en la fábrica		empresa.	a través de inferencias		
de balanceados	•	Aplicar los modelos ARIMA	La metodología Box Jenkins se	Modelos ARIMA	Base de datos de la
"EXIBAL-		estacionales o SARIMA	centra en el estudio de modelos	estacionales y verificación	fábrica de balanceados
RIOBAMBA"		utilizando la metodología	ARIMA y SARIMA para el	del mejor modelo	"EXIBAL"
		Box-Jenkins	pronóstico de variables económicas		
	•	Elaborar el modelo	En las empresas modernas, este tipo	Aplicación del mejor	Base de datos de la
		econométrico para el	de pronóstico se efectúa cada mes o	modelo con comprobación	fábrica de balanceados
		pronóstico de ventas de la	menos, y su tiempo de planeación	de supuestos	"EXIBAL"
		fábrica de balanceados	tiene vigencia de un año		
		"EXIBAL-RIOBAMBA" en			
		un periodo de corto tiempo			

Elaborado por: Ausay, J, 2022

CAPÍTULO III

3. MARCO DE RESULTADOS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS

3.1. Análisis exploratorio

Se inicia con un análisis exploratorio de la variable en estudio, con el fin de identificar el comportamiento de los datos. Dado que se presentaron datos de todos los productos que se vendieron a lo largo de los meses desde inicios del 2016 hasta el mes de octubre del 2021, se consolidó todos los valores necesarios en una tabla resumen.

Tabla 1-3: Tabla de ventas mensuales desde enero 2016 a octubre 2021

Mes	2016	2017	2018	2019	2020	2021
Enero	\$394.638,36	\$656.941,57	\$612.023,86	\$824.454,36	\$779.850,54	\$864.080,83
Febrero	\$391.286,08	\$465.192,42	\$514.318,19	\$707.100,21	\$613.457,76	\$742.089,33
Marzo	\$456.202,41	\$589.396,88	\$613.148,31	\$848.915,37	\$727.516,40	\$1.062.094,09
Abril	\$432.051,64	\$517.330,82	\$678.433,96	\$860.751,20	\$648.319,03	\$927.183,74
Mayo	\$447.414,97	\$580.501,35	\$791.564,46	\$803.273,23	\$600.303,04	\$941.540,09
Junio	\$449.155,17	\$585.238,02	\$723.435,92	\$697.678,57	\$795.199,45	\$1.128.999,50
Julio	\$468.848,04	\$566.203,63	\$691.896,94	\$817.423,71	\$940.758,64	\$1.005.940,44
Agosto	\$509.830,90	\$668.741,34	\$740.500,25	\$769.211,35	\$1.021.530,36	\$1.076.966,53
Septiembre	\$482.827,78	\$629.257,85	\$688.201,91	\$748.932,77	\$1.214.292,89	\$1.085.775,86
Octubre	\$595.917,85	\$727.767,89	\$912.927,78	\$819.110,94	\$1.207.995,00	\$761.523,43
Noviembre	\$656.790,33	\$715.364,28	\$837.156,49	\$748.770,02	\$1.151.098,20	
Diciembre	\$608.074,61	\$651.622,73	\$769.573,48	\$761.667,87	\$1.068.102,96	
Total	\$5.893.038,14	\$7.353.558,78	\$8.573.181,55	\$9.407.289,60	\$10.768.424,27	\$9.596.193,84

Fuente: Fábrica de balanceados EXIBAL-RIOBAMBA

Realizado por: Ausay, J, 2022

3.1.1. Serie de Tiempo



Gráfico 1-3: Serie de tiempo de las ventas en la fábrica de balanceados Exibal.

Gráficamente se observa que, la serie de tiempo correspondiente a las ventas en la fábrica de balanceados Exibal presenta una tendencia positiva notoria, no obstante, en ciertos lapsos de tiempo se observa decaimientos, como también incrementos de las ventas mensuales producidas por dicha entidad, por otro lado, se observa en el gráfico general la no presencia de estacionalidad, esta propiedad se la puede identificar de una mejor manera mediante la descomposición de la serie temporal y por último se observa la heterocedasticidad que presenta la serie, esto nos dió hincapié en el tipo de descomposición a utilizar para identificar cada uno de los aspectos mencionados, en este caso al ser una serie heterocedástica se procedió a realizar una descomposición tipo multiplicativa.

3.1.2. Análisis descriptivo

Tabla 2-3: Estadísticas descriptivas de la información

Análisis descriptivo			
Mínimo	\$391286.0		
Primer Cuartil	\$602246.0		
Mediana	\$725476.0		
Media	\$737024.0		
Tercer Cuartil	\$833981.0		
Máximo	\$1214293.0		
Varianza	40762248600.0		
Desviación Estándar	185314.2		
Asimetría	\$0.31901		
Curtosis	-\$0.44267		

Realizado por: Ausay, J, 2022

Con el estudio de medidas de tendencia central, de dispersión y de forma se puede deducir que el promedio de las ventas dentro de periodo de recolección de datos fue de \$737024 con su máximo valor de ventas obtenido en septiembre 2020 con \$1214293, la variabilidad es de la información es grande debido a la presencia de puntuaciones extremas y a su vez presenta una asimetría positiva.

