



**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA CHAPINGO**



DIVISIÓN DE CIENCIAS ECONÓMICO- ADMINISTRATIVAS

**APLICACIÓN DE UN MODELO SARIMA EN LA PREDICCIÓN  
DE PRECIOS DEL CÁLIZ DE JAMAICA EN MÉXICO**

**TESIS**

QUE COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL  
GRADO DE:

**MAESTRO EN CIENCIAS EN ECONOMÍA AGRÍCOLA  
Y DE LOS RECURSOS NATURALES**

PRESENTA

**BRENDA ALEJANDRO ROJAS**

BAJO LA SUPERVISIÓN DE:  
**DR. ABEL PÉREZ ZAMORANO**



REGISTRADO EN LA  
SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA  
DIRECCIÓN GENERAL DE  
REGISTRO DE SERVICIOS ESCOLARES  
CENTRO DE EXÁMENES PROFESIONALES

Chapingo, Texcoco, Edo. de México, diciembre de 2019

## **APLICACIÓN DE UN MODELO SARIMA EN LA PREDICCIÓN DE PRECIOS DEL CÁLIZ DE JAMAICA EN MÉXICO**

Tesis realizada por **Brenda Alejandro Rojas**, que ha sido revisada y aprobada por el Comité Asesor indicado, como requisito parcial para obtener el grado de:

### **Maestro en Ciencias en Economía Agrícola y de los Recursos Naturales**



---

Director: Dr. Abel Pérez Zamorano



---

Codirector: Dr. Gerónimo Barrios Puente



---

Asesor: Dr. Brasil Alberto Acosta Peña



---

Asesor: Dr. José Jaime Arana Coronado

## ÍNDICE GENERAL

<b>SIGLAS Y ABREVIATURAS</b> .....	<b>X</b>
<b>DEDICATORIA</b> .....	<b>XII</b>
<b>AGRADECIMIENTOS</b> .....	<b>XIII</b>
<b>DATOS BIOGRÁFICOS</b> .....	<b>XIV</b>
<b>RESUMEN GENERAL</b> .....	<b>XV</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>XVI</b>
<b>CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN</b> .....	<b>1</b>
Planteamiento del Problema.....	2
Objetivo General.....	3
Objetivos Específicos .....	3
Hipótesis.....	3
Estructura de la investigación.....	3
<b>CAPÍTULO 2. REVISIÓN DE LITERATURA</b> .....	<b>5</b>
2.1 Modelo ARIMA.....	6
2.2 Modelo SARIMA .....	8
<b>CAPÍTULO 3. MARCO TEÓRICO</b> .....	<b>13</b>
3.1 Demanda y factores que provocan sus cambios .....	13
3.1.1 Bienes sustitutos .....	13
3.1.2 Bienes complementarios .....	14
3.2 Teoría de la Oferta.....	14

3.3 Mercado.....	15
3.4 Comercio .....	15
3.5 Demanda agregada.....	16
3.6 Comercio interregional.....	17
3.7 Series de tiempo.....	18
3.7.1 Movimientos de las series de tiempo.....	20
3.7.2 Técnicas de pronósticos económicos.....	21
<b>CAPÍTULO 4. CARACTERÍSTICAS GENERALES Y PRODUCCIÓN MUNDIAL DEL CÁLIZ DE LA JAMAICA .....</b>	<b>24</b>
4.1 Origen del cultivo .....	24
4.2 Descripción y usos.....	24
4.3 Variedades y taxonomía .....	25
4.4 Perspectiva mundial de la jamaica .....	28
4.4.1 Exportación del cáliz de la jamaica.....	29
4.4.2 Importación del cáliz de la jamaica.....	30
<b>CAPÍTULO 5. METODOLOGÍA.....</b>	<b>34</b>
5.1 Descripción de los modelos.....	35
5.1.1 Proceso autorregresivo, AR(p) .....	35
5.1.2 Proceso de media móvil, MA (q) .....	36
5.1.3 Procesos autorregresivos de promedios móviles (ARMA) .....	37
5.1.4 Proceso autorregresivo integrado de promedios móviles (ARIMA) ...	37
5.1.5 Proceso estacional autorregresivo integrado de promedios móviles (SARIMA) .....	38
<b>CAPÍTULO 6. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....</b>	<b>42</b>

6.1 Indicadores del cáliz de jamaica en México.....	42
6.2 Predicción de precios de la jamaica .....	48
<b>CAPÍTULO 7. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....</b>	<b>64</b>
<b>BIBLIOGRAFÍA .....</b>	<b>67</b>
<b>ANEXOS.....</b>	<b>72</b>

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Equilibrio a largo plazo de la oferta y la demanda .....	17
Figura 2. Movimientos de una serie de tiempo .....	21
Figura 3. Estacionalidad de las Importaciones de flor de jamaica 2015-2018 ..	33
Figura 4. Producción de jamaica en México (t) .....	43
Figura 5. Principales estados productores de jamaica en México en 2018 .....	43
Figura 6. Porcentaje de superficie sembrada de jamaica de los principales estados de México en 2018 .....	44
Figura 7. Superficie cosechada y siniestrada de jamaica en México .....	45
Figura 8. Rendimiento obtenido(t/ha).....	46
Figura 9. Precio medio rural nominal (\$/t) de jamaica.....	47
Figura 10. Precio medio rural real (\$/t) de jamaica .....	47
Figura 11. Precios del estado de Guerrero, Nayarit y Nacional .....	48
Figura 12. Evolución del precio de la jamaica.....	49
Figura 13. Precio de la jamaica en logaritmos .....	50
Figura 14. Primeras diferencias del precio de la Jamaica en la serie transformada a logaritmos .....	50
Figura 15. Diferencias estacionales de la primeras diferencias del precio de la Jamaica en la serie transformada a logaritmos.....	51
Figura 16. Correlograma de las diferencias estacionales de las primeras diferencias del precio de la Jamaica en la serie transformada a logaritmos .....	55
Figura 17. Residuos de la regresión observada-estimada del modelo SARIMA contra la serie de precios con logaritmos.....	58
Figura 18. Correlograma de los residuos del modelo SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1) <sub>12</sub> de la serie transformada a logaritmos.....	59

Figura 19. Histograma del contraste de normalidad de los residuos del modelo SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1)<sub>12</sub>..... 59

Figura 20. Gráfico Q-Q de los residuos del modelo SARIMA de la serie transformada a logaritmos ..... 60

Figura 21. Serie de precios de la jamaica transformada a logaritmos y su predicción con el modelo SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1)<sub>12</sub> ..... 61

## ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 1. Variedades de flor de jamaica en México registradas en el SNICS .	25
Cuadro 2. Producción mundial de flor de jamaica en 2004.....	28
Cuadro 3. Exportaciones de flor de jamaica (t) 2015-2018.....	30
Cuadro 4. Importaciones de flor de jamaica (t) 2015-2018.....	31
Cuadro 5. Valor de las Importaciones de flor de jamaica (miles de USD) 2015-2018.....	31
Cuadro 6. Estimación de los precios de las Importaciones de flor de jamaica 2015-2018.....	32
Cuadro 7. Prueba de raíz unitaria DF (Dickey-Fuller) aumentada realizada en Eviews 10 .....	52
Cuadro 8. Contraste de raíz unitaria Dickey-Fuller aumentada elaborada en Gretl .....	54
Cuadro 9. Parámetros del modelo SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1) <sub>12</sub> de la serie del precio de la jamaica en logaritmos.....	56
Cuadro 10. Criterios de información para diferentes modelos .....	57
Cuadro 11. Predicciones elaboradas con el modelo SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1) <sub>12</sub> .....	61



## ÍNDICE DE APÉNDICES

Apéndice 1. Superficie sembrada (ha) de jamaica en México .....	72
Apéndice 2. Gráfica de la descomposición de la serie de tiempo .....	73
Apéndice 3. Parámetros del modelo SARIMA (0, 1, 1) (0, 1, 1) <sub>12</sub> de la serie del precio de la Jamaica en logaritmos.....	74
Apéndice 4. Parámetros del modelo SARIMA (1, 1, 0) (0, 1, 1) <sub>12</sub> de la serie del precio de la Jamaica en logaritmos.....	75
Apéndice 5. Comportamiento de los residuos de la regresión observada-estimada del modelo SARIMA contra la serie de precios con logaritmos.....	76

## **SIGLAS Y ABREVIATURAS**

AIC = Akaike Information Criterion (Criterio de Información de Akaike)

AR (p) = Proceso Autorregresivo

ARCH = Heterocedasticidad Condicional Autoregresivo

ARIMA = Proceso Autorregresivo Integrado de Promedios Móviles

BIC = Bayesian Information Criterion (Criterio de Información Bayesiano)

DF = Prueba Dicker Fuller

DA = Demanda agregada

FAC = Función de Autocorrelación

FACP = Función de Autocorrelación Parcial

FAO = Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura  
(por sus siglas en inglés)

GARCH = Heterocedasticidad Condicional Autoregresivo Generalizado

Kg = Kilogramo

MA (q) = Proceso de Media Móvil

PIB = Producto Interno Bruto

Q-Q = Cuantil-Cuantil por sus siglas en inglés quantile

RMSE = Raíz de error cuadrado medio

RNA = Redes Neuronales Artificiales

SADER = Secretaría de Agricultura y Desarrollo Rural

SAGARPA = Secretaria de Agricultura, Ganadería, Desarrollo Rural Pesca y Alimentación

SAR (P) = Proceso Estacional Autorregresivo

SARIMA = Proceso Estacional Autorregresivo Integrado de Promedios Móviles

SMA (Q) = Proceso Estacional de Promedios Móviles

SIACON = Sistema de Información Agroalimentaria de Consulta

SIAP = Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera

SNIIM = Sistema Nacional de Información e Integración de Mercados

t = toneladas

TARCH = Umbral de Heterocedasticidad Condicional Autoregresivo

TIC = Coeficiente de Desigualdad de Theil

## DEDICATORIA

**A mi madre Elizabeth** por siempre estar a mi lado, en las buenas y en las malas, por ese amor incondicional que me muestras día con día, por brindarme esos consejos y ese apoyo cuando más lo necesité, gracias por siempre creer y tener confianza en mí, ya que sin tí no habría podido lograr esto.

**A mi padre Pablo** por apoyarme y aconsejarme durante este tiempo, y que a pesar de las adversidades siempre estás ahí apoyándome.

**A mis hermanos Gibrán y Abraham** por su motivación, por demostrarme su confianza y apoyo a lo largo de mi vida, por estar ahí aconsejándome, animándome cuando más lo necesito y por ese cariño inmenso que siempre me dan.

**A mi cuñada Yesica** por guiarme en esta travesía, darme consejos tanto en lo personal como en la investigación, por alentarme a seguir adelante.

**A mis sobrinos Fernanda e Ian** por esas ocurrencias, sonrisas y travesuras que hacen que mis días sean más amenos.

**A mis amigos del pasado y del presente** de los cuales no pondré sus nombres para evitar omitir alguno, pero que ellos saben quiénes son, ya se los he mencionado, muchas gracias por estar siempre al pendiente de mí, por su apoyo, por estar conmigo en las diferentes etapas de mi vida, por entenderme y meter presión cuando lo necesite, por esas explicaciones y sobre todo por su infinita paciencia

## **AGRADECIMIENTOS**

A mi director y asesores por brindarme sus conocimientos y apoyo para terminar este trabajo.

Al Dr. Abel Pérez Zamorano por dirigir y estar al pendiente en el desarrollo de de la tesis.

Al Dr. Gerónimo Barrios Puente por su tiempo, voluntad y guía en la elaboración del presente estudio, pero sobre todo por tenerme absoluta paciencia.

Al Dr. Brasil Alberto Acosta Peña por esas asesorías impartidas.

Al Dr. José Jaime Arana Coronado por esos consejos, experiencias y esa amabilidad que siempre me demostró.

Al Dr. Jaime Antonio Ruiz Hernández por su ayuda en este proyecto y esos consejos brindados.

A la División de Ciencias Económico Administrativas por permitirme entrar a su posgrado y contribuir en mi desarrollo profesional, logrando una meta más.

A la Universidad Autónoma Chapingo por abrirme las puertas, darme educación y brindarme todas esas experiencias maravillosas.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología por el apoyo financiero otorgado y así concluir el posgrado.

A mi familia, abuelitos, tíos y tías por apoyarme en ese momento complicado.

## **DATOS BIOGRÁFICOS**

Brenda Alejandro Rojas nació en el municipio de Ayutla de los Libres, Guerrero, a los tres días del mes de noviembre de 1991, vivió hasta sus 18 años en la ciudad de Chilpancingo de los Bravo, Guerrero, donde realizó sus estudios hasta el nivel preparatoria, este grado lo realizó en el Centro de Bachillerato Tecnológico Industrial y de Servicios No. 134, donde adquiere el título de Técnico Laboratorista Clínico.

En el año 2010 ingresa al Instituto Politécnico Nacional, en la Escuela Superior de Comercio y Administración, unidad Tepepan, ubicada en la Ciudad de México, para iniciar su licenciatura en Negocios Internacionales, de agosto a diciembre del 2013 hace una Movilidad estudiantil a la Universidad Federal de Santa Catarina, Brasil.

De mayo a diciembre de 2014, realizó su servicio social en el Planetario Luis Enrique Erro, edificio Constelaciones, en ese mismo año viaja a la Universidad Autónoma del Carmen como parte del XIX Verano de Investigación Científica y Tecnológica del Pacífico, elaborando un Análisis de la Función Contable y Financiera de las pequeñas y medianas empresas del ramo Hotelero en Ciudad del Carmen, Campeche. Para marzo de 2015 comenzó a laborar en las oficinas centrales de Western Union, México, en el área de Customer Service Brazil.

En mayo de 2016 obtuvo el grado de Licenciada en Negocios Internacionales, con la forma de titulación por escolaridad, con un promedio de 9.48, un año después en agosto de 2017, ingresa a la Maestría en Ciencias en Economía Agrícola y de los Recursos Naturales, perteneciente al área de posgrado de la División de Ciencias Económico Administrativas en la a la Universidad Autónoma Chapingo.

## RESUMEN GENERAL

### APLICACIÓN DE UN MODELO SARIMA EN LA PREDICCIÓN DE PRECIOS DEL CÁLIZ DE JAMAICA EN MÉXICO

Brenda Alejandro Rojas<sup>1</sup>, Abel Pérez Zamorano<sup>2</sup>

La presente investigación analizó el comportamiento del precio del cáliz de jamaica en México, a fin de detectar propuestas para el desarrollo de su producción. Esta acción debe fundamentarse en una toma correcta de decisiones basada en la predicción científica de sus precios. El modelo de pronóstico utiliza la metodología Box y Jenkins y fue alimentado con los precios mensuales desde enero de 1998 a junio de 2019.

En el análisis se detectó un componente estacional, por ello los datos fueron ajustados a un modelo SARIMA (proceso estacional autorregresivo integrado de promedios móviles). Se identificaron tres versiones del modelo con parámetros significativos, a través de los criterios Akaike, Schwarz y Hannan-Quinn y se eligió el modelo SARIMA (2,1,1) (0,1,1)<sub>12</sub>. Con el cual se hicieron pronósticos a doce meses. Se comprobó la precisión del modelo a corto plazo y la influencia que tiene la estacionalidad en los precios, así como el impacto de fenómenos climáticos y de las importaciones en los mismos.

Se encontró que los precios del estado de Nayarit tienen mayor representatividad en los valores nacionales que los de Guerrero, el principal productor. En el mercado nacional se observó el crecimiento de este cultivo en los últimos años, en el cual se destaca una mayor participación del estado de Michoacán quien logró colocarse como el segundo productor a nivel nacional. En el ámbito internacional México no figura entre los cinco primeros lugares, pero posee un mejor reconocimiento por la calidad de su producción.

**Palabras clave:** producción, precio, SARIMA, jamaica, pronóstico

<sup>1</sup> Alumna de Posgrado MCEARN - DICEA - UACH

<sup>2</sup> Profesor investigador Posgrado DICEA - UACH

## ABSTRACT

### APPLICATION OF A SARIMA MODEL IN ROSELLE PRICE PREDICTION IN MEXICO

Brenda Alejandro Rojas<sup>1</sup>, Abel Pérez Zamorano<sup>2</sup>

The present research analyzed the price behavior of roselle in Mexico, in order to identify proposals for the development of production. This action must be founded on the correct decisions making based on scientific prediction of prices. The projection model uses the Box and Jenkins methodology and was sustained with monthly prices from January 1998 to June 2019.

The analysis detected a seasonal component therefore data were adjusted to a SARIMA model (seasonal autoregressive integrated moving averages process). Three versions of the model with significant parameters were identified, through the Akaike, Schwarz and Hannan-Quinn criteria and the SARIMA model (2,1,1) (0,1,1)<sub>12</sub>, was chosen to project twelve-month predictions. The accuracy of the short-term model and the influence of seasonality on prices were tested, as well as the impact of climate events and imports on them were tested.

Prices in the state of Nayarit were found to have greater representativeness in national values than those in Guerrero, the main producer. The growth of this crop was observed in the domestic market in recent years, which highlights a greater participation of the state of Michoacán who managed to place itself as the second national producer. Mexico is not Internationally at the top five, but it has a better recognition for the quality of its production.

**Key words:** production, price, SARIMA, roselle, forecast

<sup>1</sup> Student Graduate in MCEARN - DICEA - UACH.

<sup>2</sup> Research profesor Graduate in DICEA - UACH



## CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

México se ha caracterizado a nivel mundial por sus diversos climas, suelos y ecosistemas que han contribuido a su desarrollo en el sector agrícola, destacando en granos, frutas y hortalizas, en éste último de acuerdo al SNIIM se encuentra el cáliz de jamaica.

La jamaica (*Hibiscus sabdariffa L.*) como es conocida en México, es una planta perteneciente a la familia de las malváceas, se cultiva en regiones tropicales y subtropicales de diferentes países entre los que se encuentra México (Chavarría, 2012), tuvo su origen entre el continente asiático y africano.

Su siembra se encuentra principalmente en la parte sur-oeste del país, que comprende de Nayarit hasta los estados de Puebla y Oaxaca, con una producción de 7,683 toneladas y ha tenido una tendencia al alza en los últimos años. Guerrero ha destacado en este rubro con más de la mitad de la producción a nivel nacional, pero sus precios han sido fluctuantes y de poco impacto, comparados con los precios del estado de Nayarit, que han influido más en los precios nacionales.

Actualmente la demanda de jamaica se ha incrementado por los recientes hallazgos científicos, sobre sus propiedades curativas, además de servir como diurético, reduce el colesterol y por su colorante natural es utilizado para la realización de maquillaje (Cacelín, 2017). Su mercado no es abastecido por la producción nacional, sin embargo, el cáliz local destacó por su color rojo brillante y su sabor ligeramente ácido, es un producto con gran potencial dentro de la industria alimenticia ya que cumple con las exigencias de los consumidores hacia alimentos que, además de buen sabor, aportan beneficios a la salud, aunado a esto se demostró que posee mejor calidad que la jamaica de importación (Galicia, et al., 2008).

El análisis de los precios de la jamaica en las diferentes centrales del país y la relevancia de las propiedades que posee las variedades mexicanas respecto

a las de importación, contribuye a la implementación de políticas que ayuden a los productores, a la creación de nuevos empleos directos y al incremento de la productividad de dicho cultivo. La siembra de este cultivo se está viendo afectada por los precios bajos de la jamaica de importación y la inestabilidad del mercado local. Conocer y predecir sus precios permite realizar e implementar estrategias que ayuden al incremento de la siembra del cultivo y al crecimiento económico de los estados productores.

En la presente investigación se estudia el funcionamiento del mercado del cáliz de jamaica, los factores que han provocado los cambios en sus precios y su predicción para doce meses, así como el impacto que ha tenido este cultivo a lo largo de los años y su importancia económica, social y en la salud.

### **Planteamiento del Problema**

Uno de los problemas más importantes para la mayoría de los pequeños y grandes productores de esta especie vegetal, es la nula tecnología que limita la capacidad de siembra para abastecer el mercado, lo que conlleva a los agricultores a vender a intermediarios su producto terminado a bajo costo, por ende, es importante realizar estudios de mercado en centrales de abastos, en las diferentes regiones de los estados o zonas geográficas.

Se tiene poco conocimiento sobre el comportamiento de los precios de la jamaica y los factores que intervienen, desconociendo el valor real del producto, donde se ven afectados todos los actores que participan en la cadena productiva. La compra y venta se realiza al precio que se les impone en el caso de los productores observan pocas ganancias, lo que induce a que no quieran sembrar en las próximas temporadas. Además desconocen las propiedades que posee el cáliz y las ventajas que tiene sobre el producto de importación, cualidades que se deben aprovechar y explotar e ahí la relevancia de estudiar el mercado de la jamaica y sus precios, para que en base a ello se desarrollen propuestas que permitan fortalecer y mejorar la siembra, producción y comercialización de la jamaica a nivel nacional e internacional, favoreciendo al campo mexicano.

## **Objetivo General**

Analizar el comportamiento del mercado y las fluctuaciones de los precios del cáliz de Jamaica (*Hibiscus sabdariffa*) en México para una predicción posterior.

## **Objetivos Específicos**

- Determinar la problemática en la rentabilidad y productividad del cultivo de jamaica (*Hibiscus sabdariffa* L.) a lo largo de los años.
- Estudiar las características, propiedades, usos, y beneficios del cáliz de jamaica.
- Verificar el valor, posición y el mercado nacional e internacional de la jamaica mexicana.

## **Hipótesis**

El precio de la jamaica será influenciado por el consumo, producción y el periodo de cosecha, por tanto, la oferta y la demanda se determinan por estas variaciones, afectando a los productores y consumidores por su comportamiento estacional. Estos cambios también pueden ser provocados por fenómenos climaticológicos.

La apertura de mercado ha contribuido a la baja rentabilidad en la producción y siembra del cultivo, ocasionando disparidad entre precios de importación y el mercado local.

## **Estructura de la investigación**

El presente trabajo consta de siete capítulos, un apartado de anexos y otro de literatura citada al primer capítulo comprende la introducción, objetivos, hipótesis y planteamiento del problema. El segundo capítulo comprende la revisión de literatura donde se analizan diversas fuentes sobre trabajos enfocados al análisis

estadístico y que han aplicado un método similar o igual al que se estudió. En el tercer capítulo se desarrolla el marco teórico, donde se definen términos utilizados dentro de la investigación y sobre todo se explica el funcionamiento del mercado, modelación y predicción de los precios. Adicionalmente se comparan otros métodos que se utilizan en las predicciones de series de tiempo. Para dar una mejor perspectiva sobre la jamaica y sus componentes se escribió el capítulo cuatro, dado el escaso conocimiento que se tiene sobre las propiedades de este cultivo, y la diferencia entre su flor y su cáliz, y lo cual lleva a confundir a la jamaica con otras especies. También abordar la situación de México ha nivel mundial en la producción de este bien. En el capítulo cinco aborda la metodología que se utilizó para la predicción de precios, sus componentes y los requisitos que se debían cumplir para obtener buenos resultados, los cuales se describen en el capítulo seis y se da una pequeña discusión sobre ellos. Las conclusiones y las recomendaciones finales se encuentran en el capítulo siete sigue la bibliografía consultada para el desarrollo del trabajo y por último la sección de anexos que es un complemento de los resultados ya que son parámetros de los modelos con mayor significancia.

## CAPÍTULO 2. REVISIÓN DE LITERATURA

Existen diversos métodos para la predicción de datos, estos se definen de acuerdo a las características de las variables y lo que se desea analizar, cada modelo posee criterios diversos que se deben cumplir. Para definir la serie de tiempo que se va a desarrollar autores como Murillos, Trejos & Carvajal (2003), definen a una serie de tiempo como “una secuencia ordenada de observaciones sobre una variable en particular”.

En los análisis de series económicas la elección del largo de la serie reviste cierto grado de dificultad. Series demasiado cortas imposibilitan la detección de ciclos o patrones estacionales de manera precisa no brindan suficientes repeticiones. Series demasiado largas corren el riesgo de tratar como un único proceso a una serie de repeticiones que se suceden en el tiempo y revelan estructuras marcadamente diferentes (Lazzati, 2004).

Figueiredo y Wemerson (2008) explicaron los modelos ARIMA, SARIMA, el modelo ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity), GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) y TARCH (Threshold Autoregressive Conditional Heteroskedasticity). La serie de tiempo que analizaron fueron los precios del trigo del estado de Paraná. Por medio de la Prueba de multiplicador de Lagrange (LM), concluyeron que los residuos de los modelos ARIMA y SARIMA estimados tienen heteroscedasticidad condicional, lo que sugiere que los modelos ARCH, GARCH y TARCH son los más adecuados para la estimación y predicción de precios, debido a que los modelos pueden modelar la varianza condicional, a diferencia de los modelos ARIMA y SARIMA que tienen la varianza constante en el tiempo. Es importante mencionar que para aplicar los modelos mencionados se toman en cuenta los rezagos del modelo SARIMA, y posteriormente el autor decide si aplica o no, los modelos ARCH, GARCH y TARCH.

Bajo la combinación de los modelos ARIMA y ARCH Oliveira, Ávila y Reed (2008), utilizaron para el primer modelo los criterios de Akaike (AIC) y Bayesiano

(BIC) como pruebas de diagnóstico, mientras para el RNA (Redes Neuronales Artificiales), las medidas de desempeño RMSE (raíz de error cuadrado medio) y TIC (coeficiente de desigualdad de Theil), por sus siglas en inglés. En ambas técnicas tenían desempeños similares y ninguna fue superior a la otra.

Es importante conocer el comportamiento de la serie de tiempo a utilizar, derivado de esto se procede a escoger el modelo ARIMA o si posee un comportamiento estacional un modelo SARIMA. Hay una vasta bibliografía de estos métodos, algunos investigadores los consideran de los más precisos para pronosticar. Dichos métodos no sólo son exclusivos para las ciencias sociales, también se aplican en diversas áreas, como la ingeniería, la salud, entre otras.

## 2.1 Modelo ARIMA

Este modelo es de predicción. Castro y Pereira (2007) mencionan que los pronósticos pueden ser de dos tipos: ex ante y ex post. El primero se realiza para calcular valores futuros a corto plazo de la variable en estudio y el segundo para generar valores dentro del período de muestra, cuanto mejor sea este último, más eficiente será el modelo estimado.

La elaboración de modelos con base en series de tiempo es controversial en el ámbito económico. Nasir y Fatimah (1994), observaron que este modelo econométrico ofrece una mejor alternativa, ya que tiene las propiedades de ser capaz de incorporar la relación estructural entre las variables en una ecuación y refleja su incidencia sobre la variable proyectada. Como lo describe Hernández, Salcedo y Escobar (2009) a través de los modelos correlacionados se permite ajustar gran parte del comportamiento de los datos en una ecuación y en base a ellos estimar los valores futuros, dentro de su investigación modeló la siguiente ecuación:

$$Z_t = \phi_{31} \times Z_{t-31} + \phi_{32} \times Z_{t-32} + a_t - \theta_{10} \times a_{t-10} - \theta_{31} \times a_{t-31} - \theta_{32} \times a_{t-32} \quad (1)$$

Donde  $Z_t$  es la serie de tiempo,  $\phi$  y  $\theta$ , son constantes, posteriormente la sustituyó con los valores que obtuvo durante su investigación sobre el tráfico en una red

de datos Wi-Fi, esta fórmula fue elaborada dentro de su estudio. La fórmula establecida para un método ARIMA es la siguiente (Gujarati & Porter, 2010):

$$Y_t = \theta + \alpha_1 Y_{t-1} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \mu_t - \beta_1 \mu_{t-1} - \dots - \beta_q \mu_{t-q} \quad (2)$$

Donde  $Y_t$  es la serie de tiempo,  $\alpha$  y  $\beta$  son constantes,  $\mu_t$  es un ruido blanco con media cero y varianza constante  $\sigma^2$ , ésta puede variar de acuerdo a la referencia.

Los modelos autorregresivos de media móvil (ARIMA, por sus siglas en inglés) predicen los valores futuros de la serie a partir de su comportamiento pasado sin identificar los factores subyacentes en los movimientos de la variable en el tiempo, por esto se les conoce como modelos no estructurales (Viego & Broz, 2012).

En los artículos analizados se observa que la mayoría utiliza la metodología de Box y Jenkins (1970) quienes fueron los pioneros en confeccionar el modelo ARIMA para datos a largo plazo. Los autores Jeeva y Sojan (2013) realizaron un diagrama de flujo de los pasos a seguir para la construcción de este modelo, posteriormente lo aplican en sus datos. Sin embargo, otros autores como Contreras, Espínola y Nogales (2003) enumeran las etapas del modelo y lo describen paso a paso, colocando las fórmulas que desarrollan en cada etapa y las gráficas respectivamente.

Algunos autores manejan diversos modelos para complementar o facilitar la implementación del método ARIMA, Cruz y Martínez (2014) identificaron la tendencia que presenta la serie realizando tres modelos, el lineal, cuadrático y logarítmico, siendo este último el más representativo, posteriormente le aplicaron primeras diferencias a la serie para hacerla estacionaria y después desarrollar el método ARIMA.

Vieira, Samohyl y Costa (2002) utilizaron el modelo autorregresivo de media móvil y el modelo de suavizamiento exponencial de Holt & Winters, para este último es necesario observar el comportamiento de la estacionalidad de la serie. Se calculan dos parámetros el estacional y la tendencia, para su investigación aplicaron el método debido a que su serie presentaba ciclos estacionales

multiplicativos y un componente de tendencia creciente en el precio del producto, además describen que su media y varianza se desplazaban a lo largo del tiempo. Este método de descomposición se caracteriza principalmente por descomponer las series de tiempo en sus componentes (tendencia, factor cíclico, componente irregular y estacionalidad). Según los métodos de descomposición, éstas son el resultado de la integración de esos cuatro componentes, además una serie sigue un esquema multiplicativo (las fluctuaciones varían con la tendencia). Cuando se observa estacionalidad en la serie, el método apropiado para eliminar éste factor es el de media móvil, por su consistencia y uso, posteriormente se realizan las predicciones (Jiménez, et al., 2006).

Para conocer si la serie a utilizar es estacionaria se aplica la prueba de raíz unitaria Dickey Fuller, su hipótesis consiste que la serie es estacionaria si  $\delta=0$ , pero consta de una hipótesis alternativa  $\delta<0$  ( $p<1$ ) ( Broz & Viego, 2014).

Posterior a la aplicación del modelo ARIMA, autores desarrollan árboles de regresión con la finalidad de obtener mayor precisión en la predicción de los precios, ya que en ocasiones los precios tienden a grandes fluctuaciones. Fata, Kadota y Schneider (2017), mencionan que el modelo ARIMA predice con precisión el comportamiento del precio en tiempo real. Sin embargo, la predicción es menos precisa cuando hay picos en los precios, esta simplicidad es su principal desventaja. Por tanto, los modelos no lineales (ej. árboles de decisión de regresión) y las redes neuronales pueden lograr mejores precisiones en estos datos.

## **2.2 Modelo SARIMA**

En ocasiones los datos no pueden ser modelados por el método ARIMA, y se tiene que recurrir al modelo SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average), éste se aplica cuando existe un componente estacional dentro de la serie. Frecuentemente estos casos se pueden observar en las series de tiempo de productos agrícolas temporales, sus precios tienden a subir en determinados meses provocados por la escasez, los productos temporales se



siembran en cierta época del año, mientras que los de riego su siembra es todo el año.

El sector agrícola tiene características económicas distintivas la alta variabilidad en sus precios. Esto se debe a los factores bióticos y abióticos que definen su crecimiento, desarrollo, productividad, y rendimiento de los cultivos, por ende los productores no fijan el precio de sus productos (Marroquín & Chalita, 2011).

El modelo SARIMA se basa en ARIMA, con algunos de sus coeficientes en cero y componentes adicionales para integrar el comportamiento estacional de la serie. Para llevarlo a cabo se utiliza la metodología de Box y Jenkins, ésta permite hallar el mejor ajuste en los datos de la serie. López y Martínez (2013) resumen este proceso en tres pasos: identificación y selección del modelo, en el que se busca conocer si las observaciones presentan estacionariedad o estacionalidad; posteriormente se procede a averiguar los componentes autorregresivos y de medias móviles. Finalmente se realiza la estimación de los coeficientes que mejor se ajustan a los parámetros escogidos por medio de algoritmos computacionales y validación del modelo obtenido.

Actualmente para la estimación del modelo a utilizar hay varios paquetes econométricos, como R, EViews, Stata, Gretl, entre otros. Autores como Werner y Ribeiro (2003) utilizaron dos tipos de paquetes econométricos con el objetivo de explicar mejor sus variables y obtener resultados más confiables laborar este método es complicado porque cuenta con características que se pueden confundir, por eso es fundamental observar los correlogramas y elegir el modelo que mejor se adapte a los trabajos de investigación. Ruiz, Barrios y Gómez (2019) trabajaron con el precio de la manzana construyendo un modelo SARIMA, utilizó el software Gretl para pronosticar 12 períodos adelante en el tiempo. A lo largo de los años estos software han ido tomando mayor relevancia facilitando el modelaje de las series de tiempo, algunos arrojan los errores en las combinaciones y con ello poder adecuar el modelo hasta llegar al correcto, además simplifica el cálculo de algunos parámetros. Actualmente el proceso

manual se omite por un paquete automático, arrojando resultados de manera sencilla

Es importante que una vez se tenga establecido los posibles modelos se haga una comprobación para conocer cual se acopla a las características de la serie de tiempo. Es fundamental observar criterio de información de Akaike los modelos estudiados se seleccionó el que según criterios sea menor y se tomaran en cuenta el error cuadrático medio, el error porcentual agregado y el coeficiente de Nash-Sutcliffe. Después de estimar los parámetros de este modelo, se evalúa su idoneidad analizando sus residuos, su histograma, el gráfico ACF respectivo y los valores p para la estadística de Ljung-Box (Martinez, Silva & Fabbro, 2011). Esta es una prueba estadística para autocorrelaciones y la aleatoriedad de las series de tiempo Missio y Dos Reis (2012), explican que en relación con los valores p de la prueba de Ljung-Box presentados gráficamente para m diferentes rezagos, todos los valores que están por encima del 5%, indican que se rechaza la hipótesis nula de que las primeras m autocorrelaciones de los errores son iguales a cero.

Por otra parte es importante desarrollar un pronóstico para verificar el modelo a utilizar respecto a las cualidades teóricas y comparaciones realizadas con otros autores, como los describe Trejos, et al., (2003); Toro, Aguilar y Perea (2010); Fernández (2016); Parra (2011); Leal (2009); González (2009) y Hernández (2015).

Este método también es aplicado sobre la predicción de ventas en motocicletas elaborada por Carvalho, et al (2013). Este autor describe cuáles son los beneficios para los vendedores, permitiendo elaborar un plan estratégico para ventas futuras. La predicción para el Índice Eficiente de Carbono de dos empresas realizado por Lima, Souza y Faria (2014), su trabajo permite asegurar la estabilidad del ICO<sub>2</sub> en la empresa y posteriormente traspolar la investigación con datos nacionales.

Zangiacomi (2011) describe la relevancia de este método al realizar la predicción del número de casos de dengue en una comunidad del estado de San Pablo,

Brasil con un modelo SARIMA su trabajo es de relevancia para la salud pública, conociendo la temporada con mayores casos, tomando medidas de prevención y contagio. Por ello se realizan trabajos de investigación para lograr llegar al modelo adecuado y elegir el de menor error cuadrático medio, además combinó modelos ARMA, incluyendo el modelo SARIMA los datos tenían estacionalidad pero se logra comprobar la diversificación de la aplicación del modelo para las diversas áreas.

En cambio, para el área agrícola, se emplea para predecir precios en los productos y para factores climatológicos como las predicciones elaboradas por Silva, Guimarães y Tavares (2008), quienes destacan que las series temporales son importantes por el papel que juegan, los datos a futuro pueden ser clave para el éxito o fracaso de muchos productores y empresas, para ello se estudia la variable temperatura con la finalidad de incentivar la agricultura en regiones específicas.

Actualmente se han desarrollado investigaciones utilizando dos métodos en conjunto para diseñar un solo modelo, un ejemplo es el explicado por Velásquez, Mejía y Cordona (2013) quienes proponen un modelo Híbrido entre SARIMA y Neuronal Simple Multiplicativo, utilizado para aproximar el componente no lineal, usando como entradas los residuos y predicciones del modelo SARIMA, por tanto, las ecuaciones sufren pequeñas alteraciones. Autores como Hernández, et al (2008) trabajaron con la metodología de ARIMA en conjunto con el modelo de tráfico para realizar la planeación y control de las redes de comunicaciones, al igual que el anterior primero establecen el modelo ARIMA o SARIMA, y con sus rezagos establecen el modelo posterior, así mismo, mencionan que existen estos modelos y el FARIMA (con un componente fraccional) y VARMA (modelos multivariados) se aplican de acuerdo a los requerimientos de la serie de tiempo.

El análisis realizado por Contreras e Idrovo (2011) sobre la tasa de desempleo de Chile, buscando un modelo Benchmark se considera predictivo al igual que el modelo SARIMA, en dicha investigación determina que estadísticamente este último realiza predicciones más precisas que las de los benchmarks univariados,

además plantea el método autorregresivo ARFIMA, el cual es aplicado para series temporales de memoria larga, por lo posee un componente de diferenciación fraccional  $d$ , a largo plazo, y a corto plazo un proceso ARMA el cálculo de éste la metodología a seguir es la misma que un ARIMA (Box-Jenkins), con la diferencia que  $d$  se toma como número real no entero, por lo que adquiere la siguiente forma:

$$(1-L)^d Y_t = \varepsilon_t, \quad (3)$$

Donde  $Y_t$  es la serie de tiempo,  $L$  el operador de rezagos,  $(1-L)$  es el operador diferencia,  $d$  es una constante y  $\varepsilon_t$  es un ruido blanco, entonces para un proceso estocástico con ARFIMA  $(p,d,q)$  sigue la ecuación:

$$\phi(L)(1-L)^d Y_t = \theta_0 + \theta(L) \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, T \quad (4)$$

El significado de lo anterior es el siguiente  $\phi(L) = 1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p$  y  $\theta(L) = 1 - \theta_1 L - \dots - \theta_q L^q$ , representan los componentes de un ARMA  $(p,q)$ ,  $\theta_0$  es una constante,  $d$  es un número real no entero, conocido como parámetro de diferenciación fraccional  $\varepsilon_t$  es un ruido blanco con media 0 y varianza  $\sigma^2$ .