3.1.3. Histograma

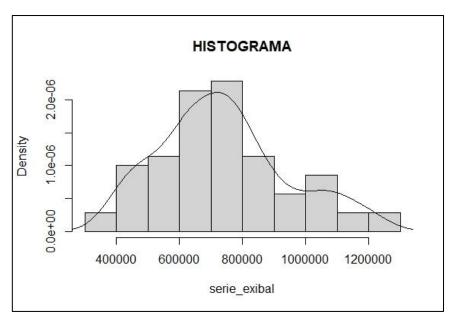


Gráfico 2-3: Histograma de la información de ventas mensuales

Realizado por: Ausay, J, 2022

En el histograma se observa la presencia de la asimetría positiva y como se lo indicó en la tabla 2.3, está tiene un valor de 0.31, lo que nos quiere decir que existe mayor agrupación de la información recolectada en el lado izquierdo, por tanto, se dice que las ventas en el periodo enero 2016 – octubre 2021 presentaban cantidades por debajo del promedio de dicho intervalo.

3.1.4. Identificación de datos atípicos

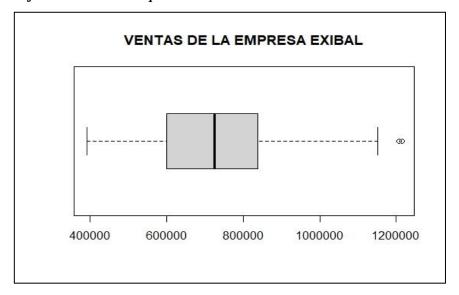


Gráfico 3-3: Boxplot con presencia de atípicos

Respecto a la gráfica de datos atípicos se observó la presencia de dos, los mismos que puede causar problemas al momento de la estimación de un modelo utilizado para la predicción.

Los datos atípicos fueron los siguientes:

Tabla 3-3: Datos atípicos de las ventas de Exibal

Fecha	Atípico
Septiembre 2020	\$1214292,90
Octubre 2020	\$1207995,00

Realizado por: Ausay, J, 2022

Con la obtención de estos elementos atípicos se decidió que estos fueran reemplazados por el promedio del total de ventas existentes en los meses de septiembre y octubre, esto ayudará a que la serie de tiempo sea óptima para una aplicación de la metodología Box-Jenkins, ya que, cualquier técnica estadística es sensible frente a la presencia de datos atípicos. Se procede a reemplazar los datos con el promedio respectivo y con base a ello se obtiene los siguientes resultados:

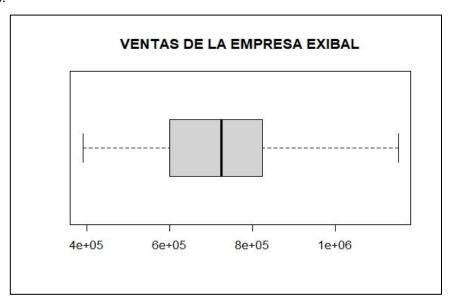


Gráfico 4-3: Boxplot sin presencia de datos atípicos

Realizado por: Ausay, J, 2022

Se observa que ya no presenta elementos atípicos dentro del diagrama de caja y bigotes, adicional a ello presenta una asimetría positiva debido a que el bigote del lado izquierdo es más pequeño a comparación del bigote a su lado derecho, esto indica que existe menos variación cuando los valores de venta son bajos, lo que no sucede cuando los valores se presentan altos, adicionalmente se presenta los cuartiles del grafico 4-3 en la tabla 5-3.

Tabla 4-3: Cuartiles del gráfico 5-3

Medida	Valor
Mínimo	\$391286,10
Primer Cuartil	\$600303,00
Segundo Cuartil	\$725476,20
Media	\$725931.00
Tercer Cuartil	\$824454,40
Varianza	34341353446.00
Máximo	\$1151098,20

Realizado por: Ausay, J, 2022

3.1.5. Serie de tiempo sin datos atípicos



Gráfico 5-3: Serie de tiempo sin datos atípicos

Realizado por: Ausay, J, 2022

En la gráfica de serie de tiempo sin datos atípicos encontramos la presencia de tendencia, juntamente con la irregularidad de esta, se procede a realizar una descomposición de la serie de tiempo para identificar de mejor manera cada uno de los componentes de una serie de tiempo.

3.1.5.1. Descomposición de la serie de tiempo

Tendencia

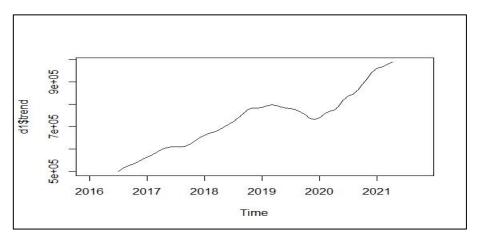


Gráfico 6-3: Componente tendencia de la serie de tiempo

Realizado por: Ausay, J, 2022

La componente tendencia es claramente notoria y además positiva desde el inicio de la toma de datos hasta el último valor analizado.

Estacionalidad

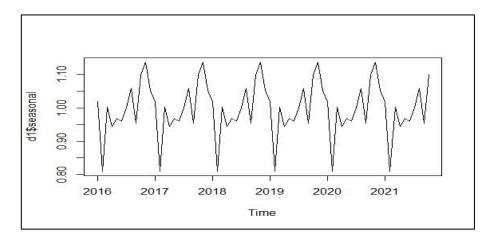


Gráfico 7-3: Componente estacional de la serie de tiempo

Realizado por: Ausay, J, 2022

Con esta descomposición se observa de mejor manera la presencia de estacionalidad en la serie de tiempo sin elementos atípicos.

Aleatoriedad

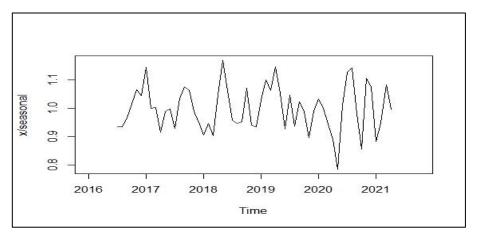


Gráfico 8-3: Componente aleatorio de la serie de tiempo

Realizado por: Ausay, J, 2022

Dentro del componente aleatorio se observa una irregularidad a lo largo de la serie temporal por ello se dijo en principio que la serie presentaba heterocedasticidad y a partir de deducción se procedió a realizar esta descomposición multiplicativa explicada en este apartado.