Como se ha venido mencionando, antes de formar un modelo es necesario examinar que particularidades presenta la serie, ya que hay varios modelos que siguen la metodología Box y Jenkins (1970) apesar de sus transformaciones, la estructura básica (principales etapas del modelo) se sigue conservando, asimismo, es importante conocer la aplicación de estos métodos en las diferentes áreas y su procedimiento en cada una de ellas.

## CAPÍTULO 3. MARCO TEÓRICO

Debido a la situación que atraviesa actualmente el mundo, la actividad económica ha sufrido grandes transformaciones por el cual el enfoque de la investigación no sólo es orientado al crecimiento económico sino también a la búsqueda de herramientas que satisfagan el abastecimiento de alimentos y de recursos naturales, compensando los problemas ambientales.

### 3.1 Demanda y factores que provocan sus cambios

Este término hace referencia a las intenciones del consumidor por adquirir un bien a un precio definido. De acuerdo con Aguado (2011), la relación inversa entre la cantidad demandada y el precio, implica que, al aumentar el precio, los consumidores adquieren en menor cantidad un bien, siempre y cuando todo lo demás sea constante (*ceteris paribus*), a esto se le conoce como ley de la demanda.

Existen diversos factores que provocan cambios en la demanda, como la población, el ingreso o poder adquisitivo, ya que, al bajar el ingreso real, las personas tienden a consumir productos más baratos y sustituir ciertos productos por otros, de ahí la importancia de los precios de los bienes sustitutos y complementarios, ya que afectan la curva de demanda, causando desplazamientos paralelos a está. Otros factores que se deben mencionar son los gustos y preferencias, también provocan cambios en la curva.

#### 3.1.1 Bienes sustitutos

Es la relación entre dos bienes, cuando el precio de un bien aumenta la demanda del otro bien aumenta, es decir, cuando el consumidor prefiere adquirir un producto en lugar de otro, pero ambos tienen el mismo uso (Varian, 2010). A nivel agrícola estos factores han sido muy significativos, ya que se han buscado sustitutos para estos productos, creando nuevos productos no agrícolas que satisfacen necesidades parecidas a un precio más bajo, lo que ha provocado

pérdidas al sector agrícola y ganadero. Un ejemplo actual es la leche, que se ha sustituido por las fórmulas lácteas, en algunos casos las fibras naturales se reemplazaron por fibras artificiales, en diversos casos esta tendencia es irreversible estos efectos se deben expresar en la curva.

### **3.1.2 Bienes complementarios**

Estos bienes se utilizan junto a otro, son combinados entre sí, y mientras el precio de un bien se reduce la demanda del otro incrementa y viceversa, por lo cual, regularmente las curvas de indiferencia (o preferencia) para estos productos forman ángulos rectos (Varian, 2010). Un ejemplo frecuente para estos bienes es el café y la leche, para el caso de la jamaica su bien complementario depende del área donde se utilice, este producto vegetal se utiliza para preparar bebidas refrescantes, por tanto, un bien complementario es el azúcar.

### **3.2 Teoría de la Oferta**

Es la cantidad de bienes y servicios que se ofrecen a un precio en particular en el mercado, para el caso de los productos agrícolas la cantidad esta determinada por los productores durante un periodo establecido. Al igual que la demanda depende de varios componentes como el costo de los insumos, clima, plagas y enfermedades, nivel tecnológico y el precio. Éste es uno de los más significativos, a mayor precio los vendedores obtendrán mayores ganancias, pero si el precio cae las ganancias trayendo consigo problemas para los vendedores, afectando su producción esta es una de las causas principales del porqué quiebran muchas microempresas.

La ecuación para la relación entre el precio y la cantidad ofrecida de acuerdo a Pyndick (2009) es la siguiente:

$$Q_S = Q_S (P) \tag{1}$$

Mientras todo lo demás permanezca constante y el precio del bien sea más alto, los productores ofrecen una cantidad mayor de éste y viceversa, a esta relación se le conoce como ley de la oferta.

### **3.3 Mercado**

Este término tiene diversos significados ya que se refiere a un lugar físico donde se llevan a cabo la compra y venta de bienes, así como al momento dónde ocurren las transacciones (Mankiw, 2012). Por ejemplo las centrales de abasto hace referencia a la interacción entre la oferta y la demanda, quienes negocian entre sí para fijar los precios de bienes y servicios, como se analiza en la investigación.

Actualmente el mercado ha evolucionado y las personas se han vuelto partícipes activos de esta dinámica, por ello las empresas se ven a la necesidad de crear nuevas herramientas que permitan generar oportunidades en el mercado y resolver problemas que se presenten. Hoy en día no sólo intervienen factores locales sino también internacionales y se ha tenido apertura a nivel mundial, y a través de las nuevas tecnologías los consumidores pueden adquirir productos de otros países evitando intermediarios.

### **3.4 Comercio**

Es la actividad que involucra la transacción de bienes o servicios con fines de lucro, y tiene como mediador el dinero, existen dos tipos de comercio el internacional que se realiza entre agentes privados residentes en distintos países y el comercio nacional que se efectúa en un espacio económico, monetario y jurídico relativamente homogéneo (Stampa, 2009).

El comercio se ha convertido en fuente de recursos para las personas, empresarios, productores o naciones siendo un concepto muy antiguo que es pieza clave para las relaciones entre países. Esta relación permite satisfacer necesidades internas con bienes y servicios que no se producen dentro del país, así como generar capital a través de las exportaciones, además con esta apertura se crea competencia en el mercado, debido a que entre más empresas ofrezcan el mismo producto o servicio los precios tienden a disminuir. Stampa (2009), señaló que el comercio se mide por medio de las exportaciones (bienes y

servicios que se realizan en un país y se venden en otro), importaciones (compra de bienes y servicios provenientes de otros países) y el Producto Interno Bruto.

La apertura del comercio trajo beneficios para algunos sectores y para otros consecuencias en sus ventas, como es el caso de la agricultura donde los productores locales se ven afectados por los bajos precios de las importaciones. La jamaica, en su caso, se ha visto influida por el ingreso de grandes cantidades de cáliz procedentes de Senegal, China, Nigeria y Alemania.

### **3.5 Demanda Agregada**

Es la suma de todos los bienes y servicios de un estado que los consumidores, empresas y gobierno desean comprar a un nivel de precios. Los elementos que permiten un cambio en ella son la política fiscal, la política monetaria, las expectativas, la confianza de los consumidores y el comportamiento de la economía mundial, esta última debido al tipo de cambio y al ingreso que tienen los otros países. Para realizar su cálculo se expresa de la siguiente manera:

$$DA = C + I + G + (X-M) \quad (3)$$

Dónde:

C= Consumo

I= Inversión

G= compras del gobierno

X= exportaciones

M= Importaciones

Estas variables engloban diversos procesos que ocasionan movimientos en las curvas IS o LM, provocando un desplazamiento en la curva de la Demanda Agregada, la cual tiene pendiente negativa por el efecto de sustitución; que se da cuando los precios y la tasa de interés suben, y al efecto riqueza, este se puede apreciar cuando los precios aumentan y disminuye la riqueza real.



En la figura 1, se observa el punto de equilibrio de la Oferta y Demanda Agregada, este se logra por el ajuste entre los precios y la producción. A largo plazo el equilibrio se obtiene donde la curva de la demanda agregada intercepta a la curva de oferta agregada a largo plazo. Cuando se alcanza este equilibrio, los precios esperados se tienen que ajustar para igualar a los precios efectivos, como resultado la oferta agregada a corto plazo cruza también ese punto (Mankiw, 2012). Analizar estos datos ayuda a conocer el comportamiento de los países y sus fluctuaciones, y así aplicar las medidas correspondientes. Es necesario para comprender el cambio de los precios al paso de los años, y cuáles son los factores que los afectan tanto dentro como fuera de México.

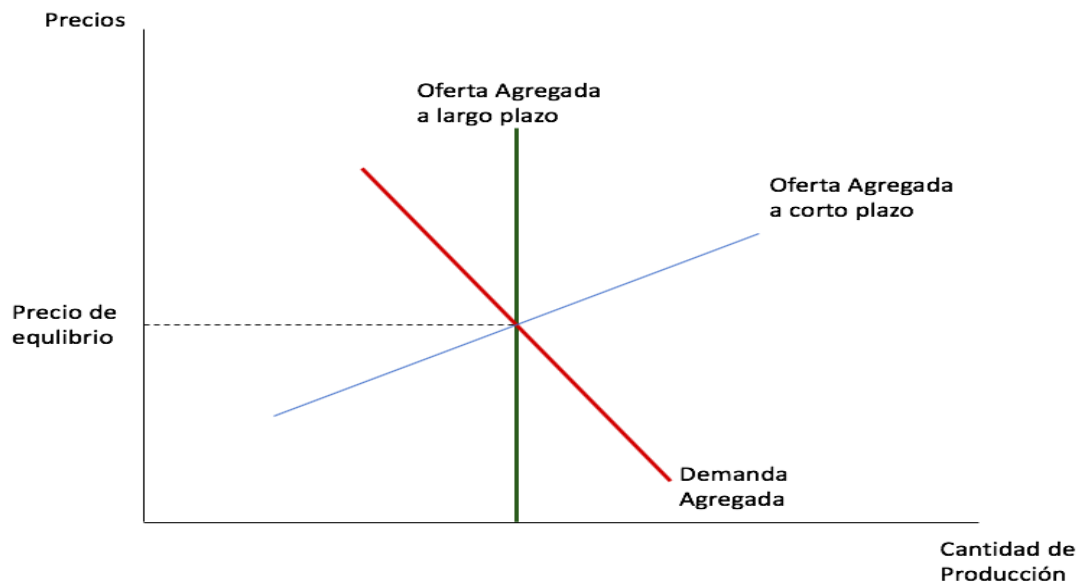


Figura 1. Equilibrio a largo plazo de la oferta y la demanda

Fuente: Mankiw, N. G. (2012). *Principios de economía* (Sexta edición). D.F. México: Cengage Learning. P. 741

### 3.6 Comercio Interregional

Es la compra y venta de productos, bienes y servicios entre las regiones dentro de un país, llevándose a cabo entre productores y consumidores finales, sin que existan intermediarios del escenario internacional. Existe una movilidad perfecta en la producción, pero imperfecta en los bienes intermedios, los factores se deben enfocar a las regiones que tengan mayores productividades, logrando con

ello un equilibrio y que los precios sean igual en todas las regiones (Sánchez & Ortega, 2002). Dentro de un país ayuda a disminuir la pobreza y migración con la generación de nuevos empleos, por ello es importante el apoyo a las pequeñas y medianas empresas.

En cambio Bressler y King (1970) mencionan que la economía interregional ocurre cuando las fuerzas económicas como los mercados, los recursos naturales y costos de transporte, hacen remunerable para las empresas de una región la especialización de una actividad en común, como la minería del sector primario, que tienen relación directa con los recursos naturales. En México se observa esta especialización entre regiones, en el norte se dedican a la industria manufacturera y al sur en la agricultura, pero es deficiente por la falta de tecnología en el campo e infraestructura en comunicación y medios de transporte, esto se debe atender con la finalidad que el producto llegue a otras partes del país.

El poder adquisitivo de las personas, las características demográficas y los gustos de los consumidores han jugado un papel indispensable para el flujo y el establecimiento de un comercio interregional, de ahí a fomentar el consumo de productos locales y apoyar a los productores que son fuente fundamental para el crecimiento económico.

### **3.7 Series de tiempo**

Es el conjunto de datos estadísticos que se observan en momentos determinados de tiempo, a intervalos similares, dependientes entre sí y sucesivamente ordenados. La serie de tiempo que se estudia para el caso de los precios de la jamaica en la central de Nayarit es de un periodo de veinte años, observados mensualmente.

Existen diversos métodos para obtener esta previsión, por mencionar uno de ellos es la construcción de un modelo econométrico, formado por una variable endógena (variables independientes establecidas por actores externos al modelo), variables explicativas y un error. Matemáticamente una serie de tiempo

se denota por  $Y_1, Y_2, \dots, Y_t$ , donde  $Y_t$  es el valor en el momento  $t$ . Por tanto,  $Y$  es función de  $t$ .

$$Y = F(t) \tag{4}$$

Antes de desarrollar los modelos es importante establecer la diferencia entre estacionariedad y estacionalidad, estas forman parte de las características principales de las series, así también ayuda a que el modelaje sea más preciso, en el caso de la metodología Box y Jenkins (1970), las variables deben ser estacionarias, en caso de que no cumpla esta peculiaridad se puede modelar a fin de que cumpla con este requisito, mientras que la estacionalidad define si se ocupa un método ARIMA o SARIMA, y se observa su comportamiento por medio de una diferenciación estacional.

Un proceso estocástico es estacionario si para todo entero  $m > 0$  los conjuntos de variables  $\{y_t, y_{t+1}, \dots, y_{t+m}\}$  tienen la misma distribución independientemente del valor  $t$ , es decir, que un conjunto determinado de  $m$  variables aleatorias cualquiera del proceso estocástico tiene la misma distribución multivariante que cualquier otro conjunto de  $m$  variables aleatorias extraídas del mismo proceso (Novales, 1988). Esto indica que una serie es estacionaria cuando no preseta tendencia y, su media y varianza son independientes del tiempo.

La estacionalidad se presenta cuando las series tienen una frecuencia inferior o igual a un año, regularmente esto se debe a los agentes económicos y a los cambios que se presentan en el entorno (como cuestiones climatológicas), para algunos modelos esto se puede interpretar:

$$Y_t = \phi_{12} Y_{t-12} + e_t \tag{5}$$

cuando a lo anterior le agregas las correlaciones entre los datos ( $e_t = \phi e_{t-1} + \varepsilon_t$ ), la estructura es:

$$(Y_t - \phi_{12} Y_{t-12}) - \phi(Y_t - \phi_{12} Y_{t-13}) = \varepsilon_t \tag{6}$$

Cabe mencionar que éste componente tiene relevancia porque se contrapone a la tendencia y la variación periódica, y permite distinguir si es necesario utilizar

un SARIMA o un X-12-ARIMA, este último es recomendado para desestacionalizar las series, pero no en todos los casos es aplicable por ello se recomienda un modelaje con el componente estacional s.

### 3.7.1 Movimientos de las series de tiempo

Novales (1988) indica que las series de tiempo están formadas por cuatro componentes o movimientos básicos que al combinarse dan como resultado valores específicos según cada serie de tiempo, estas variaciones son:

**Tendencia:** Son cambios en la media en un periodo de largo plazo, provocadas por fuerzas constantes como la educación, el nivel de tecnología, la población, entre otros, afectando su crecimiento o disminución, asimismo indica la dirección a largo plazo que tiende la serie de tiempo.

**Cíclico:** Es un movimiento a largo plazo que se presenta con oscilaciones en torno a la línea de tendencia, su intervalo de tiempo es prolongado, mayor a un año, y pueden ser periódicos o no periódicos. En estos ciclos se puede apreciar las fluctuaciones cíclicas cuya fase depende de la depresión, recuperación, prosperidad y recesión (Maddala, 1996).

**Estacional:** Esto se refiere a la variación a corto plazo de cierto período debido a un componente estacional, que son variaciones de la oferta o la demanda en determinadas estaciones, y que recurren año con año, como navidad y semana santa, en ocasiones estos efectos se pueden medir fácilmente o eliminarse de una serie de datos, a lo que se conoce desestacionalización (Loría, 2007). En el caso de la producción agrícola parte de la cosecha se ofrece en meses definidos del año, provocando estacionalidad en la producción y consigo efectos en los precios.

**Irregular o Aleatorio:** Son sucesos ocasionales que no siguen ningún patrón y afectan la serie de tiempo pero sin predecir su impacto, son provocados por diversas causas como inundaciones, terremotos, elecciones, etc., son factores a corto plazo tan intesos que pueden cambiar drásticamente la serie de tiempo.

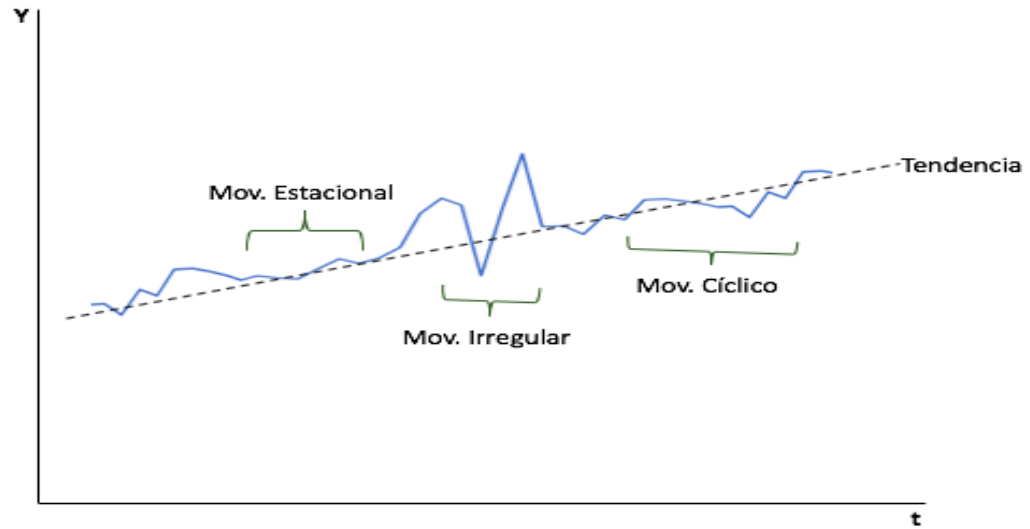


Figura 2. Movimientos de una serie de tiempo

Fuente: Elaboración propia con datos de Novales (1988). Econometría. McGraw-Hill/Interamericana de España, S.A.

### 3.7.2 Técnicas de pronósticos económicos

La construcción de modelos de series de tiempo permiten tomar decisiones y mediadas a futuro permitiendo el mejoramiento del sector o entidad, dependiendo los datos analizados. A continuación se desarrollarán algunos de los diferentes métodos para pronósticar series de tiempo.

#### Modelos de regresión uniecuacionales

Es un modelo que expresa la relación entre una variable dependiente con una función lineal de n variables explicativas. Cada variable tiene su ecuación específica y su modelo puede ser lineal, se expresa de la siguiente forma:  $Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{1i} + \beta_3 X_{2i} + \mu_i$ , donde Y es la variable dependiente, las X las independientes y  $\mu_i$  la perturbación, aquí se puede encontrar el método de mínimos cuadrados o regresión lineal (Maddala, 1996). Dentro de estos modelos uniecuacionales también esta el modelo no lineal que en ocasiones se utiliza el método Cobb-Douglas para determinar la función de producción.

## Modelos de regresión de ecuaciones simultáneas

Es un conjunto de más de una ecuación lineal que están simultáneamente correlacionadas, para estimar sus parámetros es necesario tomar en cuenta la información de las otras ecuaciones dentro del método. Las variables dentro del modelo pueden ser endógenas que son conjuntamente dependientes, exógenas son independientes al modelo pero influyen en él y por último variables de error. A continuación se muestra el planteamiento del sistema de ecuaciones:

$$\begin{aligned} Y_{1i} &= \beta_{10} + \beta_{12} Y_{2i} + \gamma_{11} X_{1i} + u_{1i} \\ Y_{2i} &= \beta_{20} + \beta_{21} Y_{1i} + \gamma_{21} X_{1i} + u_{2i} \end{aligned} \quad (7)$$

Las variables  $Y_1$  y  $Y_2$  son mutuamente dependientes,  $X_1$ , una variable exógena, y  $u_1$  y  $u_2$ , los términos de perturbación estocástica, ambas variables  $Y_1$  y  $Y_2$  son estocásticas (Gujarati & Porter, 2010), entonces, esto implica que dentro de éste sistema existe una relación causa-efecto.

## Modelos de suavizamiento exponencial

Es un método que ajusta las variaciones aleatorias y pronostica componentes de la serie de tiempo a través del promedio ponderado de los valores actuales y pasados, es de autocorrección y su fórmula básica se expresa:

$$F_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha) F_t \quad (8)$$

Lo anterior muestra que un pronóstico del período  $t+1$  es el promedio ponderado de los datos originales de la serie en el período  $t$  y el pronóstico de la serie del plazo  $t$ ,  $\alpha$  es la constante  $0 \leq \alpha \leq 1$ .

Actualmente existen diferentes tipos de modelos de suavizamiento, que proporcionan un nivel de precisión alto para pronósticos, por ejemplo, suavizamiento exponencial simple; se utiliza en series que en un determinado período tienen un comportamiento constante, el exponencial lineal; se usa cuando las observaciones de la serie poseen un comportamiento lineal, caso

contrario del método exponencial cuadrático; que se comporta en forma parabólica, algunos autores citan estos métodos dentro del modelo de Brown.

Dentro de estos modelos se encontró el método de suavizamiento de Holt's, el cual proyecta de manera independiente la tendencia y la aleatoriedad, la fórmula general del método exponencial se le agrega la variable  $\beta$  que es la estimación de la tendencia, quedando  $F_{t+1} = Y_t + T_t$ . Una extensión de este modelo es el método exponencial triple de Winter, que anexa otra ecuación además de la ya planteada, esta es  $\gamma$  que representa la estimación de la estacionalidad, algunos datos de las series de tiempo tienen comportamientos periódicos o estacionales.

## **CAPÍTULO 4. CARACTERÍSTICAS GENERALES Y PRODUCCIÓN MUNDIAL DEL CÁLIZ DE LA JAMAICA**

### **4.1 Origen del cultivo**

De acuerdo a González (2014) la jamaica es conocida con diferentes nombres como flor de jamaica, rosa de Abisinia, karkade, sorení, viña, sorrel dependiendo el estado, en Senegal uno de los países donde más se produce, se le denomina bissap, en Francia l'oiselle, generalmente se conoce en el mundo con su nombre científico *Hibiscus sabdariffa* o en inglés roselle, pertenece a la familia de las malváceas con un ciclo vegetativo anual, se cultiva frecuentemente en climas tropicales y subtropicales.

Su origen es incierto ya que algunos autores señalan que es originaria del continente asiático, de los países tropicales, India y Malasia (Morton, 1987). Posteriormente llevado hacia países africanos con climas tropicales y subtropicales, por medio de los esclavos ingreso al centro y Sur de América, como Brasil (ASERCA, 1999) .Se cree que llegó a México en la época de la conquista, específicamente a las costas de Acapulco, a través de la Nao de China. Por el contrario, Wilson (1994) determinó que el origen de esta especie fue en África, en el país de Egipto y parte de la región subsahariana.

### **4.2 Descripción y usos**

La siembra de jamaica es de temporal, se realiza en los meses de julio y agosto, esta disponible en el mercado todo el año, su altura alcanza hasta los 3 metros, con tallos rojizos, verdes o púrpura, erguido y ramificado, dependiendo la variedad y región donde sea sembrada. Las hojas tienen diversas formas según su madurez: al iniciar su formación son ovadas, las jóvenes son trilobuladas o tetralobuladas y las maduras son pentalobuladas; sus nervaduras son rojas (Estrada, 2004). Su flor es color blanca, rosada o amarilla, protegida por un cáliz, que una vez llega a su etapa de maduración se torna rojo intenso, toma una forma cónica y sus brácteas se engruesan. Su florecimiento es en octubre y la cosecha de su cáliz se encuentra entre los meses de noviembre y principios de enero.



Esta planta es utilizada para la realización de diversos productos, y recientemente ha surgido un interés especial en sus propiedades físico-químicas por los beneficios que trae a la salud, asimismo se le atribuyen diversas cualidades que ayudan a la digestión, presión arterial, colesterol, entre otras (González, 2014).

Con estos cálices la industria produce cosméticos, refrescos, esencias y comida, éste sector ha tomado un auge debido al crecimiento de la demanda de productos orgánicos y saludables. En algunos países se ha innovado su consumo y se elaboran mermeladas, pulpas, gelatinas, aderezos, helados, licores, pero a nivel mundial es conocida por su preparación en té y agua fresca. En África y otros países aprovechan todas las partes de la planta; con las ramas adornan y decoran artículos, con la fibra que se obtiene del tallo se reemplaza el yute o cáñamo, las semillas como alimento de aves y las hojas en ensalada (Ruiz & Victorino, 2014).

#### 4.3 Variedades y taxonomía

En el mundo existen aproximadamente 150 variedades de jamaica, en México siete cumplen los estándares internacionales y tienen registro definitivo ante el Servicio Nacional de Inspección y Certificación de Semillas (SNICS), y tres con registro provicional, como se aprecia en el cuadro 1 (Comité Nacional Sistema Producto Jamaica, S.C., 2019).

Cuadro 1. Variedades de flor de jamaica en México registradas en el SNICS

Variedad	Registro Provisional	Registro Definitivo	Solicitante/Mantenedor	Año
ALMA BLANCA	JAM - 001 - 161007/C	JAM - 001 - 260210	Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias	2007
COLTZALTZIN	1983 - JAM - 002 - 161007/C	JAM - 002 - 260210	Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias	2007

ESTRELLA COSTEÑA	3570 - JAM - 005 - 010218/C	JAM - 5 - 231117	Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias	2017
MULATA	3778 - JAM - 010 - 110718/C		Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias	2018
PATRIOTA	3776 - JAM - 008 - 110718/C		Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias	2018
QUINBA B-PV3572 - JAM - 007 - 010218/C	3572 - JAM - 007 - 010218/C	JAM - 7 - 231117 I	Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias	2017
QUINBA R-TC	3571 - JAM - 006 - 010218/C	JAM - 6 - 231117	Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias	2017
QUINBARINA	3777 - JAM - 009 - 110718/C		Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias	2018
ROSALIZ	1985 - JAM - 004 - 161007/C	JAM - 003 - 260210	Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias	2007
TECONAPA	1984 - JAM - 003 - 161007/C	1984 - JAM - 003 - 161007/C	Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias	2007

Fuente: Elaboración propia con datos del Catálogo Nacional de Variedades Vegetales (SNICS, 2018)

En México y otros países realizan diversos estudios para el mejoramiento y resistencia genética de la jamaica con la finalidad de lograr mayor resistencia a los cambios que ha sufrido el planeta, sobre todo buscar nuevas variedades que se acomplen mejor al mercado. Las principales variedades de jamaica que se conocen son: rica, china, sudan, no ácida (Vietnam), negra (nigeriana), jersey, Víctor (también conocida como roja por su coloración), última (es de las

variedades más grandes, llega a medir más de 3 metros), rica, archer (color verdosa), real, criolla, reina, estos nombres pueden variar dependiendo la zona geográfica. Se debe destacar que la variedad “Alma Blanca” es una mutación natural de la variedad criolla regional, su cáliz contiene más proteínas y cenizas que “Rosalíz”, pero esta última contiene más carbohidratos, mientras que “Cotzaltzin” posee menores contenidos de proteína, lípidos, fibra y ceniza que las variedades “Tecoanapa” y “Criolla”, pero es más rica en contenido de carbohidratos (Ariza Flores Rafael, 2014). Estas variedades pertenecen a municipios del estado de Guerrero, y fueron las cuatro primeras en tener registro definitivo ante el SNICS, en algunos casos su nombre se debe al municipio donde más tiene presencia.

De acuerdo con Escalante (2004) la Clasificación Taxonómica de la flor de jamaica es la siguiente:

Reino: Vegetal

División: Anthophyta

Subdivisión Angiosperma

Clase: Dicotiledoneae

Orden: Malvales

Familia: Malvaceae

Género: *Hibiscus*

Especie: *H. Sabdariffa L.*

En este género se pueden encontrar otras ocho especies, las cuales son conocidas por su vistosidad y utilizadas para arreglos florales, decoraciones y diseño de interiores, además de ser medios terapéuticos por sus compuestos y

efectos en la salud, en la industria son usados en bebidas, alimentos y cosméticos.

#### 4.4 Perspectiva mundial de la jamaica

De acuerdo a datos de la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (por sus siglas en inglés, FAO) en 2004, se produjo 97,975 toneladas de flor de jamaica. China ocupó el primer lugar con 27.76% y un rendimiento de 2,000 kg/ha, en segunda posición India con 17.91%, posteriormente Sudán, Uganda, Indonesia, Malasia con 5.53% y en séptimo lugar esta México<sup>1</sup> con 5.14%, como se muestra en el cuadro 2.

Cuadro 2. Producción mundial de flor de jamaica en 2004

País	Producción (t)	Aportación en la producción mundial (%)	Rendimiento Kg/ha
China	27 200	27.76	2000
India	17 550	17.91	1500
Sudán	8 920	9.1	910
Uganda	8 230	8.4	730
Indonesia	6 100	6.23	310
Malasia	5 420	5.53	300
México	5030	5.14	291
Otros <sup>2</sup>	19 525	19.93	N/A

Fuente: Elaboración propia con datos de la FAO

La FAO señala que México, Egipto, Mali, Tanzania y Nigeria realizan la siembra de manera doméstica, comparado con China, Tailandia y Sudán que lo llevan a cabo para comercializar a nivel mundial, sin embargo, su calidad es poco

<sup>1</sup> La FAO, tiene registros de producción a nivel mundial de jamaica hasta el año 2004.

<sup>2</sup> Se incluyen los países siguientes: Filipinas, Taiwán, Guinea, Angola, Estados Unidos, Nigeria, El Salvador, Guatemala, Senegal, entre otros.

confiable razón por la que se quejan los importadores; aunado a problemas en el control de calidad, su producción depende del clima húmedo de la región, lo que genera una desventaja, generando oportunidades para otros países.

A nivel mundial Estados Unidos y Alemania son los principales importadores del cáliz, el país europeo le da un valor agregado y re-exporta el producto a otros mercados, elevando el costo del producto, por lo que se vuelve más rentable, aprovechando el conocimiento de algunos países sobre sus diversos usos y propiedades.

De acuerdo a datos de Trade Map, Estados Unidos importó 160,045 miles de USD en 2018 y Alemania 128,442 miles de USD, aquí se incluye la jamaica y otros cultivos, ya que a nivel internacional pertenece a la fracción arancelaria 121190, Plantas, partes de plantas, semillas y frutos de las especies utilizadas principalmente en perfumería, medicina o para usos insecticidas, parasiticidas o similares, frescos o secos, incl. cortados, triturados o pulverizados. México importa entre 15,583- 31,165 miles de USD<sup>3</sup> pero no se encuentra entre los 20 primeros importadores a nivel mundial, sin embargo, en 2018 exporto 37,732 toneladas convirtiéndolo en el octavo exportador con 80,174 miles de USD.

#### **4.4.1 Exportación del cáliz de la jamaica**

Para las exportaciones y las importaciones de flor de jamaica en México, existen datos a partir del año 2015, anteriormente estaba clasificada en la nomenclatura 12119099, que comprende demás. Su fracción actual es 12119007 (el capítulo, partida y subpartida siguen siendo los mismos; plantas industriales o medicinales), y su mayor exportación es hacia Estados Unidos (véase cuadro 3), para 2018 tuvo un descenso, representando sólo el 0.89% de las exportaciones de plantas industriales y medicinales, pero se incrementaron las exportaciones hacia Alemania, si bien estas exportaciones no son muy significativas para el país, no obstante es un avance para la producción de jamaica nacional.

---

<sup>3</sup> USD = Dólares

Cuadro 3. Exportaciones de flor de jamaica (t) 2015-2018

País	2015	2016	2017	2018
Alemania	0.00	0.03	61.02	228.01
Australia	0.14	0.02	0.11	0.26
Canada	0.00	0.03	2.74	1.85
Estados Unidos	437.68	418.30	403.15	40.07
Guatemala	136.64	95.16	0.00	0.00
Japon	0.00	0.03	0.09	0.20
Nigeria	0.00	2.01	0.00	60.00
Reino Unido	1.68	1.93	1.40	2.63
República Checa	0.05	0.30	0.31	0.10
Otros	7.12	1.26	119.50	2.51
TOTAL	583.31	519.06	588.31	335.63

Fuente: Elaboración propia con datos del SIAVI

#### 4.4.2 Importación del cáliz de la jamaica

Para el caso de las importaciones, el panorama es muy diferente a las exportaciones, ya que son muy significativas comparada con la producción de jamaica en México. De acuerdo a datos del Sistema Producto Jamaica para el año 2017, el consumo nacional de flor de jamaica fue de 32,211.13 t (toneladas), de los cuales 25,142.76 t fueron importadas, por tanto, la mayor parte del suministro del mercado en éste sector es importado. Como se aprecia en el cuadro 4, las importaciones han tenido un aumento de más del 100%, del año 2015 al 2017, hasta ese último año el principal proveedor fue Nigeria, pero debido a problemas sus embarques, el gobierno mexicano aplicó cuarentena absoluta como medida fitosanitaria, ya que en diciembre de 2017 se encontró una de las plagas más peligrosas para los granos y semillas, el gorgojo de Khapra (*Trogoderma granarium*), provenientes de ese país, asimismo, de Alemania,

Burkina de Faso y Sudán, esto ocasiono que para el año 2018 disminuyeran considerablemente las importaciones.

Cuadro 4. Importaciones de flor de jamaica (t) 2015-2018

<b>País</b>	<b>2015</b>	<b>2016</b>	<b>2017</b>	<b>2018</b>
Alemania	0.02	0.00	60.00	169.96
China	0.00	0.00	0.00	500.77
Emiratos Arabes	0.00	19.71	0.00	0.00
Estados Unidos	0.00	0.00	0.01	0.46
Nigeria	6737.41	12549.27	24370.35	192.00
Senegal	0.00	61.77	28.42	2378.55
Sudan	1930.07	4651.51	647.99	0.00
Tailandia	0.00	0.00	0.00	49.00
Otros	0.00	22.00	36.00	0.00
<b>TOTAL</b>	<b>8667.50</b>	<b>17304.26</b>	<b>25142.76</b>	<b>3290.74</b>

Fuente: Elaboración propia con datos del SIAVI

El valor de las importaciones refleja una disminución considerable para el 2018, con 7,368.26 miles de dolares, esto representa cinco veces menos que lo importado en 2017, con 3,6569.86 miles de dolares (obsérve cuadro 5), beneficiando al sector jamaiquero local, esto se debe aprovechar e incentivar el consumo de la jamaica producida en México.

Cuadro 5. Valor de las Importaciones de flor de jamaica (miles de USD) 2015-2018

<b>País</b>	<b>2015</b>	<b>2016</b>	<b>2017</b>	<b>2018</b>
Alemania	2.40	0.00	96.19	407.91
China	0.00	0.00	0.00	1319.80
Emiratos Arabes	0.00	32.82	0.00	0.00
Estados Unidos	0.12	0.22	0.38	7.28

Nigeria	10338.56	20500.02	35252.67	268.41
Senegal	0.00	91.17	44.30	5217.50
Sudan	3440.62	8757.20	1122.32	0.00
Tailandia	0.00	0.00	0.00	147.37
Otros	0.00	24.20	54.00	0.00
<b>TOTAL</b>	<b>13781.70</b>	<b>29405.62</b>	<b>36569.86</b>	<b>7368.26</b>

Fuente: Elaboración propia con datos del SIAVI

Debido a que la jamaica puede ser cultivada en muchas regiones, el precio del cáliz puede fluctuar drásticamente, lo que provoca que de un año a otro el precio suba, incluso al doble del año anterior, lo que ocasiona desventajas e incertidumbre en el mercado nacional. El precio por Kg para diciembre del 2018 se encontró en 172.05<sup>4</sup>, mientras que la jamaica importada está a un precio hasta tres veces menor que el local, como se muestra en el cuadro 6, donde para el mismo año el precio está a 44.827, esto sin tomar en cuenta los costos de comercialización y transporte hasta las centrales de abastos. Esto afecta a los productores mexicanos, ya que el costo de producir es mayor, provocando precios altos (considerando que las variedades sean las mismas).

Cuadro 6. Estimación de los precios de las Importaciones de flor de jamaica 2015-2018

<b>Concepto</b>	<b>2015</b>	<b>2016</b>	<b>2017</b>	<b>2018</b>
Volumen Total (t)	8667503	17304258	25142763	3290737
Valor Total (miles de USD)	13781697	29405622	36569860	7368258
Tipo de cambio (dolares a pesos)	15.84	18.67	18.91	20.02
\$/kg	25.186	31.726	27.504	44.827

Fuente: Elaboración propia con datos del SIAVI

En la presente investigación la estacionalidad es un factor clave para elegir el modelo que se estudió, sobre todo para los productos de temporal como la

<sup>4</sup> Datos obtenidos del SNIIM (Sistema Nacional de Información e Integración de Mercados).



jamaica. En la figura 3 se observa que para el año 2016, entre los meses de febrero y mayo las importaciones incrementaron, mientras que en los siguientes meses se observa una disminución, debido a que generalmente la siembra y la cosecha se da entre esos meses, esto se mantuvo para el año 2017, mientras que para el 2018 se da una disminución en las importaciones ocasionado por los inconvenientes ya mencionados.