3.2. Metodología Box Jenkins

3.2.1. Identificación de los parámetros ARIMA (p,d,q)

Para determinar los parámetros p y q del modelo se debe considerar los correlogramas de las funciones de autocorrelación parcial y simple respectivamente, en el software estadístico R se toma en cuenta las funciones acf y pacf. Para definir el valor de d se realizó la prueba de raíz unitaria de Dickey-Fuller obteniendo así los siguientes resultados:

Ho: La serie es No estacionaria H_1 : La serie es estacionaria

Tabla 5-3: Test de Dickey Fuller para estacionariedad

Test de Dickey Fuller					ler
		p-val	or		0.2443
_					

Se observa un p-valor de 0.2443 el cual es mayor a un nivel de significancia del 0.05, no se rechaza la hipótesis nula por lo que dice que la serie es no estacionaria, esto se debe a la tendencia que presenta, por lo que se aplicó una diferencia en busca de la estacionariedad y eliminación de tendencia.

• Prueba de estacionariedad al aplicar una diferencia

Tabla 6-3: Test de Dickey Fuller para estacionariedad

·	Test de Dickey Fuller	
p-valor		0.01

Realizado por: Ausay, J, 2022

Con la aplicación de una diferencia a la serie de ventas sin elementos atípicos se obtuvo la estacionariedad de esta, dado que el p-valor es menor al nivel de significancia del 0.05 por lo que se rechaza la hipótesis nula y se trabaja sobre la alternativa, con esta información se graficó las funciones de autocorrelación simple y parcial para determinar los valores de la parte regular (p,q) y de la parte estacional (P,Q).

3.2.1.1. Funciones de autocorrelación de la parte regular (p,q)

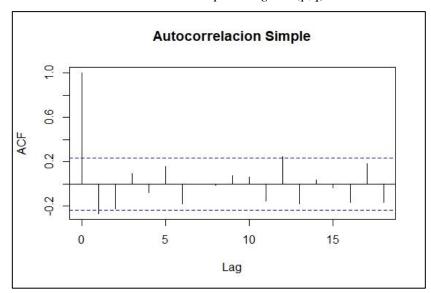


Gráfico 9-3: Correlograma de ACF de la parte regular

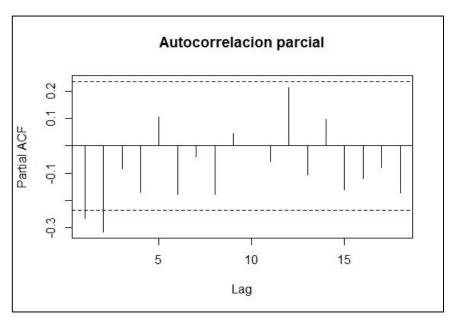


Gráfico 10-3: Correlograma de PACF de la parte regular

Realizado por: Ausay, J, 2022

Con el gráfico de autocorrelación simple se observa que existe valor significativo en el correlograma de ACF de la parte regular por lo tanto se obtiene un valor de q=1, en cambio, en el correlograma de la función de autocorrelación parcial se observa dos valores significativos por lo que se tiene un valor de p=2.

3.2.1.2. Funciones de autocorrelación de la parte estacional (P,Q)

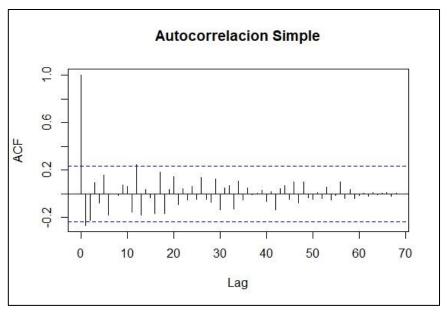


Gráfico 11-3: Correlograma de ACF de la parte estacional

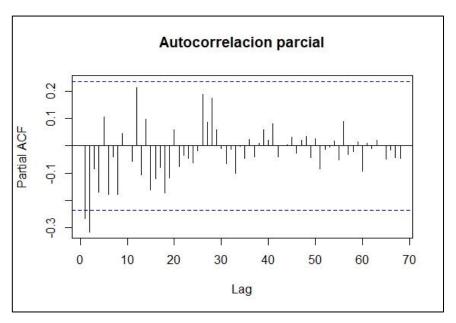


Gráfico 12-3: Correlograma de PACF de la parte estacional

Realizado por: Ausay, J, 2022

Conforme a la parte estacional se obtiene que el correlograma de autocorrelación simple presenta un valor significativo por lo que se tiene un valor de Q=1 y con el correlograma de autocorrelación parcial no se observa valores fuera de los límites sin embargo presentó un decrecimiento exponencial por lo que el valor de P=1.

3.2.2. Estimación

3.2.2.1. Función auto.arima

Con la utilización del entorno estadístico R se utilizó la función auto.arima para determinar el modelo adecuado para el estudio de la variable analizada siendo este el siguiente:

Tabla 7-3: Modelo con auto.arima.

Modelo	Parámetros
auto.arima	(1,1,2)(1,0,0)[12]

Realizado por: Ausay, J, 2022

3.2.2.2. Principio de parsimonia

Usando el principio de parsimonia el cual indica que se debe estudiar los modelos con el menor valor posible en los parámetros de la parte autorregresiva y de promedios móviles, se presenta varios modelos alternativos siguiendo las recomendaciones de los correlogramas de la parte

regular y estacional. Teniendo en cuenta dicho principio se plantearon tres modelos para obtener una comparación con el modelo presentado por auto.arima mediante criterios de selección Akaike y Bayesiano.