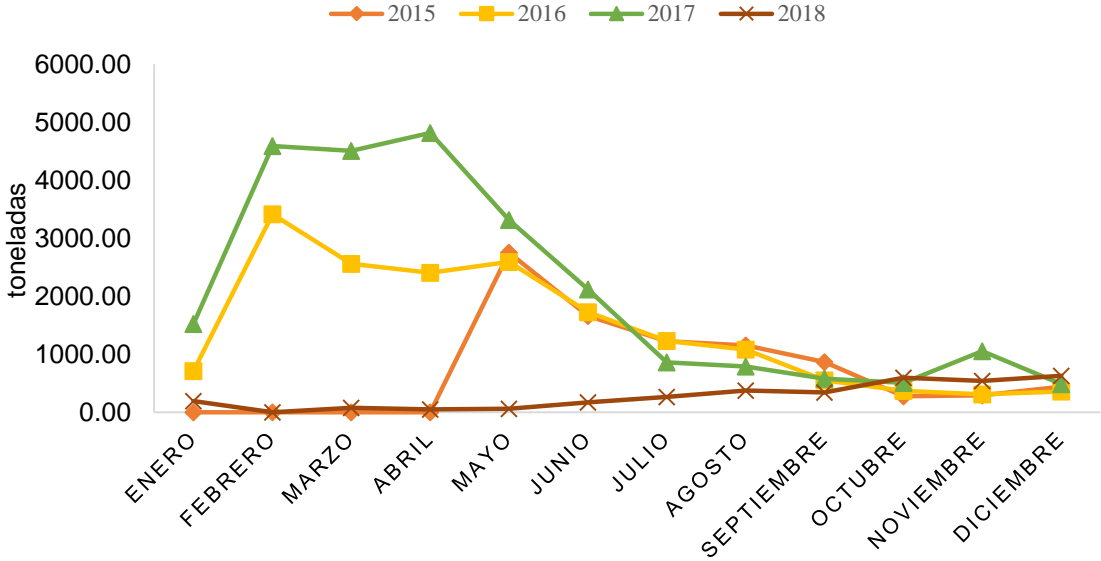


Figura 3. Estacionalidad de las Importaciones de flor de jamaica 2015-2018

Fuente: Elaboración propia con datos del SIAVI

## **CAPÍTULO 5. METODOLOGÍA**

En esta investigación se analizó el comportamiento del mercado del cáliz de jamaica en México, mediante la integración documental, utilizando el método deductivo; éste se basa en deducir las conclusiones en base a premisas lógicas y verdaderas, las cuales van de lo general a lo particular. Así también, se recopilaron fuentes de información que permitieron observar el panorama de la jamaica y sus cambios a lo largo de los años.

Para obtener información se consultaron páginas web de diversas organizaciones gubernamentales y no gubernamentales como SAGARPA, actualmente SADER, SIACON, SIAP, FAO, Trade Map, entre otras, así también con integrantes del Comité Nacional Sistema Producto Jamaica, S.C. y de los diferentes Comités Estatales.

Se realizó una predicción de precios para este cultivo, tomando como base los precios del Mercado de abasto 'Adolfo López Mateos' de Tepic, Nayarit, el cual posee datos representativos a lo largo de los años dentro del mercado nacional. Si bien es cierto que el estado de Guerrero es el principal productor, no posee datos certeros de los precios de la Jamaica, y la única central de abastos que proporciona datos sobre este cultivo es la que se encuentra en Acapulco. Según referencias del SNIIM, éste último centro cuenta con datos de mayo a agosto del 2000, posteriormente hasta el año 2011 vuelve a integrar precios por kg.

El estado de Nayarit se caracteriza por ser un punto de distribución de varios productos incluyendo el cáliz de jamaica, de acuerdo al plan rector del sistema producto jamaica, en el estado de Nayarit (2012), la cosecha local y la proveniente de otros estados cercanos es distribuida a mercados regionales y centrales de abastos más importantes del país, principalmente a los estados de Jalisco y Baja California. Debido a la importancia que ha tomando este mercado, algunos políticos han propuesto la creación de una central de abastos regional que permita beneficiar a productores, consumidores y comerciantes de la zona.

Además de ser Nayarit el quinto productor de jamaica a nivel nacional, investigadores han desarrollado un mayor número de estudios sobre el tema. También poseen registros de dos fábricas de refresco que utilizan este producto, una con capital privado y otra de productores de la comunidad de Huajicori (municipio con mayor producción de jamaica en ese estado).

Para la presente investigación se analizan datos de manera mensual de enero de 1998 a junio de 2019, datos obtenidos de la página oficial del SNIIM, con un total de 258 observaciones, cabe señalar que algunos datos se calcularon por interpolación<sup>5</sup> o pronósticos<sup>6</sup> por medio del paquete excel. La serie de tiempo se desarrolla en el software GRET, aquí se incluyen todas las variedades de jamaica, pero sólo de producción nacional, no se toman en cuenta los precios del cáliz importado.

Para estudiar la serie de tiempo descrita, se desarrollo un modelo SARIMA, para obtener resultados precisos con errores relativos menores, y una mejor calidad en las predicciones, así mismo se utilizó la metodología Box y Jenkins (1970), que consiste en identificar el modelo adecuado, observar y seleccionar que parámetros se ajustan mejor a los datos y por último comprobar el modelo.

## **5.1 Descripción de los modelos**

Los modelos autoregresivos y de medias móviles permiten desarrollar proyecciones a futuro utilizando la metodología Box-Jenkins.

### **5.1.1 Proceso autorregresivo, AR(p)**

Estos modelos son aquellos en los que su variable actual depende de sus valores anteriores y calcula los rezagos (p) necesarios para pronosticar las variables de salida y el orden del modelo (Gujarati & Porter, 2010), teniendo como ecuación:

---

<sup>5</sup> Es un término matemático que hace referencia a la obtención de datos dentro de un intervalo a partir de valores que ya conocemos.

<sup>6</sup> Este proceso se utilizó para estimar los meses de enero y febrero de 1998.

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Es un proceso lineal donde  $\delta$  es la media de  $Y$ ,  $\phi_1, \dots, \phi_p$  son constantes y  $\phi_p$  difiere de 0,  $\varepsilon_t$  (innovaciones) es un ruido blanco con media cero y varianza constante  $\sigma^2$ , también conocido como error no correlacionado. Algunos autores describen este proceso en términos del operador de retardo  $L$ , como:

$$Y_t = (\phi_1 L + \phi_2 L^2 + \dots + \phi_p L^p) Y_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

Los procesos autoregresivos pueden ser de primer orden, AR (1), el valor de la serie en el periodo  $t$  depende de sus observaciones anteriores y una restricción  $|\phi_1| < 1$ , su estructura es:

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3)$$

Para el caso de un proceso autoregresivo de segundo orden, AR (2), su condición de estacionariedad debe ser  $1 - \phi_1 - \phi_2 > 1$ , y la variable  $Y$  en el momento  $t$  está determinado por los dos periodos pasados, el proceso se representa:

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \varepsilon_t \quad (4)$$

### 5.1.2 Proceso de media móvil, MA (q)

La Media Móvil es el valor que se ajusta a los cambios de un conjunto de datos (regularmente a los precios) en un período dado, se denota de la siguiente manera:

$$Y_t = \delta + \theta_0 \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (5)$$

Donde  $\varepsilon$  es un ruido blanco (variables no observables), se pueden escalar de modo que  $\theta_0 = 1$ , Maddala (1996) describe la fórmula anterior utilizando  $L$  como operador de rezagos, y lo define  $L^j X_t = X_{t-j}$  para todo  $j$ . Por tanto, dentro de la serie a utilizar es  $LY_t = Y_{t-1}$ , tomando en cuenta que  $\theta_0 = 1$ , se describe:

$$Y_t = (1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2 + \dots + \theta_q L^q) \varepsilon_t = \theta(L) \varepsilon_t \quad (6)$$

Cuando se tiene un MA (1) los términos de error son del presente y del pasado más una constante de  $Y_t$ , teniendo como restricción  $|\theta| < 1$ .

$$Y_t = \delta + \theta_0 \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad (7)$$

Sus propiedades son  $E(Y_t) = \delta$ , y  $Var(Y_t) = (1 + \theta^2) \sigma_\varepsilon^2$ ,  $\varepsilon_t$  es un ruido blanco. Cuando se tiene un proceso de medias móviles de orden 2, su estructura es:

$$Y_t = \delta + \theta_0 \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} \quad (8)$$

La razón por la que quizá no sea posible evitar la MA en la metodología de Box y Jenkins es que dicha parte puede desarrollarse por medio de una operación de diferenciación que se realiza por eliminar la tendencia y producir una serie estacionaria (Maddala, 1996).

### 5.1.3 Procesos autorregresivos de promedios móviles (ARMA)

Es la combinación de los modelos AR y MA, por lo que  $p$ , denota los componentes autorregresivos, mientras  $q$  las medias móviles, formando ARMA (Parra, 2011)

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (9)$$

Donde  $\delta$  es una constante,  $\varepsilon_t$  es un proceso con media cero y varianza  $\sigma^2$ .

En términos de un operador de rezago  $L$ , lo anterior lo podemos interpretar como:

$$\phi(L) Y_t = \theta(L) \varepsilon_t \quad (10)$$

Para el caso de un proceso ARMA(1,1):

$$(1 - \phi_1 L) Y_t = (1 - \theta_1 L) \varepsilon_t \quad (11)$$

Este proceso en una ecuación simple:

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad (12)$$

### 5.1.4 Proceso autorregresivo integrado de promedios móviles (ARIMA)

Conocido como proceso autorregresivo integrado de promedios móviles, de ahí su nombre ARIMA ( $p, d, q$ ), que en inglés es autoregressive integrated moving

average, donde p denota el número de términos autorregresivos, d el número de veces que la serie debe diferenciarse para hacerse estacionaria y q el número de términos de promedios móviles (Gujarati & Porter, 2010).

Éste se conoce como modelo integrado, debido a que la estacionalidad del modelo ARMA que se adecua a los datos diferenciados debe sumarse o integrarse para proporcionar un modelo para los datos no estacionarios (Maddala, 1996). A esta diferenciación se le conoce como proceso estocástico no estacionario de orden d y su operador es  $\Delta = 1 - L$ , de manera simple esto se presenta  $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ . Por tanto, la integración entre la estacionalidad del modelo ARMA (p,q) y los datos diferenciados se les conoce como ARIMA (p,d,q), y se expresa como la función ARMA (ecuación 12).

De acuerdo a Novales (1988), sí el gráfico de la serie temporal que se analizó presenta fluctuaciones de gran tamaño para los diferentes períodos muestrales, el proceso estocástico no es estacionario, por lo que se rechaza la hipótesis de que la varianza de las variables que lo integran son iguales, entonces la serie se transforma a logaritmos y esta será la nueva serie se estudia.

### **5.1.5 Proceso Estacional autorregresivo integrado de promedios móviles (SARIMA)**

Cuando la serie  $Y_t$ , presenta un componente estacional (s), los modelos ARIMA se generalizan, estableciendo un modelo SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average), los cuales poseen una parte no estacional (p,d,q) y otra estacional (P,D,Q), donde D es una diferencia estacional, SAR (P), la parte estacional autorregresiva y SMA (Q), la fracción estacionaria media móvil. Entonces para un modelo SARIMA (p,d,q) (P,D,Q)<sub>s</sub>

$$Y_t = a + b t + \sum_{j=1}^{s-1} \delta_j I_j(t) + Y_t \quad (13)$$

Aquí  $X_t = \Delta^d \Delta_s^D Y_t$  es la transición para llegar al modelo ARMA, donde se suprime la estacionalidad y la tendencia. Cuando se aplica un operador de rezago L, la formula se expresa (Maddala, 1996):

$$\phi_p(L)\Phi_P(L^s)\Delta^d\Delta_s^D Y_t = \theta_q(L)\Theta_Q(L^s)\varepsilon_t \text{ ó}$$

$$\phi_p(L)\Phi_P(L^s)(1-L)^d(1-L^s)^D Y_t = \theta_q(L)\Theta_Q(L^s)\varepsilon \quad (14)$$

en resumen:

$$\phi_p(L)\Phi_P(L^s)Y_t = \theta_q(L)\Theta_Q(L^s)\varepsilon_t \quad (15)$$

$\varepsilon_t$ , es un ruido blanco  $(0, \sigma^2)$ ,  $Y_t$ , representa  $(1-L)^d(1-L^s)^D Y_t$ , posee un significado igual a la  $Y_t$ , de la ecuación 13. Esto indica que dentro de este modelo se puede encontrar un ARIMA (p,d,q).

$$\phi_p(L)\Delta^d Y_t = \theta_q(L)\varepsilon_t \quad (16)$$

Y un ARIMA (P,D,Q)<sub>s</sub>, con forma:

$$\Phi_P(L^s)\Delta_s^D Y_t = \Theta_Q(L^s)\varepsilon_t \quad (17)$$

En ambos casos  $\varepsilon_t$ , representa un ruido blanco con media 0, varianza  $\sigma^2$ , s es el período en el que vamos a analizar la serie de tiempo, cuando es inferior a un año, se coloca  $s=12$  si es mensual o trimestral  $s=4$ , así también cuando la serie necesite una transformación a logaritmos se antecede  $\ln$  a  $Y_t$ , por ejemplo cuando se tiene una serie estacional mensual con estructura de MA, y necesitó conversión a logaritmos, se escribe:

$$\Delta\Delta_{12}\ln Y_t = (1-\theta L)(1-\Theta L^{12})\varepsilon_t \quad (18)$$

Para identificar el modelo adecuado es necesario observar el correlograma de la Función de Autocorrelación (FAC) y Función de autocorrelación parcial (FACP), estas permiten identificar los valores propicios para el cálculo de las observaciones futuras, así también los residuos del modelo establecido. Cuando se está en presencia de un ARMA (p,q), en ambas funciones se presenta un decrecimiento, cuando FAC presenta un decrecimiento exponencial y la FACP un comportamiento sinusoidal con los primeros valores de p diferentes de cero y el resto próximos o iguales a cero, si está en presencia de un AR(p), si el comportamiento es lo contrario en ambas funciones, se presenta un MA(q).

Cuando el modelo presente una parte estacional como el modelo SARIMA, se identifican P y Q de una manera similar a la anterior (con p y q), pero en este caso no se observan los primeros valores de la FAC y FACP sino los que presenten un comportamiento periódico, por ejemplo cuando la estacionalidad sea mensual ( $s= 12$ ) los valores que se deben observar son 12, 24, 36, etc., además si el paquete econométrico lo permite, observar el correlograma con las primeras diferencias estacionales.

Una vez obtenidos los términos del modelo, se procede a estimar los parámetros que lo componen, para el caso de un RA y un MA, se puede llevar a cabo por mínimos cuadrados simples o estimación no lineal, para el caso de los otros componentes se pueden calcular de diversas maneras, pero actualmente los software estadísticos (como Gretl, R, Stata, Eviews, etc.) ya los calculan automáticamente.

Tras estimar el modelo y sus elementos se confirma si estos se ajustan a los datos, así como verificar que cumplan con un proceso de ruido blanco, así mismo descartar que existan diversos modelos que puedan cumplir las mismas características, si es el caso, se elegirá el que mejor se acople a las observaciones de la serie.

Para validar el modelo se analizaron sus residuos por medio de sus FAC y FACP, el log- verosimilitud, el criterio de Akaike y el criterio de Schwarz, en algunos casos se evalúa el estadístico Ljung-Box u otras pruebas que se requieran para diagnosticar los resultados. No podemos dejar de mencionar uno de los test más importantes para conocer la condición de estacionariedad de la serie a través de la Prueba de Dickey-Fuller (éste se debe aplicar antes del modelaje y posteriormente con los residuos, cabe mencionar que existe otro test llamado Dickey-Fuller aumentado, el modelador eligiera cual de los debe aplicar) que parte de la hipótesis nula que ha dado nivel de confianza la serie de tiempo posee raíz unitaria:

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad -1 \leq \rho \leq 1 \quad (19)$$



Donde  $\varepsilon_t$  representa un ruido blanco,  $\rho$  es un coeficiente, si  $\rho = 1$ , el modelo no es estacionario, por tanto, hay presencia de raíz unitaria.

Finalmente cuando se válido el modelo y se comprabo que sus componentes cumplen con los test correspondientes se procede a pronosticar la serie. El modelo ARIMA, o en su caso cuando tiene un componente estacional SARIMA, es de los mejores para realizar pronósticos a corto plazo, como requisito minimo pide 50 observaciones, pero depende de la perspectiva de cada investigador aceptar esto o no, lo que se debe resaltar es que el modelo tenga una buena estructura y se acople adecuadamente a la serie que se analizó, para lograr así una predicción apropiada.

## CAPÍTULO 6. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### 6.1 Indicadores del cáliz de jamaica en México

Si bien he cierto la jamaica no es de los principales cultivos en México, su importancia radica en los beneficios económicos y sociales que se obtienen, principalmente en las zonas donde se produce, así como a nivel alimenticio y medicinal. Para el año 2018 la producción nacional fue de 7,683.18 t, de esta el 95% se vende a granel y en cáliz seco de manera directa e indirecta, la primera engloba al productor- central de abastos - consumidor final (lo compra regularmente por Kg), y la segunda se agrega un actor más a esta cadena: productor-intermediario en algunas comunidades también conocido como acopiador o coyote-tiendas de autoservicio o mercados locales-consumidor final.

A lo largo de los años la producción de jamaica ha tenido un aumento, no obstante, en el año 1997 muestra una caída (véase la figura 4), debido a que su productor principal se vio afectado por el Huracán Paulina, provocando grandes daños a las cosechas, produciendo sólo 1,408 toneladas, volviendo a su recuperación el año siguiente y para 1999 logró su mayor producción con 6,482 ton, esto gracias a la implementación de programas gubernamentales con fomento a la agricultura<sup>7</sup>.

---

<sup>7</sup> Observar el Informe Global de Alianza para el Campo en el Estado de Guerrero 2004, SAGARPA.