.

Tabla 8-3: Modelos SARIMA propuestos

Modelo	Parámetros
auto.arima	(1,1,2)(1,0,0)[12]
2	(2,1,1)(1,0,1)[12]
3	(2,1,0)(1,0,1)[12]
4	(1,1,0)(1,0,0)[12]

Realizado por: Ausay, J, 2022

3.2.2.3. Criterio Akaike y Bayesiano

Utilizando los criterios AIC y BIC se obtuvo la siguiente información:

Tabla 9-3: Comparación de modelos con los criterios AIC y BIC

Modelo	Parámetros	AIC	BIC
auto.arima	(1,1,2)(1,0,0)[12]	1789,54	1800,71
2	(2,1,1)(1,0,1)[12]	1792,27	1805,67
3	(2,1,0)(1,0,1)[12]	1791,19	1802,36
4	(1,1,0)(1,0,0)[12]	1798,38	1805,08

Realizado por: Ausay, J, 2022

Con los criterios de Akaike y Bayesiano se puede decir que el modelo propuesto con la utilización del comando auto.arima en el entorno estadístico R, es el mejor modelo de los propuestos ya que es el que presenta menor error en cada uno de los criterios mencionados.

Tabla 10-3: Coeficientes del modelo auto.arima

	ar1	ma1	ma2	sar1
coeficiente	-04984.	0.1224	-0.5260	0.3498
error estándar	0.2258	0.1962	0.1113	0.1348

Realizado por: Ausay, J, 2022

Con esta información la ecuación del modelo SARIMA (1,1,2)(1,0,0)[12] está definido por:

$$Y_t = -0.4984Y_{t-1} - 0.1224\varepsilon_{t-1} + 0.5260\varepsilon_{t-2} + 0.3498Y_{t-12} + \varepsilon_t$$
 1-3

Donde:

 Y_t = Es la serie de ventas mensual

 ε_t = Ruido Blanco

3.2.3. Diagnóstico y validación del modelo

3.2.3.1. Diagnóstico gráfico

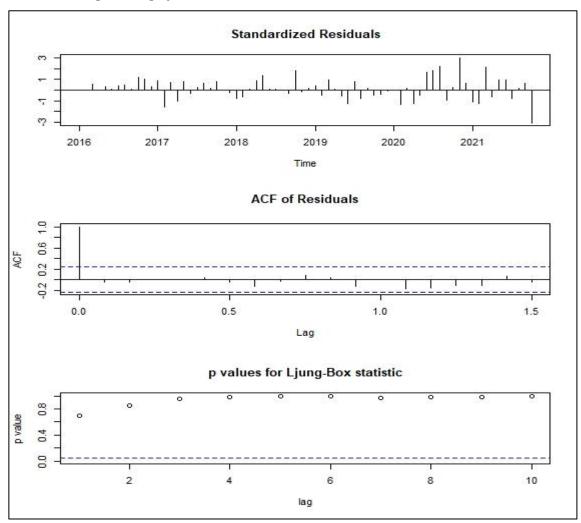


Gráfico 13-3: Diagnóstico del modelo SARIMA (1,1,2)(1,0,0)[12]

Realizado por: Ausay, J, 2022

Se observa en la parte de los residuos estandarizados que, gráficamente se muestran como valores independientes, en la parte de los residuales de la función de autocorrelación simple se puede observar que se presenta similaridad con la gráfica de un ruido blanco por lo que se dice que el modelo es un buen ajuste para la información y por último en los p-valores de Ljung-Box se observa la presencia de valores mayores a 0.05 por lo que la hipótesis de independencia se cumpliría dentro del modelo seleccionado. Esto se lo deduce gráficamente, pero, para una mejor interpretación se procede a realizar pruebas analíticas las cuales verificarán la validez del modelo en estudio.

3.2.3.2. Diagnóstico analítico

Ruido Blanco

Ho: Existe ruido blanco

 H_1 : No existe ruido blanco

Tabla 11-3: Prueba de Ljung-Box para ruido blanco

Prueba de Ljung-Box		
p-valor	0.6917	
Realizado por: Ausay, J, 2022		

Con un p-valor de 0.6917 mayor que un nivel de significancia de 0.05 se dice que se existe suficiente evidencia estadística para no rechazar la hipótesis nula y decir que el modelo sigue un ruido blanco, en otras palabras presenta media cero y varianza constante, esta propiedad se logró al aplicar una diferencia en la serie de tiempo sin elementos atípicos.

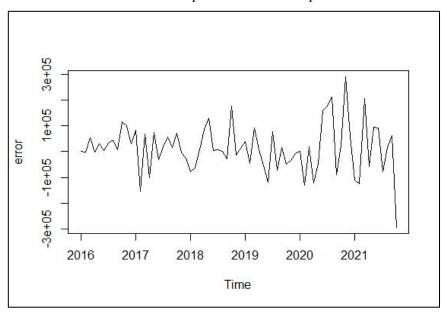


Gráfico 14-3: Gráfico de errores del modelo SARIMA (1,1,2)(1,0,0)[12]

Realizado por: Ausay, J, 2022

En el gráfico de residuos o errores del modelo SARIMA seleccionado se presenta una media igual a cero que es una de las propiedades del ruido blanco por lo que se dice que el modelo ARIMA (1,1,2)(1,0,0)[12] sirve como predictor de la serie de tiempo estudiada.

Normalidad

 $Ho: Los\ errores\ siguen\ una\ distribución\ normal$ $H_1: Los\ errores\ no\ siguen\ una\ distribución\ normal$

Tabla 12-3: Prueba de normalidad de Shapiro Wilk

0.1686

Realizado por: Ausay, J, 2022

El p-valor determinado por el test de normalidad de Shapiro Wilk es igual a 0.1686 mismo que es mayor a un nivel de significancia del 0.05 por lo que no se rechaza la hipótesis nula y se dice que los errores del modelo seleccionado siguen una distribución normal

Homocedasticidad

 $Ho: Existe\ homocedasticidad$ $H_1: No\ existe\ homocedasticidad$

Tabla 13-3: Prueba de homocedasticidad de White

Prueba de White		
p-valor	0.5696	

Realizado por: Ausay, J, 2022

Con un p-valor igual a 0.5696 se presenta que, a un nivel de significancia del 0.05 este es mayor concluyendo que la hipótesis nula no puede ser rechazadas estadísticamente y sustentando a su vez la presencia de homocedasticidad o varianza constante.

Independencia

Ho: Existe independencia en los errores H_1 : No existe independencia en los errores

Tabla 14-3: Prueba de Ljung-Box para independencia

Prueba de Ljung-Bo	OX
p-valor	0.6917

Mediante la prueba de Ljung-Box se observa que se tiene un p-valor de 0.6917 mismo que es mayor a un 0.05 nivel de significancia por lo que no se rechaza la hipótesis nula y se concluye que el modelo presenta independencia en errores.

Todas las pruebas de los supuestos dan la pauta para indicar que el modelo seleccionado mediante los criterios de Akaike y Bayesiano es adecuado para el estudio y con este se procede a realizar los pronósticos de ventas mensuales para el periodo septiembre 2021 – octubre 2022 en la fábrica de balanceados Exibal.

3.2.4. Predicción o pronóstico

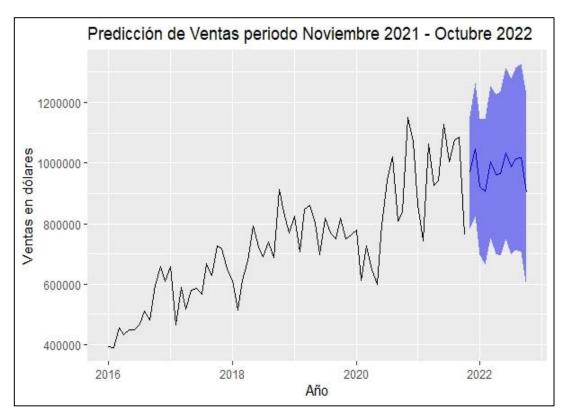


Gráfico 15-3: Predicciones utilizando el modelo SARIMA (1,1,2)(1,0,0)[12]

Realizado por: Ausay, J, 2022

Gráficamente se observa que los valores correspondientes al periodo noviembre 2021 – octubre 2022 se encontrarán por encima de los \$900000 cifra que indica una fluctuación alta en el ámbito financiero dentro de la empresa y estas cifras a su vez mejoran respecto a años anteriores, pero no respecto al último año en estudio.

Tabla 15-3: Predicciones para el periodo noviembre 2021 - octubre 2022

Mes	Valor predicho	Límite inferior 95%	Límite superior 95%
Noviembre 2021	\$969099,00	\$783007,90	\$1155190,00
Diciembre 2021	\$1045459,50	\$826112,10	\$1264807,00
Enero 2022	\$921562,10	\$695876,20	\$1147248,00
Febrero 2022	\$905074,20	\$664082,10	\$1146066,00
Marzo 2022	\$1003958,80	\$753320,90	\$1254597,00
Abril 2022	\$963273,20	\$701172,20	\$1225374,00
Mayo 2022	\$965052,50	\$693035,20	\$1237070,00
Junio 2022	\$1032240,80	\$750149,20	\$1314332,00
Julio 2022	\$988389,90	\$696817,30	\$1279963,00
Agosto 2022	\$1013636,00	\$712762,70	\$1314509,00
Septiembre 2022	\$1016517,30	\$706679,80	\$1326355,00
Octubre 2022	\$903195,50	\$584618,00	\$1221773,00

Realizado por: Ausay, J, 2022

De la columna de valores predichos presentada en la tabla 15-3 se realiza un estudio descriptivo aplicando medidas de tendencia central y de dispersión.

Tabla 16-3: Estadísticas descriptivas de los valores predichos

Análisis descriptivo de valores predichos		
Media	\$977288,23	
Mediana	\$978744,45	
Moda	NA	
Desviación estándar	48227,63	
Mínimo	\$903195,50	
Máximo	\$1045459,50	

Realizado por: Ausay, J, 2022

Principalmente se observa que el valor promedio de ventas en los valores pronosticados incrementa considerablemente, respecto al promedio del periodo enero 2016 – octubre 2021, pero para evidenciar el crecimiento o disminución anual del valor obtenido en las ventas mensuales se realiza un análisis comparativo.

Tabla 17-3: Cuadro comparativo de ventas

Periodo	Promedio de Ventas	Diferencia Estimada
noviembre 2016 - octubre 2017	\$604.286,39	\$373.001,84
noviembre 2017 - octubre 2018	\$694.453,22	\$282.835,02
noviembre 2018 - octubre 2019	\$791.965,14	\$185.323,09
noviembre 2019 - octubre 2020	\$773.594,04	\$203.694,20
noviembre 2020 - octubre 2021	\$984.616,25	-\$7.328,02

Realizado por: Ausay, J, 2022

Con la ayuda del cuadro comparativo se evidencia que, respecto a años anteriores existe un incremento considerable de las ventas, pero en comparación al último año de recolección de información se observa una disminución de \$7328.02. Con esta información se da paso a la toma de decisiones operativas en la empresa estudiada.