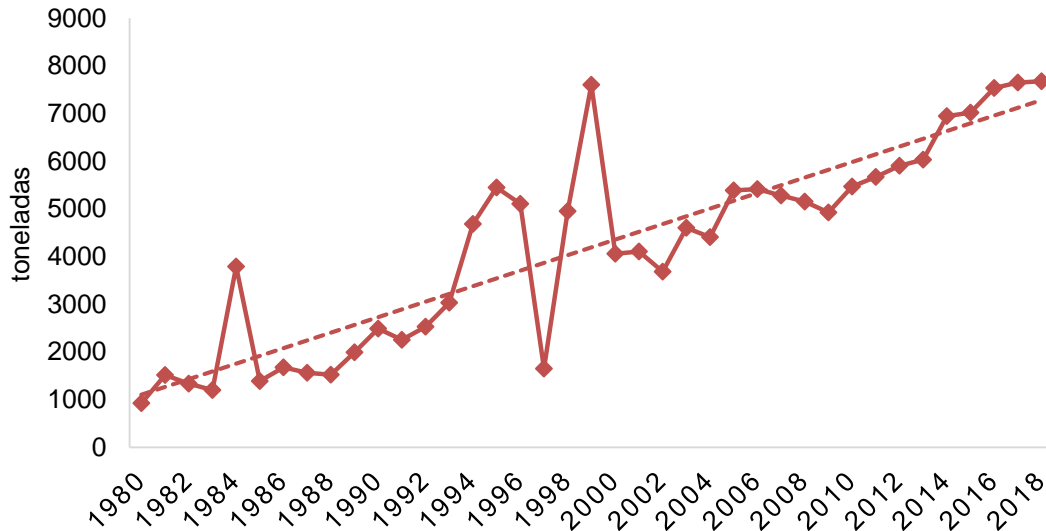


Figura 4. Producción de jamaica en México (t)

Fuente: Elaboración propia con datos de SIACON

El principal estado productor del país es Guerrero con una participación de 69.94 %, para el 2018 produjo 5,373.65 t, para ese mismo año Michoacán desplazó a Puebla, ocupando el segundo lugar con una producción de 974.95 t, representando el 12.69%, posteriormente Oaxaca, Campeche, Nayarit y Puebla representaron el 16.97% de la producción nacional. (Véase figura 5)

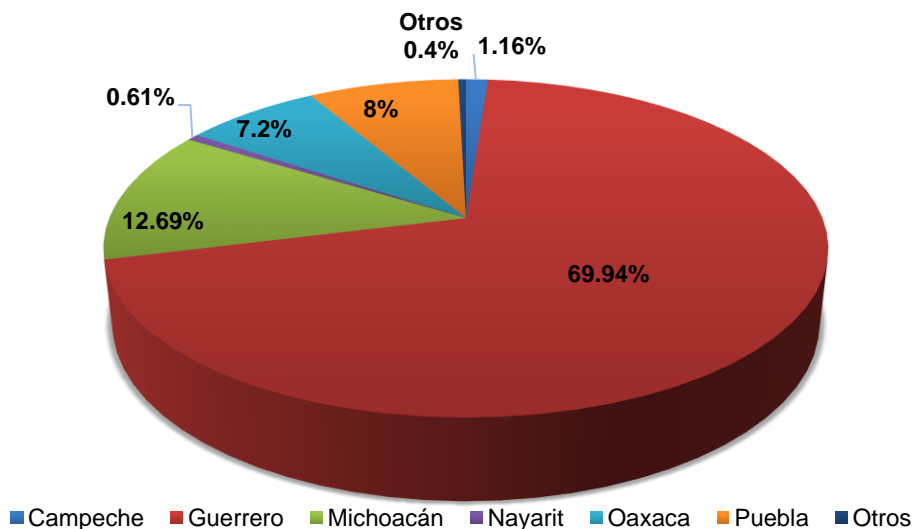


Figura 5. Principales estados productores de jamaica en México en 2018

Fuente: Elaboración propia con datos de SIACON

La siembra es una parte fundamental para el crecimiento de la planta, así también en la actividad agrícola es una variable que se debe destacar, resaltando la importancia del cultivo a nivel nacional o regional, en el caso de esta *Hibiscus* el estado de Guerrero es el primer lugar con 75.93%, hasta el 2017 Oaxaca había ocupado el segundo lugar, pero en el 2018, lo desplazo Michoacán con 9.24%, el crecimiento que ha tenido este estado ha sido notable en los últimos años tomando mayor relevancia a nivel nacional, como se puede apreciar en la siguiente gráfica (véase figura 6) el resto de los estados participa con un 14.83%.

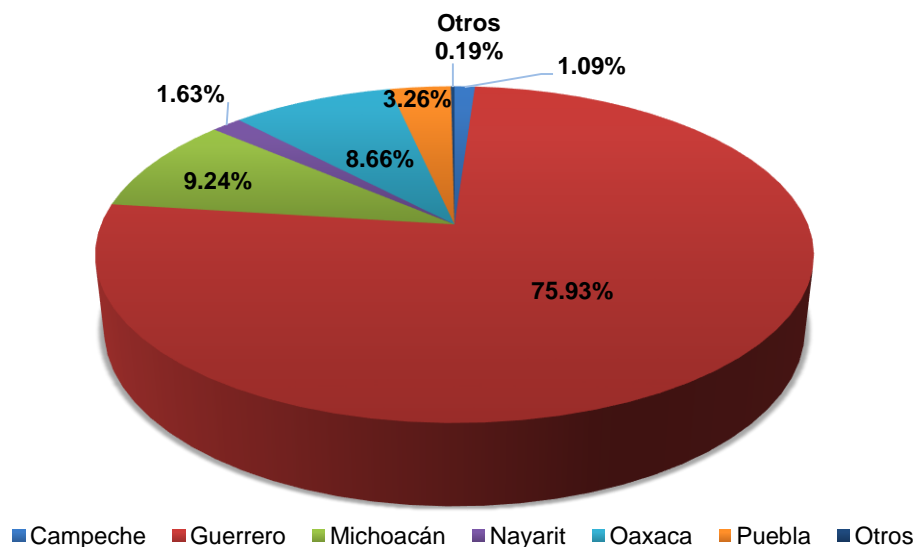


Figura 6. Porcentaje de superficie sembrada de jamaica de los principales estados de México en 2018

Fuente: Elaboración propia con datos de SIACON

La superficie cosechada y la superficie sembrada (véase anexo 1) tienen un comportamiento similar a lo largo de los años, lo que se destaca es que debido a diversos factores principalmente fenómenos naturales, se ha visto afectada la siembra y cosecha de la jamaica, dañando las ganancias de los productores. Debido a estos desastres naturales en 1997 hubo una pérdida de 801 ha a nivel nacional, de una superficie cosechada de 7,516 ha, estas pérdidas se dieron principalmente en Guerrero (provocado por el huracán Paulina), en 2002 la superficie siniestrada fue de 1,274 ha a causa del Ciclón tropical Isidore, donde

se vieron afectados parte de los principales estados productores del cáliz<sup>8</sup> (obsérvese la figura 7).

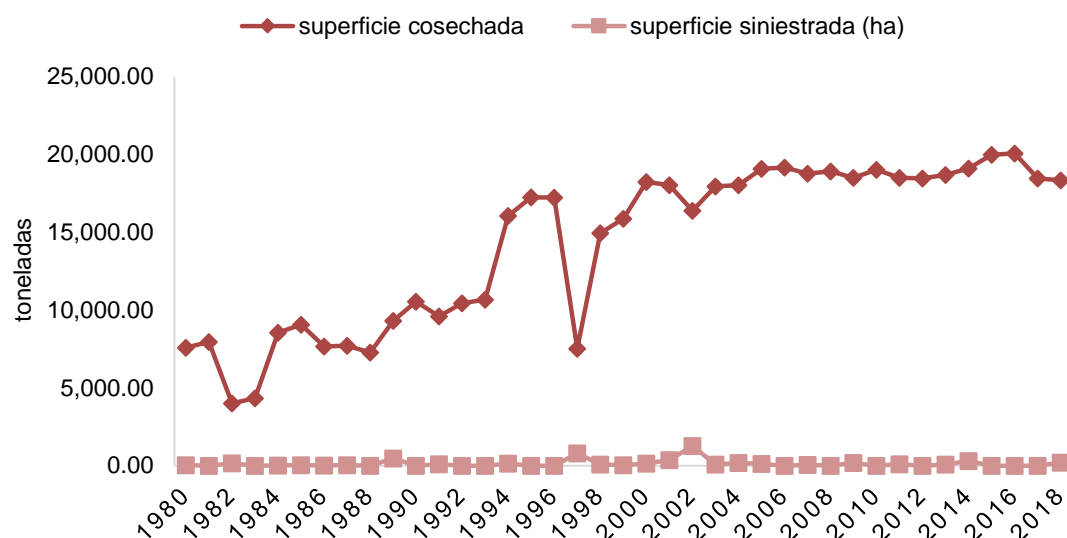


Figura 7. Superficie cosechada y siniestrada de jamaica en México

Fuente: Elaboración propia con datos de SIACON

De 1980 al 2018 la rentabilidad obtenida creció 0.3 ton/ha, en 1980 se tenía un rendimiento de 0.12 toneladas por hectárea y para 2018 paso a 0.42 toneladas por hectárea, esto se aprecia en figura 8, es un factor del porque la producción de Jamaica ha ido en aumento en estos últimos años.

<sup>8</sup> Observar estudio sobre Desastres en México: impacto social y económico, <http://www.cenapred.unam.mx/es/Publicaciones/archivos/318-INFOGRAFADESASTRESENMEXICO-IMPACTOSOCIALYECONMICO.PDF>

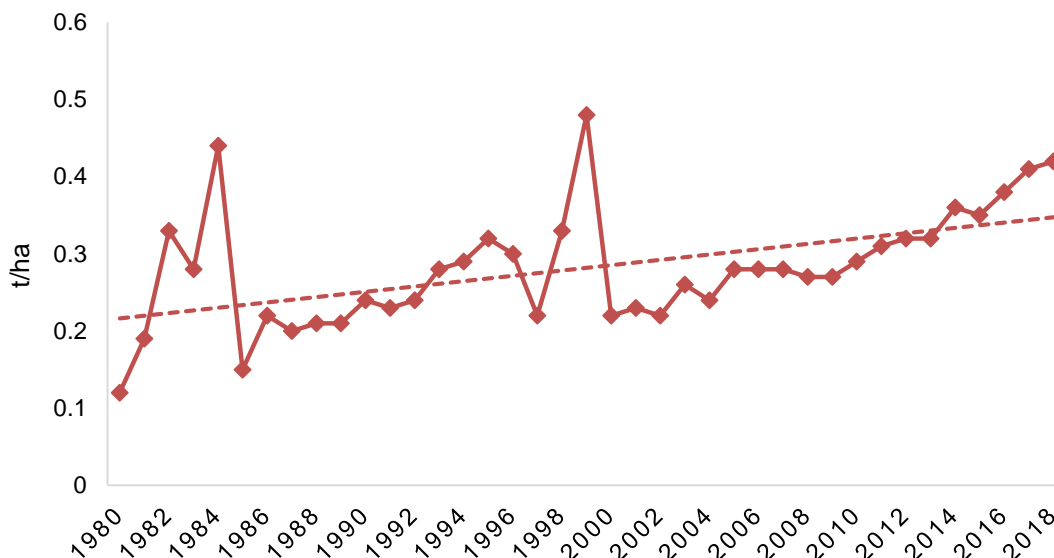


Figura 8. Rendimiento obtenido(t/ha)

Fuente: Elaboración propia con datos de SIACON

El precio nominal pagado al productor para el 2018 fue 38,238.66 (\$/t), mientras que en 2017 fue de 37,227.49 (\$/t), entre ambos años se tuvo un crecimiento aproximado del 2%, para 1980 se pagaba a 29.55 (\$/t), obsérvese la figura 9. Para una mejor perspectiva, se hizo el calculo de del precio real, deflactando el precio medio rural, tomando como base el año 2010 (véase figura 10). Se puede apreciar que de 1980 a 2018, tanto el precio medio rural como el precio medio rural real tuvieron una tendencia a la alza, sin embargo, en el real se aprecia que esto fue de manera muy pequeña, en 1993 el precio se dispara ocasionado por la inflación, lo que provoco que de los tres dígitos que se tenían pasara a un solo dígito, empieza una caída por la apertura de mercado, los desastres naturales y la firma del TLCAN, a raíz de eso se incrementaron las importaciones (tomando en cuenta que estaba clasificada en la nomenclatura 12119099, de plantas y sus partes), se logran estabilizar los precios hasta el 2004.

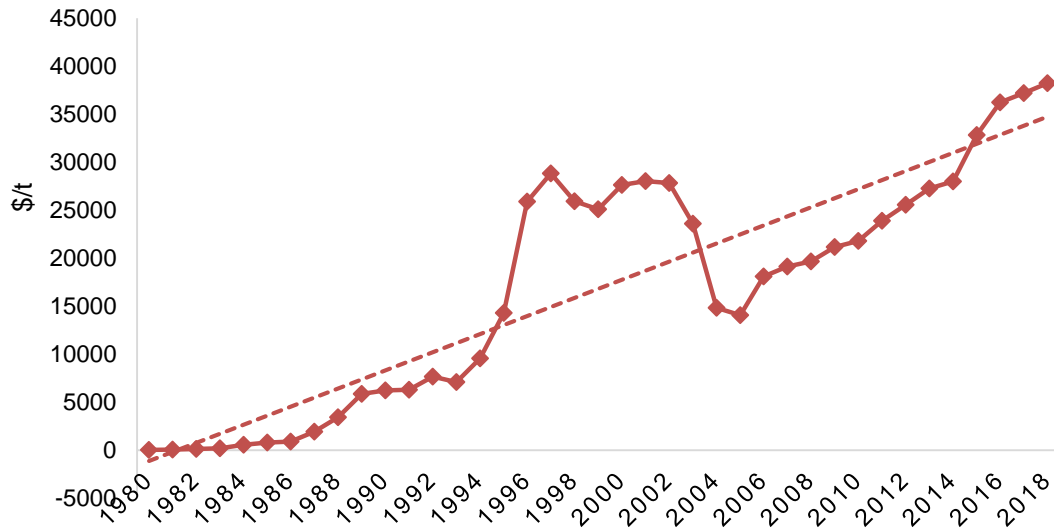


Figura 9. Precio medio rural nominal (\$/t) de jamaica

Fuente: Elaboración propia con datos de SIACON

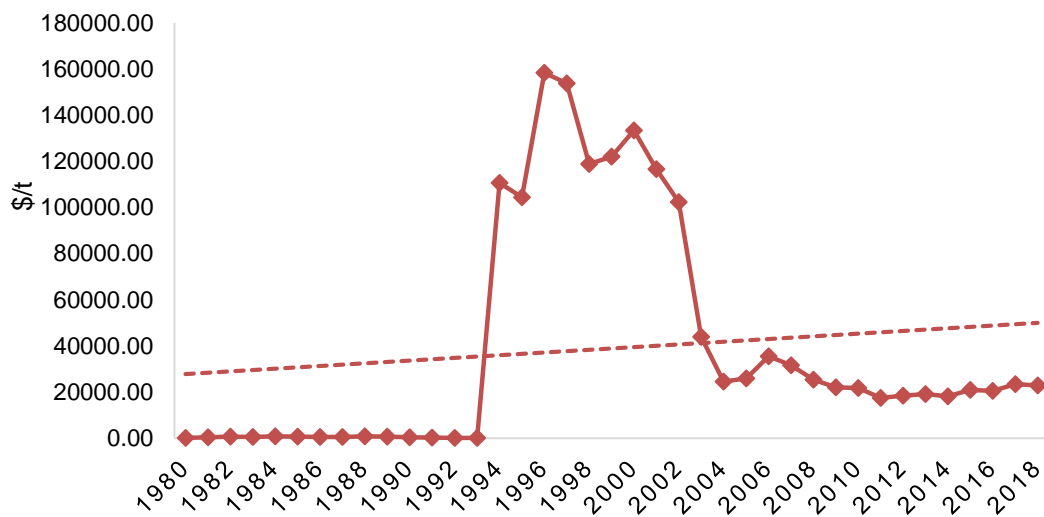


Figura 10. Precio medio rural real (\$/t) de jamaica

Fuente: Elaboración propia con datos de SIACON

Se realizó un análisis de las fluctuaciones de los precios de la flor de jamaica de enero de 1980 a junio de 2019 a nivel nacional, del principal productor Guerrero y el estado del que más datos posee de acuerdo al SNIIM, Nayarit, donde se aprecia un comportamiento similar entre los precios del estado de nayarit y a nivel nacional, mientras que en el estado de Guerrero existen varias oscilaciones y un

comportamiento diferente al que se tiene a nivel nacional, además solo se obtienen datos desde el año 2011, y gran parte de su producción esta destinada a mercados fuera del estado por lo que no se tienen muchos registros de la central más importante de ese destino que es Acapulco, sin contar que para años anteriores no existía una buena logística en ese lugar, por lo que se optó realizar el estudio en el estado de Nayarit, tiene datos más significativos para el estudio (obsérvese figura 11).

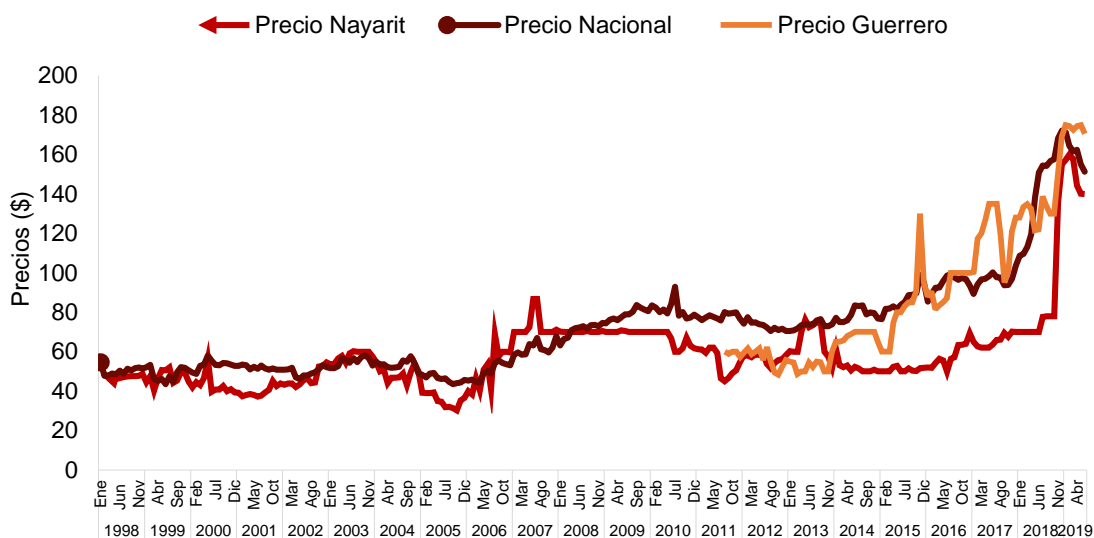


Figura 11. Precios del estado de Guerrero, Nayarit y Nacional

Fuente: Elaboración propia con datos de SNIIM

## 6.2 Predicción de precios de la jamaica

Una vez observado el comportamiento de las diversas variables sobre el cáliz de Jamaica a nivel nacional, se desarrolla un modelo predictivo con la finalidad de beneficiar a los diferentes eslabones que participan en su cadena productiva. Dentro del sector agrícola el pronóstico es muy importante para reducir la incertidumbre, es un área donde se presentan constantemente perturbaciones irregulares, por lo que necesita de herramientas que minimicen estos riesgos y contribuyan en la toma de decisiones de los agentes participantes (Bressan & Lima, 2002).



Como se menciona anteriormente la serie analizada es mensual con 258 observaciones, comprende desde enero de 1998 a junio de 2019, tomados del estado de Nayarit. Se puede apreciar en la figura 12, que a partir del 2018 hay un ligero incremento en los precios debido a la restricción a la importación de jamaica de diversos países por la presencia de una plaga (Gorgojo khapra), éste impacto se observo a nivel nacional, asimismo, para octubre del 2018 hay otro incremento considerable en el precio, a causa del huracán Willa, el cual destruyo grandes hectáreas de siembra en ese estado. Además, se puede apreciar que posee aleatoriedad, y una varianza que va aumentando, por lo que no es estacionaria en el tiempo, entonces es necesario convertirla a logaritmos para minimizarla.