• Cumplimiento de Resultados

Una vez realizado el último paso dentro de la metodología Box-Jenkins (pronóstico) y por tanto utilizando el cuadro comparativo como herramienta de prueba de hipótesis para el análisis del cumplimiento de la suposición planteada en la investigación la cual estudiada la efectividad del modelo para el pronóstico en la empresa estudiada, se tiene que, se dio cumplimiento a la misma ya que, se presentó una comparación de los años estudiados frente al periodo pronosticado por la metodología mostrando el escenario probable que presente la empresa a un corto plazo.

CONCLUSIONES

- El análisis exploratorio de datos mostró en promedio un valor de \$737.024 correspondiente a las ventas mensuales durante los seis años de estudio en la fábrica de balanceados Exibal, al mismo tiempo se identificó datos atípicos en los meses de septiembre 2020 y octubre 2020, los cuales fueron reemplazados con el promedio tomando en cuenta su naturaleza.
- En primer lugar, se resalta la importancia del análisis inferencial con respecto al estudio de estacionariedad, misma que se obtuvo con una diferencia en el modelo original. Posteriormente la metodología Box-Jenkins seleccionó el modelo ARIMA (1,1,2)(1,0,0)[12], mismo que cumplió con todos los supuestos de validación y diagnóstico.
- Mediante el modelo econométrico se obtuvo el pronóstico de las ventas mensuales para el periodo noviembre 2021 – octubre 2022, por otra parte, con el análisis exploratorio de las ventas reales y las ventas pronosticadas se evidenció una disminución promedio de \$7328.02 con referencia al último año en estudio.

RECOMENDACIONES

- Con respecto a la información obtenida de la entidad estudiada se recomienda una automatización sistemática de la misma, con la finalidad de minimizar el tiempo de depuración y maximizar la operatividad del análisis e interpretación de los datos.
- Es importante considerar el intervalo de tiempo a pronosticar para elegir la metodología adecuada respecto a la variable de interés, dado que, una mala selección de la misma podría presentar estimaciones erróneas de los valores que se desean predecir.
- Utilizar el modelo econométrico como una herramienta de evaluación interna de los procesos financieros de una empresa, con el fin de mitigar las causas y los factores que conlleven al decrecimiento o incremento de la variable en estudio.

BIBLIOGRAFÍA

BERGER, Paul; et al. Experimental Desing. 2ª ed. California-USA: Springer, 2018.

CÁCERES HERÁNDEZ, José; et al. Introducción al Análisis Univariante de series temporales económicas [en línea]. Delta Publicaciones, 2009. [Consulta: 27 diciembre 2021]. Disponible en: https://elibro.net/es/ereader/espoch/170132. P. 8

CARIDAD, José; & OCERÍN. *Econometría: modelos econométricos y series temporales* [en línea], Tomo 2. Barcelona-España: Editorial Reverte, 2015. [Consulta: 27 diciembre 2021]. Disponible en: https://elibro.net/es/ereader/espoch/46737. P. 67

CARIDAD, José; & OCERÍN. *Econometría: modelos econométricos y series temporales* [en línea], Tomo 2. Barcelona-España: Editorial Reverte, 2015. [Consulta: 27 diciembre 2021]. Disponible en: https://elibro.net/es/ereader/espoch/46737, pp. 68-69.

CIMATIC. *Pronósticos de Venta* [blog]. [Consulta: 3 noviembre 2021]. Disponible en: https://cimatic.com.mx/pronosticos-de-venta/.

FRIENDMAN, Milton. *Essays in positive económics*. Chicago-USA: University of Chicago Press, 1953, pp. 3-5.

GARCÍA DÍAZ, J. Predicción en el dominio del tiempo: análisis de series temporales para ingenieros [en línea]. Valencia-España: Editorial de la Universidad Politécnica de Valencia, 2016. [Consulta: 27 diciembre 2021]. Disponible en: https://elibro.net/es/ereader/espoch/57439. P. 2

GESTIOPOLIS. ¿Qué es un pronóstico? Características y métodos [blog]. [Consulta: 3 noviembre 2021]. 2002. Disponible en: https://www.gestiopolis.com/que-es-un-pronostico-caracteristicas-y-metodos/.

GUJARATI, Damodar; & PORTER Dawn. *Econometría*. 5ª ed. México DF-México: McGraw-Hill Interamericana, 2010. P. 1

GUJARATI, Damodar; & PORTER Dawn. *Econometría*. 5ª ed. México DF-México: McGraw-Hill Interamericana, 2010, pp. 2-10.

GUJARATI, Damodar; & PORTER Dawn. *Econometría.* 5ª ed. México DF-México: McGraw-Hill Interamericana, 2010, pp. 10-11.

GUJARATI, Damodar; & PORTER Dawn. *Econometría.* 5ª ed. México DF-México: McGraw-Hill Interamericana, 2010, pp. 777-778.

GUJARATI, Damodar; & PORTER Dawn. *Econometría.* 5ª ed. México DF-México: McGraw-Hill Interamericana, 2010, pp. 778-781.

HANKE, John; & WICHERN, Dean. *Pronósticos en los negocios.* 9ª ed. México: Pearson Educacion, 2010, pp. 22-26.

HERNÁNDEZ SAMPIERI, Roberto; & TORRES Christian. *Metodología de la investigación*. 6ª ed. México: McGraw-Hill Interamericana, 2018.

JUÁREZ, Arturo; et al. "Análisis de series de tiempo en el pronóstico de la demanda de almacenamiento de productos perecederos" *Estudios Generciales*, volumen 32, nº 141 (2016), pp. 387-396.