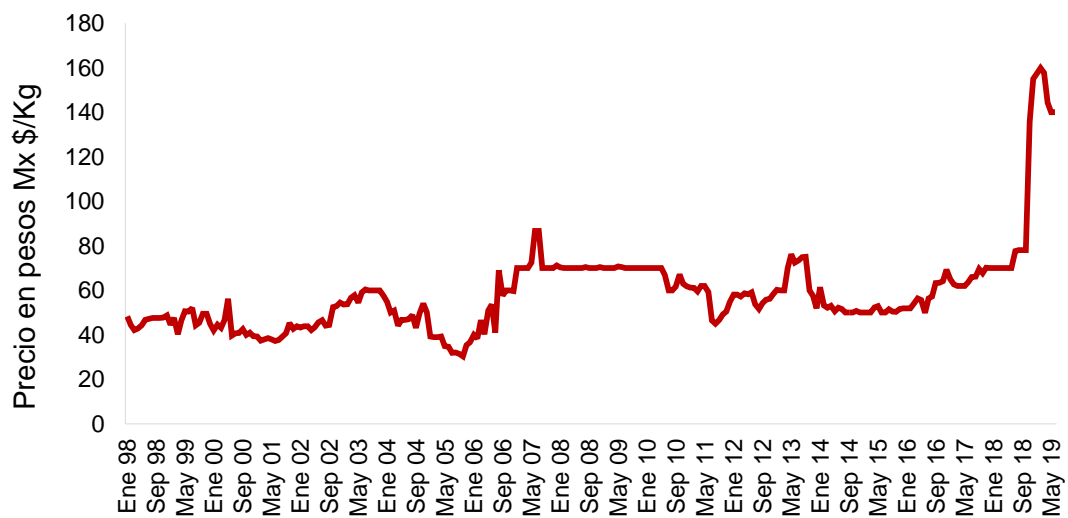


Figura 12. Evolución del precio de la jamaica

Fuente: Elaboración propia con datos del SNIIM

Una vez transformada la serie a logaritmos (obsérvese figura 13), se observa que posee tendencia, un componente estacional y es aleatoria (véase apéndice 2), por lo que se aplica primeras diferencias para eliminar estos factores, de acuerdo a la metodología de Box y Jenkins (1970), para desarrollar un modelo de predicción, la serie debe ser estacionaria tanto en tendencia como en varianza.

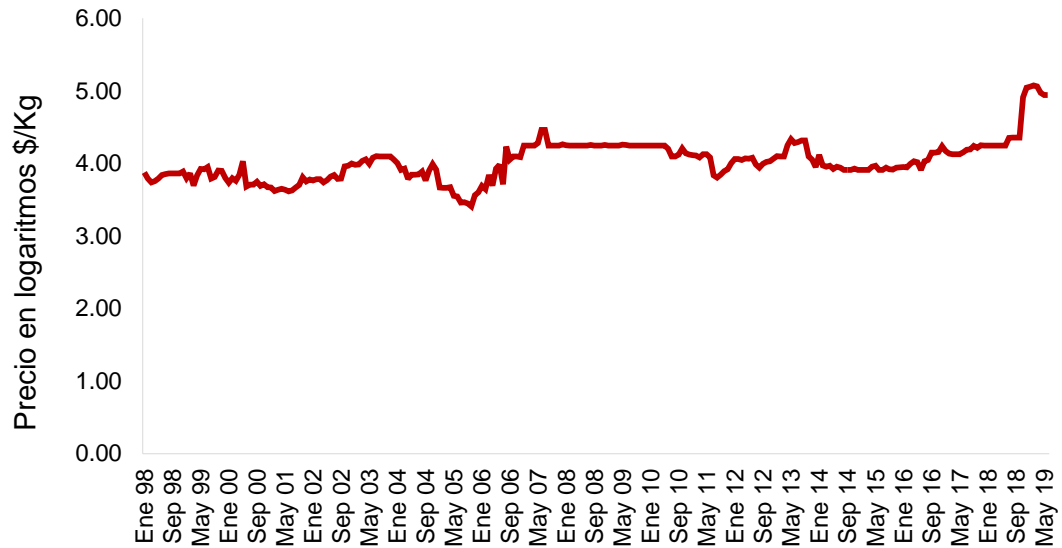


Figura 13. Precio de la jamaica en logaritmos

Fuente: Elaboración propia con datos del SNIIM

En la figura 14, se contempla un gráfico de las primeras diferencias regulares, donde ya no hay presencia de tendencia, las fluctuaciones de la serie y los cambios en varianza son estables, así mismo se puede confirmar la presencia de un componente estacional por lo que se procede a desestacionalizar la serie.

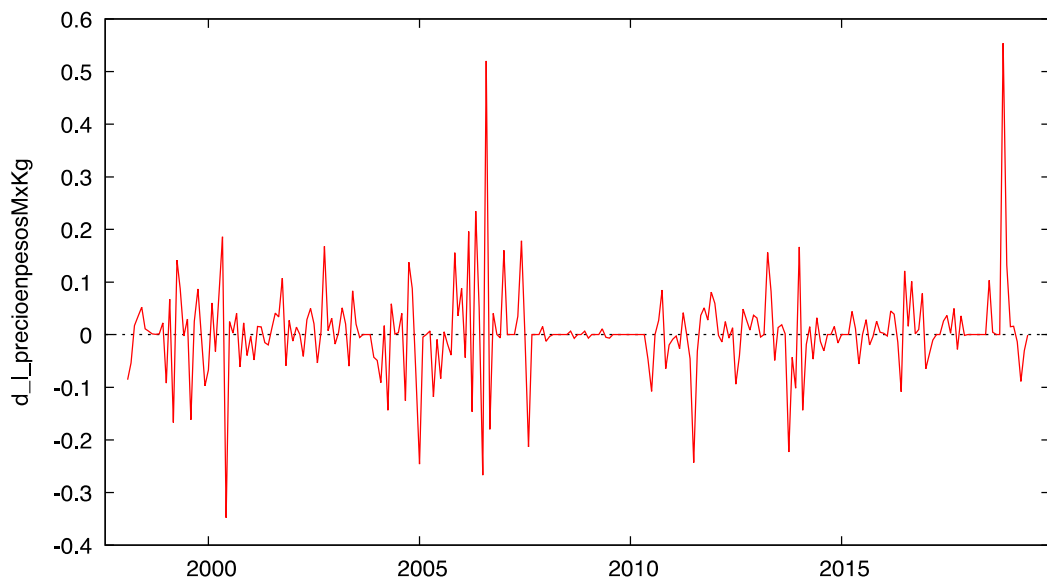


Figura 14. Primeras diferencias del precio de la Jamaica en la serie transformada a logaritmos

Fuente: Elaboración propia en Gretl con datos del SNIIM

Para desestacionalizar la serie obtenida de la primera diferencia regular de la serie de logaritmos se aplica una diferencia estacional como se muestra en la figura 15, donde se siguen apreciando en menor grado las oscilaciones provocadas por los desastres naturales, pero con una media cercana a cero.

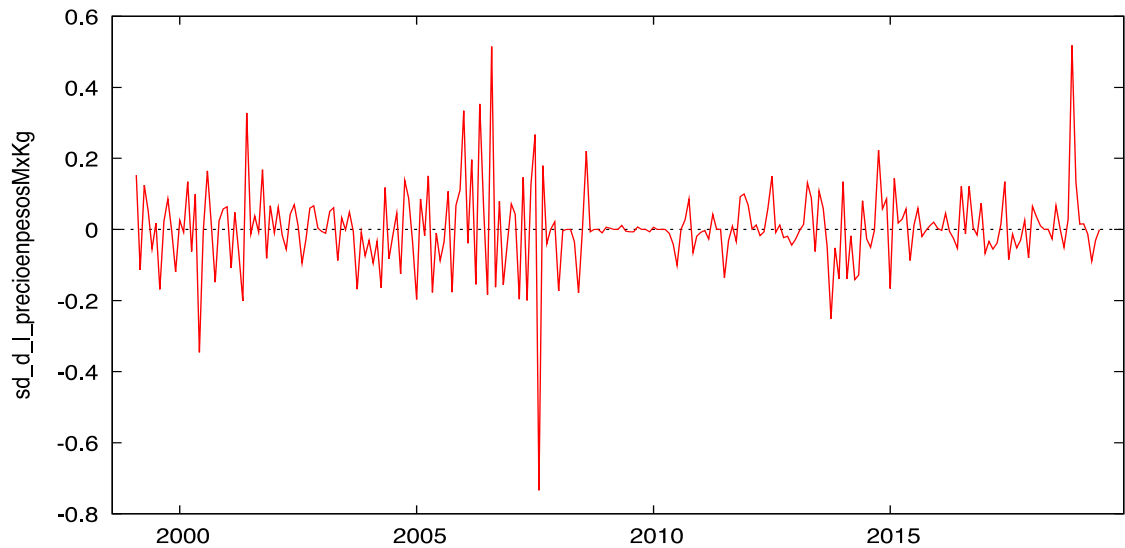


Figura 15. Diferencias estacionales de la Primeras diferencias del precio de la Jamaica en la serie transformada a logaritmos

Fuente: Elaboración propia en Gretl con datos del SNIIM

Para comprobar si la serie es estacionaria se aplica el test de raíz unitaria Dickey-Fuller (DF), de acuerdo a Gujarati y Porter (2010), el programa Eviews tiene la opción de seleccionar automáticamente el número de rezagos con base a diversos criterios (Schwarz, Arkaike, etc.), por lo que se aplica en dicho programa y en gretl, como se aprecia en los cuadros 7 y 8, cada comprobación muestra criterios diferentes, pero en ambas se rechaza la hipótesis nula, por tanto, la serie es estacionaria y no tiene raíz unitaria.

Cuadro 7. Prueba de raíz unitaria DF (Dickey-Fuller) aumentada realizada en Eviews 10

Hipótesis nula: DD12LNAYARIT tiene una raíz unitaria

Exógeno: Ninguno

Longitud del retraso: 11 (Automático – basado en SIC, máximo de longitud de retraso=15)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-5.417059	0.0000
Test critical values: 1% level	-2.574925	
5% level	-1.942193	
10% level	-1.615791	

\*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Test Dickey-Fuller aumentada

Variable dependiente: D(DD12LNAYARIT)

Método: mínimos cuadrados

Muestra (ajustada): 26 258

Observaciones incluidas: 233 después de ajustes

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DD12LNAYARIT(-1)	-1.310833	0.241982	-5.417059	0.0000
D(DD12LNAYARIT(-1))	0.140962	0.235672	0.598127	0.5504
D(DD12LNAYARIT(-2))	0.150862	0.226655	0.665603	0.5064
D(DD12LNAYARIT(-3))	0.211914	0.217840	0.972799	0.3317
D(DD12LNAYARIT(-4))	0.241303	0.208240	1.158777	0.2478

D(DD12LNAYARIT(-5))	0.348927	0.199065	1.752827	0.0810
D(DD12LNAYARIT(-6))	0.311067	0.191006	1.628577	0.1048
D(DD12LNAYARIT(-7))	0.272705	0.180418	1.511517	0.1321
D(DD12LNAYARIT(-8))	0.257092	0.161423	1.592665	0.1127
D(DD12LNAYARIT(-9))	0.325603	0.137998	2.359479	0.0192
D(DD12LNAYARIT(-10))	0.371266	0.107240	3.461994	0.0006
D(DD12LNAYARIT(-11))	0.444002	0.064849	6.846674	0.0000
<hr/>				
R-squared	0.717441	Mean dependent var	-0.000109	
Adjusted R-squared	0.703377	S.D. dependent var	0.184443	
S.E. of regression	0.100453	Akaike info criterion	-1.708117	
Sum squared resid	2.230085	Schwarz criterion	-1.530381	
Log likelihood	210.9957	Hannan-Quinn criter.	-1.636446	
Durbin-Watson stat	1.995139			

Fuente: Elaboración propia en Eviews 10

## Cuadro 8. Contraste de raíz unitaria Dickey-Fuller aumentada elaborada en Gretl

Contraste aumentado de Dickey-Fuller para sd\_d\_l\_precioenpesosMxKg

Contrastar hacia abajo desde 15 retardos, con el criterio AIC

Tamaño muestral 233

la hipótesis nula de raíz unitaria es:  $[a = 1]$

contraste sin constante

incluyendo 11 retardos de  $(1-L)sd\_d\_l\_precioenpesosMxKg$

modelo:  $(1-L)y = (a-1)*y(-1) + \dots + e$

valor estimado de  $(a - 1)$ : -1.31083

estadístico de contraste:  $\tau_{nc}(1) = -5.41706$

Valor p asintótico 9.6e-08

Coef. de autocorrelación de primer orden de e: 0.002

diferencias retardadas:  $F(11, 221) = 6.527 [0.0000]$

con constante y tendencia

incluyendo 11 retardos de  $(1-L)sd\_d\_l\_precioenpesosMxKg$

modelo:  $(1-L)y = b_0 + b_1*t + (a-1)*y(-1) + \dots + e$

valor estimado de  $(a - 1)$ : -1.33627

estadístico de contraste:  $\tau_{ct}(1) = -5.45453$

Valor p asintótico 2.098e-05

Coef. de autocorrelación de primer orden de e: 0.001

diferencias retardadas:  $F(11, 219) = 6.456 [0.0000]$

Fuente: Elaboración propia en Gretl

Una vez comprobado que la serie es estacionaria se procede a estudiar el correlograma de la última transformación que se le realizó, obsérvese la figura 16, donde la Función de Autocorrelación Parcial (FACP) presenta una autocorrelación significativa, en el primer y duodécimo orden, así mismo, pero en menor medida en el orden 1, 5, 11, 24 y 36, por tanto se puede tratar de AR 1 o 2 en la parte no estacional y 0 en la estacional. Para el proceso de media móvil se observa la Función de Autocorrelación (FAC), en está sobresalen las barras del orden 1, 5, 11, 13 y con mayor significancia el 12, esto indica la presencia de un MA 1 en la parte estacional y no estacional. Al observar ambos parámetros se puede establecer un modelo SARIMA (2, 1, 1)(0, 1, 1)<sub>12</sub>.

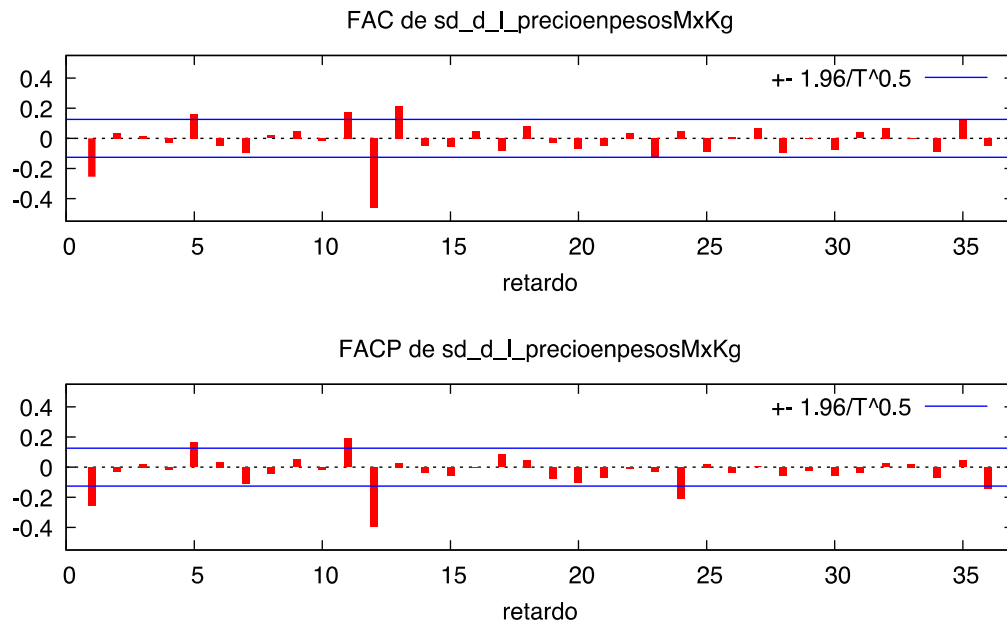


Figura 16. Correlograma de las diferencias estacionales de la primeras diferencias del precio de la Jamaica en la serie transformada a logaritmos

Fuente: Elaboración propia en Gretl

Antes de establecer el resultado final se analizaron 225 modelos, se seleccionaron 20 con el Criterio de Información de Akaike (AIC) menor, de estos, tres resultaron con parámetros significativos de acuerdo al método de Máxima Verosimilitud Exacta que utiliza el software Gretl, el primero es un SARIMA (0, 1, 1) (0, 1, 1)<sub>12</sub> (obsérvese apéndice 3), el segundo SARIMA (1, 1, 0) (0, 1, 1)<sub>12</sub>

(Veáse apéndice 4) y el tercero SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1)<sub>12</sub>, obsérvese el cuadro 9. Es importante mencionar que la constante no fue relevante para ninguno de los modelos anteriores, por ello se eliminó este parámetro.

Cuadro 9. Parámetros del modelo SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1)<sub>12</sub> de la serie del precio de la jamaica en logaritmos

Evaluaciones de la función: 124				
Evaluaciones del gradiente: 31				
Modelo 8: ARIMA, usando las observaciones 1999:02-2019:06 (T = 245)				
Estimado usando AS 197 (MV exacta)				
Variable dependiente: (1-L)(1-Ls) L_precioenpesosMxKg				
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano				
	Coeficiente	Desv. típica	z	valor p
-----				
phi_1	-1.08081	0.106309	-10.17	2.79e-24 ***
phi_2	-0.218682	0.0626850	-3.489	0.0005 ***
theta_1	0.892013	0.0929227	9.600	8.03e-22 ***
Theta_1	-0.905642	0.0847885	-10.68	1.25e-26 ***
Media de la vble. dep.	0.003166	D.T. de la vble. dep.	0.115595	
Media de innovaciones	0.005179	D.T. innovaciones	0.086532	
Log-verosimilitud	241.4888	Criterio de Akaike	-472.9777	
Criterio de Schwarz	-455.4714	Crit. de Hannan-Quinn	-465.9279	
	Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia
-----				
AR				
Raíz 1	-1.2327	0.0000	1.2327	0.5000
Raíz 2	-3.7097	0.0000	3.7097	0.5000
MA				
Raíz 1	-1.1211	0.0000	1.1211	0.5000
MA (estacional)				
Raíz 1	1.1042	0.0000	1.1042	0.0000
-----				

Fuente: Elaboración propia en Gretl



En el cuadro 10 se hace una comparación de los tres modelos mencionados, tomando en cuenta tres criterios principales, el AIC, Criterio de Schwarz y el Criterio de Hannan-Quinn. Al respecto, Hirotugu Akaike (1987) menciona que el AIC se introdujo para reforzar el método de Máxima verosimilitud y tiene un comportamiento interesante cuando se trabaja con el modelo Bayesiano, comúnmente conocido como Criterio de Schwarz. Como están estrechamente relacionados, se recomiendan para buscar el modelo más adecuado de predicción, así también Silva, Guimarães y Tavares (2008) lo reafirman, con la aplicación de estos criterios en una serie de datos.

De acuerdo a Gujarati y Porter (2010), se elegirá el modelo que tenga menor valor de AIC, ya que éste resulta eficaz para la predicción tanto dentro como fuera de la muestra, esto también se aplica para el criterio de Schwarz y el criterio de Hannan-Quinn, por tanto se elige el modelo SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1)<sub>12</sub>, que se ajusta mejor a estos criterios.