MONTESINOS, Abelardo. Estudio del AIC y BIC en la selección de modelos de vida con datos censurados (Trabajo de titulación) (Maestría). Centro de Investigación en Matemáticas. Guanajuato-México. 2011. pp. 1-65.

NAVA, Alejandro. *Procesamiento de series de tiempo*. 3ª ed. México: Fondo de Cultura Económica, 2015, pp. 52-53.

PATTEN, Mildred, L; & NEWHART, Michelle. *Undestanding research methods An overview of the essentials.* 10^a ed. New York-USA: Routledge, 2017.

VILLAVICENCIO, John. Introducción a las series de tiempo. Puerto Rico, 2010, pp. 4-5.

VILLAVICENCIO, John. Introducción a las series de tiempo. Puerto Rico, 2010. P. 11.

VILLAVICENCIO, John. Introducción a las series de tiempo. Puerto Rico, 2010, pp. 15-16.

VILLAVICENCIO, John. Introducción a las series de tiempo. Puerto Rico, 2010, pp. 19-21.

WILSON, J Holton; & ALLISON-KOERBER, Deborah. "Combining subjetive and adjetive forecast improve results". *The Journal of Bussiness Forecasting Methods & Systems*, vol. 11, n° 3 (1992), (United States of América) P. 1

ANEXOS

ANEXO A: AVAL DE LA FÁBRICA DE BALANCEADOS EXIBAL



Riobamba, 04 de les en de 2021

Señor
Jhonnatan Marcelo Ausay
ESTUDIANTE DE LA ESCUELA SUPERIOR POLITECNICA DE CHIMBORAZO
Presente

De mi consideración:

Yo, Olguer Humberto Lamiña Maygua, portador de la C.I. 06029323-8, en calidad de representante Legal de "Balanceados EXIBAL", AUTORIZO que usted como estudiante de la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo de la Facultad de Ciencias de la carrera de Estadística, recopile y haga uso de la información necesaria para el desarrollo del proyecto de titulación denominado: PROPUESTA DE UN MODELO DE SERIES TEMPORALES PARA EL PRONÓSTICO DE VENTAS EN LA FABRICA DE BALANCEADOS "EXIBAL", el mismo que se usara únicamente con fines académicos.

Particular que informo para los fines pertinentes.

Ing. Olguer Lamiña

REPRESENTANTE LEGAL

ANEXO B: CODIGO EN R-STUDIO

```
library(tseries)
library(astsa)
library(forecast)
library(timeDate)
dir()
# Datos
datos_exibal<- read.csv("Datos.csv",header = T, sep = ";",dec = ",")
# Serie de tiempo
serie_exibal < -ts(data = datos_exibal, start = c(2016, 1), frequency = 12)
# Grafica de serie de tiempo
plot(serie_exibal,col='blue',main = "VENTAS DE LA EMPRESA EXIBAL",xlab = 'Enero
2016 - Octubre 2021',ylab = 'ventas en dolares')
#Analisis exploratorio
# Histograma
hist(serie1,freq = FALSE,main = "HISTOGRAMA")
lines(density(serie_exibal))
# grafico de caja y bigote
boxplot(serie_exibal,horizontal = TRUE,main ="VENTAS DE LA EMPRESA EXIBAL")
# exploracion de atipicos
atp1 <- boxplot.stats(x = serie_exibal)
# reducci?n de datos atipicos
datos1<- read.csv("Datos1.csv",header = T, sep = ";",dec = ",")
serie1 < -ts(data = datos1, start = c(2016,1), frequency = 12)
# Boxplot sin datos atipicos
boxplot(serie1,horizontal = TRUE,main = "VENTAS DE LA EMPRESA EXIBAL")
plot(serie1,main = "VENTAS DE LA EMPRESA EXIBAL",xlab = 'Enero 2016 - Octubre
2021',ylab = 'ventas en dolares')
summary(datos1$Ventas)
```

```
var(datos1$Ventas)
sd(datos1$Ventas) # desviación estandar
skewness(datos1$Ventas)
kurtosis(datos1$Ventas)
atp2 <- boxplot.stats(x = serie1)
# Descomposici?n de la serie de tiempo
d1<-decompose(serie1,type = "multiplicative")#plot(d,col = "blue")
plot(d1)
# prueba de estacionariedad
adf.test(serie1)
# aplicaci?n de diferencia
seriediff <- diff(serie1)
adf.test(seriediff)
# Correlogramas
# Parte Regular (p,d,q) donde d = 1 y se logra la estacionariedad
acf(ts(seriediff),frequency = 1,main = "Autocorrelacion Simple") # q = 1
# Autocorrelacion parcial
pacf(ts(seriediff),frequency = 1, main = "Autocorrelacion parcial") # p = 2
# Parte estacional (P,D,Q) D = 0 porque la serie ya es estacional
acf(ts(seriediff),frequency = 1,lag.max =72, main = "Autocorrelacion Simple") # Q = 1
pacf(ts(seriediff),frequency = 1, lag.max = 72,main = "Autocorrelacion parcial") # P = 1 el
decaimiento es
# auto.arima
m1 <- auto.arima(serie1,seasonal = T)
# modelos propuestos
auto_arima<- arima(serie1,order = c(1,1,2),seasonal=list(order=c(1,0,0),period=12))
modelo2 < -arima(serie1, order = c(2,1,1), seasonal = list(order = c(1,0,1), period = 12))
modelo3 < -arima(serie1, order = c(2,1,0), seasonal = list(order = c(1,0,1), period = 12))
modelo4 < -arima(serie1, order = c(1,1,0), seasonal = list(order = c(1,0,0), period = 12))
# criterios de akaike y bayesiano
AIC(auto_arima,modelo2,modelo3,modelo4)
BIC(auto_arima,modelo2,modelo3,modelo4)
```

```
# DIAGNÓSTICO DEL MODELO ADECUADO
tsdiag(auto_arima)
# diagnostico anall?tico
# Ruido Blanco
error <- residuals(auto_arima)
plot(error)
# Normalidad
shapiro.test(auto_arima$residuals)
# Homocedasticidad
white.test(auto_arima$residuals)
# Independencia
Box.test(residuals(auto_arima),type = "Ljung-Box")
# Pronóstico
predic <- forecast(auto_arima,h=12,level = 0.95)</pre>
plot(predic,main = "Predicción de Ventas periodo Noviembre 2021 - Octubre 2022",
   xlab= "Año",ylab= "Ventas en dólares")
predic
```

ANEXO C: COMANDOS Y PAQUETES DE R STUDIO

Principales paquetes para el análisis de series de tiempo

Principales paquetes para el análisis de series de tiempo			
Paquete	Descripción	Uso	
forecast	Métodos y herramientas para mostrar y analizar pronósticos de series de tiempo univariantes.	Se uso para pronosticar con nuestro mejor modelo hallado.	
tseries	Funciones y datos para el análisis de series de tiempo y finanzas computacional	Se uso principalmente para el uso de contraste para de esa manera validar modelo hallados	
stats	Funciones estadísticas básicas, este paquete contiene funciones para cálculos estadísticos y generación de números aleatorios.	Utilizamos principalmente para el uso de funciones como acf(), pacf().	
astsa	Incluye datos y scripts para acompañar el análisis de series temporales y sus aplicaciones.	Se uso para complementar el uso de las demás funciones en el análisis de las series de tiempo	

Realizado por: Ausay, J, 2022

Funciones para transformar una serie de tiempo

Función	Paquete	Descripción	Uso
ts()	stats	La función ts se utiliza para crear objetos de series de tiempo.	Utilizamos para transformar los datos base a una serie de tiempo
diff()	stats	Devuelve diferencias adecuadamente rezagadas e iteradas.	Se utiliza para eliminar la componente tendencia de la serie si ese fuera el caso

Funciones para graficar y calcular estadísticos de una serie de tiempo

Función	Paquete	Descripción	Uso
plot()	graphics	Función que permite generar gráficos de datos	Se utilizo principalmente para graficar los datos originales
plot.ts()	Stats	Método de trazado de objetos heredados de la clase "ts".	Se usa para graficar directamente en forma de serie de tiempo
acf()	Stats	La función acf calcula (y por defecto las gráficas) estimaciones de la función de auto covarianza o autocorrelación.	Usado con el fin de observar las autocorrelaciones simples de la serie de tiempo
pacf()	Stats	La función pacf es la función utilizada para las autocorrelaciones parciales.	Usado con el fin de observar las auto correlaciones parciales de la serie de tiempo
adf.test()	tseries	Calcula la prueba de Dickey-Fuller aumentada para el supuesto de que x tiene una raíz unitaria.	Se usa principalmente para realizar la prueba de hipótesis acerca de la estacionariedad

Realizado por: Ausay, J, 2022

Modelos

Función	Paquete	Descripción	Uso
			Permite plantear un modelo arima en el que
arima()	Stats	Ajusta un modelo ARIMA a una serie de tiempo univariante.	se especifica los parámetros con los que
			trabaja dicho modelo

auto.arima()	forecast	Devuelve el mejor modelo ARIMA según el valor AIC o BIC. La función realiza una búsqueda sobre el posible modelo dentro de las restricciones de orden proporcionadas.	Usado para generar un modelo arima con
--------------	----------	---	--

Realizado por: Ausay, J, 2022

Funciones para el diagnóstico del modelo

Función	Paquete	Descripción	Uso
tsdiag()	stats	Una función genérica para trazar diagnósticos de series temporales.	Usado para diagnosticar los residuos de la serie de tiempo
box.test()	stats	Calcule el estadístico de prueba Box-Pierce o Ljung-Box para examinar la hipótesis nula de independencia en una serie de tiempo determinada. A veces se las conoce como pruebas de "combinación"	Usado principalmente para la prueba de hipótesis en la que se trata de ver si el modelo planteado se ajusta de buena manera, además con este estadístico se comprueba la independencia de los datos
shapiro.test()	tseries	Prueba el valor nulo de normalidad para x utilizando el estadístico de prueba de Shapiro Wilk.	Usado para determinar si los datos provienen de una distribución normal

Realizado por: Ausay, J, 2022

Pronósticos

Función	Paquete	Descripción	Uso
forecast()	forecast	Es una función genérica para pronosticar a partir de series de tiempo o modelos de series de tiempo. La función invoca métodos particulares que dependen de la clase del primer argumento.	Usado para pronosticar series de tiempo con un periodo de tiempo determinado



UNIDAD DE PROCESOS TÉCNICOS Y ANÁLISIS BIBLIOGRÁFICO Y DOCUMENTAL

REVISIÓN DE NORMAS TÉCNICAS, RESUMEN Y BIBLIOGRAFÍA

Fecha de entrega: 31 / 01 / 2023

INFORMACIÓN DEL AUTOR/A (S)
Nombres - Apellidos: JHONNATAN MARCELO AUSAY CARRILLO
INFORMACIÓN INSTITUCIONAL
Facultad: CIENCIAS
Carrera: ESTADÍSTICA
Título a optar: INGENIERO ESTADÍSTICO
f. Analista de Biblioteca responsable: Ledo. Holger Ramos, MSc.

2344-DBRA-UPT-2022