Cuadro 10. Criterios de información para diferentes modelos

<b>Modelo</b>	<b>Crit. de Akaike</b>	<b>Crit. de Schwarz</b>	<b>Crit. de Hannan-Quinn</b>
SARIMA (0, 1, 1) (0, 1, 1) <sub>12</sub>	-474.0391	-463.5354	-469.8093
SARIMA (1, 1, 0) (0, 1, 1) <sub>12</sub>	-474.2053	-463.7015	-469.9754
SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1) <sub>12</sub>	-472.9777	-455.4714	-465.9279

Fuente: Elaboración propia

Una vez definido el modelo se sustituye la ecuación

$$\phi_p(L)\Phi_P(L^s)Y_t = \theta_q(L)\Theta_Q(L^s)\varepsilon_t, \text{ obteniendo:}$$

$$(1 + 1.08L + 0.22L^2) \text{Ln}Y_t = (1 - 0.89L) (1 + 0.91L^{12})\varepsilon_t$$

Posteriormente se verifica que los residuos del modelo cuenten con las características necesarias para realizar una predicción adecuada, entre ellas se encuentra que deben ser puramente aleatorios o ruido blanco (obsérvese

apéndice 5) y la mayor parte de los valores deben oscilar alrededor de cero (véase la figura 17).

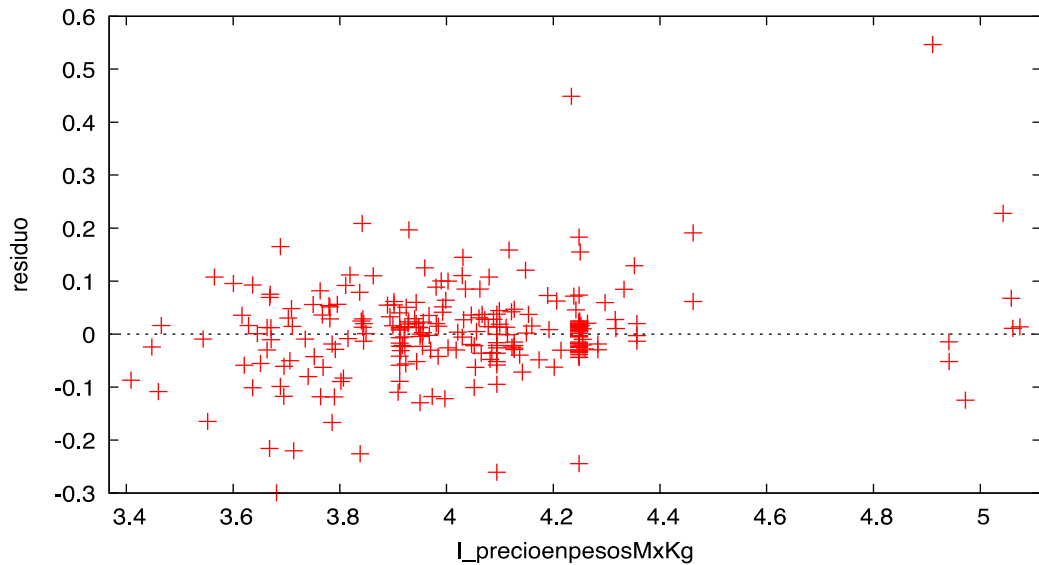


Figura 17. Residuos de la regresión observada-estimada del modelo SARIMA contra la serie de precios con logaritmos

Fuente: Elaboración propia en Gretl

Otra manera de examinar que los residuos tengan ruido blanco o una correcta aleatoriedad es a través de un correlograma de residuos, como evalúa en la figura 18, no existe autocorrelación en los residuos, ya que ningún rezago sobrasale de los límites establecidos (se aprecian con líneas de color azul).

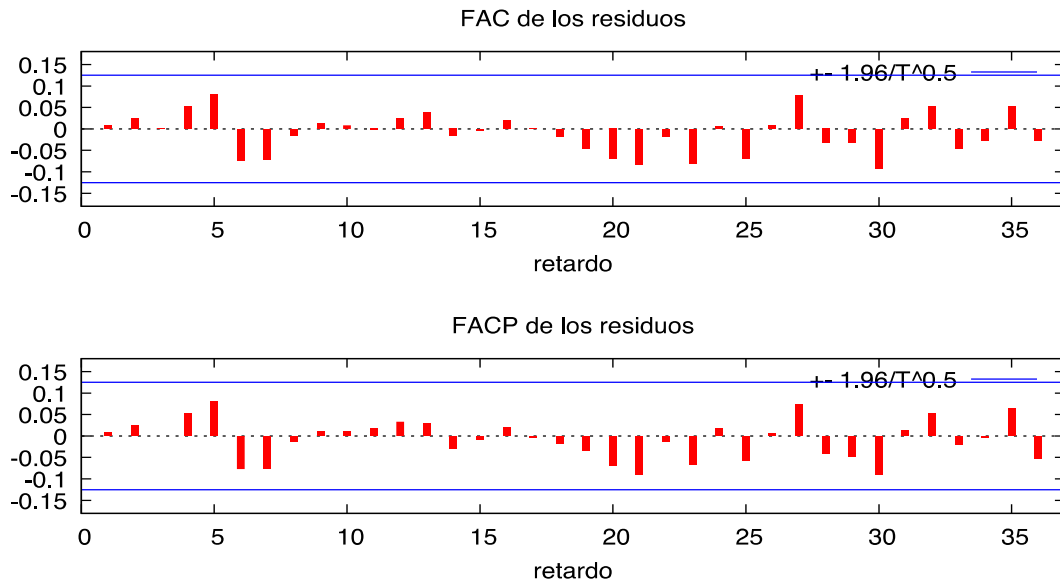


Figura 18. Correlograma de los residuos del modelo SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1)<sub>12</sub> de la serie transformada a logaritmos

Fuente: Elaboración propia en Gretl

En la figura 19 se construye el histograma para el contraste de normalidad de los residuos, el cual revela una distribución normal de los errores y que gran número de los datos se acercan a la curva normal superpuesta.

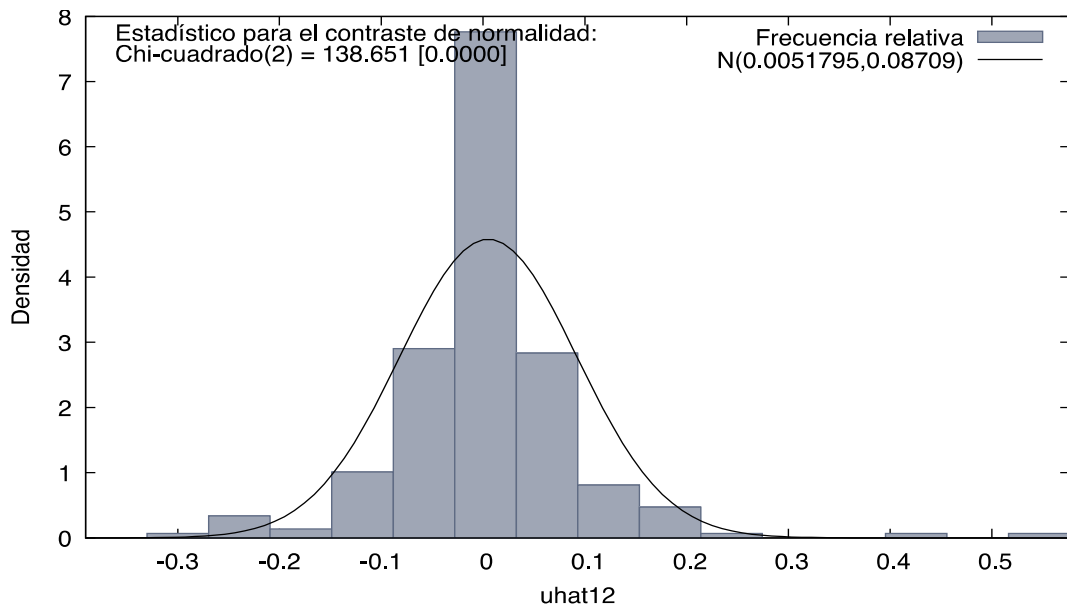


Figura 19. Histograma del contraste de normalidad de los residuos del modelo SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1)<sub>12</sub>

Fuente: Elaboración propia en Gretl

Para una mejor precisión en la normalidad de los residuos se realiza el gráfico Q-Q (por sus siglas en inglés quantile) o Cuantil-Cuantil (véase la figura 20) el cual permite confirmar que los residuos tienen una distribución ideal, los datos se aproximan a la línea recta establecida (línea azul).

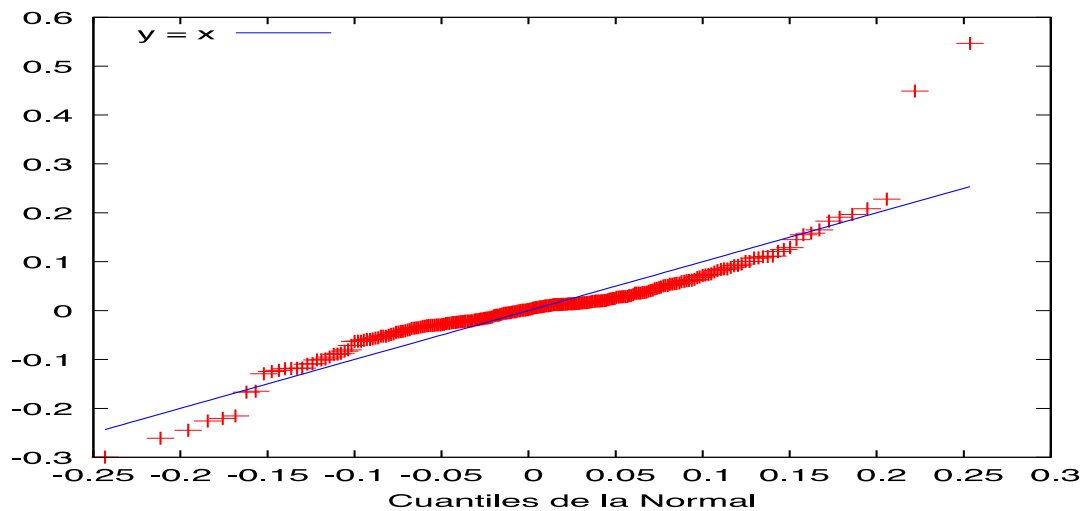


Figura 20. Gráfico Q-Q de los residuos del modelo SARIMA de la serie transformada a logaritmos

Fuente: Elaboración propia en Gretl

Se observa en la figura 21, el intervalo de confianza al 95% para los doce datos predichos (color gris), de color rojo esta la serie real (serie transformada a logaritmos), posteriormente la línea azul representa la predicción en logaritmos, el año predicho se encuentra dentro del intervalo gris, donde se aprecia que después de ese gran salto en los precios hay una ligera disminución que se estabiliza a lo largo de los meses que se pronosticaron.

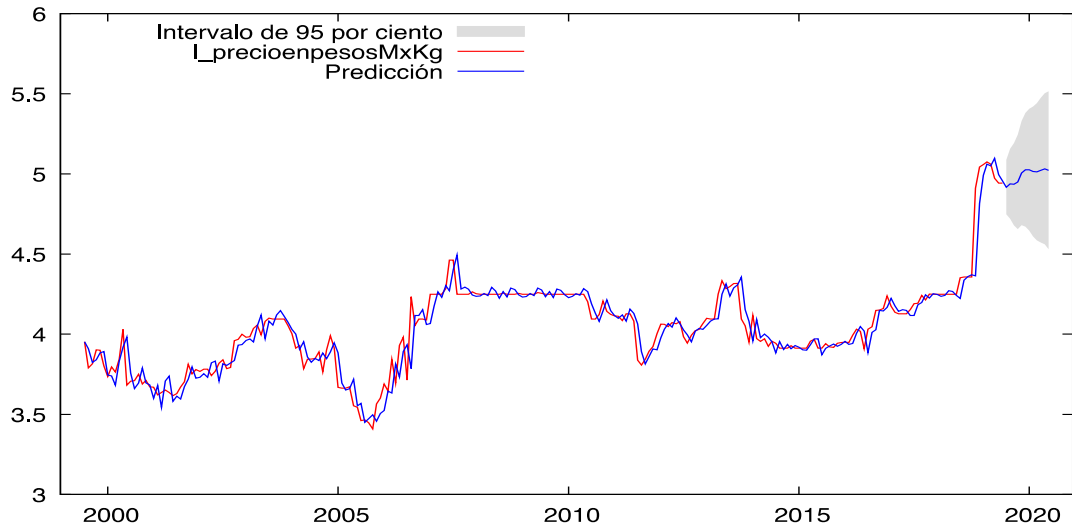


Figura 21. Serie de precios de la jamaica transformada a logaritmos y su predicción con el modelo SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1)<sub>12</sub>

Fuente: Elaboración propia en Gretl con datos del SNIIM

Las observaciones pronosticadas comprenden del mes de julio de 2019 a junio de 2020, el cuadro 11 indica la predicción de los precios de la jamaica en la serie de logaritmos, asimismo la transformación de estos a precios originales (pesos Mx) por medio de un antilogaritmo, los cuales aumentan entre los meses de diciembre 2019 y enero 2020, es la época de cosecha de este cáliz, se aprecia también una desviación típica que incrementa al paso de los meses y que la predicción de los precios se encuentran dentro del intervalo de confianza establecido, lo cual supone un pronostico adecuado.

Para intervalos de confianza 95%,  $z(0.025) = 1.96$

Cuadro 11. Predicciones elaboradas con el modelo SARIMA (2, 1, 1) (0, 1, 1)<sub>12</sub>

Observaciones	Predicción en logaritmos	Desv. típica	Intervalo de 95%	Predicción en pesos Mx
2019:07	4.92	0.09	4.75 - 5.09	136.64
2019:08	4.94	0.11	4.72 - 5.16	139.51
2019:09	4.94	0.13	4.68 - 5.19	139.11
2019:10	4.95	0.15	4.65 - 5.24	141.11
2019:11	5.00	0.17	4.68 - 5.33	149.14

2019:12	5.03	0.18	4.67 - 5.38	152.24
2020:01	5.03	0.19	4.65 - 5.41	152.26
2020:02	5.02	0.21	4.61 - 5.42	150.71
2020:03	5.01	0.22	4.58 - 5.44	150.29
2020:04	5.02	0.23	4.57 - 5.47	151.78
2020:05	5.03	0.24	4.56 - 5.50	153.16
2020:06	5.02	0.25	4.53 - 5.51	151.81

Fuente: Elaboración propia en Excel obtenidos del software Gretl

Varios modelos se ajustaron a las condiciones del método de Box & Jenkins (1970), pero se eligió el que tuviera menor valor en los criterios establecidos, un caso similar fue presentado por Werner & Ribeiro (2003), quienes analizan 6 modelos SARIMA y un ARIMA, eligiendo el SARIMA(0,1,0)(0,1,1)<sub>12</sub>, que tuvo menor criterio AIC y SBC (Schwartz Bayesian Criterio).

Las investigaciones realizadas por Ruiz Hernández, et al. (2019) sobre el análisis del precio de la manzana a través de un modelo SARIMA ARIMA (2, 1, 0) × ARIMA (1, 1, 0)<sub>12</sub>, y la aplicación de un modelo ARIMA (23, 0, 1) para la predicción de precios del jitomate, elaborada por Marroquín & Chalita (2011), determinan que estos modelos son apropiados para el pronóstico de precios a corto plazo, en ambos casos la proyección fue para doce meses.

La manera de como se manejan los datos es un factor importante para llegar a un buen resultado, López S. & Martínez A. (2013) mencionan que demasiados parámetros hacen más complejo el tratamiento de los datos y buenos resultados con modelos simples revela una correcta captura de las particularidades de la serie de tiempo analizada.

A pesar que el uso de los modelos ARMA, ARIMA y SARIMA son muy frecuentes, se ha vuelto un tema controversial en el área económica, *Nasir & Fatimah* (1994), explican que estos modelos son una buena alternativa para el pronóstico de datos, posee la propiedad de relacionar las variables en una ecuación, reflejando sus efectos en las observaciones proyectadas.

El modelo SARIMA (2,1,1) (0,1,1)<sub>12</sub> presenta un buen ajuste, teniendo normalidad y ruido blanco en los residuos, el comportamiento de su predicción es similar a la serie original teniendo incremento de precios entre los meses de cosecha (diciembre-enero), asimismo están dentro del intervalo de confianza del 95%, sin embargo se debe considerar que en ocasiones factores externos impredecibles (como la restricción a las importaciones o fenómenos climáticos) pueden ocasionar cambios radicales en los precios.

## CAPÍTULO 7. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Gran parte de la producción nacional de jamaica es para consumo doméstico, México no figura entre los primeros productores a nivel internacional, el mercado es liderado por China, sin embargo, los principales importadores al territorio es Nigeria y Senegal, debido a la restricción impuesta, China va a desempeñar un papel importante en el mercado mexicano.

México y países del continente asiático y africano poseen las características climatológicas para la siembra y desarrollo del cultivo, pero el país no cuenta con la tecnología necesaria para llevarla a cabo a gran escala, además de la falta de capacitación de los productores.

La producción y los precios de la jamaica han tenido un crecimiento en los últimos años, que lo ha convertido en un cultivo atractivo, en este trabajo se analizó su mercado y sus precios, se observó las ventajas y beneficios que se pueden obtener con su comercialización, dando pauta a la implementación de estrategias que permitan el impulso de esta actividad.

Se demostró el impacto que tienen las importaciones en el precio, así como los fenómenos climatológicos cada vez son más frecuentes y que afectan la producción y cosecha. Los precios del cáliz se ajustan por la oferta y la demanda, entre los meses de diciembre y enero, temporada de cosecha, los principales participantes son los intermediarios que pagan el kilogramo al menor costo, provocando baja rentabilidad para los productores y decersión en la siembra.

La jamaica ha tomado importancia en el país, incluso Michoacán no figuraba anteriormente entre los estados productores, pero en poco tiempo ha tomando mayor relevancia al punto de colocarse como segundo productor a nivel nacional, enfocando sus ventas a los principales mercados de regiones cercanas como Nayarit, que se ha convertido en un centro de distribución en esa región, esto contribuye a la mejora del mercado y que en un futuro se pueda abastecer la demanda nacional.



El fomento al comercio interregional en México es una opción viable para desplazar los productos importados, principalmente los provenientes de China, que están acaparando el mercado agrícola y a un bajo precio, perjudicando la agricultura mexicana. Incentivar la especialización permite generar mejores ganancias, desarrollar nuevas destrezas, reducir tiempo y esfuerzo, y promover el crecimiento de las regiones que siembran el producto, se pueden implementar lugares donde se establezcan bodegas u otros establecimientos que permitan guardar la producción para su venta posterior y evitar variabilidad en los precios a causa de la estacionalidad, es oportuno que en el caso de la jamaica se den a conocer sus Consejos de Productores y Comercializadores establecidos en los diferentes estados, así como el Comité a nivel Nacional.

La búsqueda de mercados potenciales tanto nacionales como internacionales, es un factor clave para el crecimiento, a nivel nacional es necesario incursionar en tiendas de autoservicio, realizar tianguis donde sólo se vendan productos orgánicos o de origen mexicano, en el ámbito internacional se debe diversificar el mercado, analizar los países con mayor potencial para la importación y con menores restricciones arancelarias. Para el campo es necesario llevar acabo programas de fertilización e inocuidad que le otorguen conocimientos a los trabajadores agrícolas sobre el tratamiento de la planta en sus diferentes etapas (siembra, cosecha y secado), con miras a lograr jamaica de mejor calidad y de competencia mundial.

Además de impulsar el campo es preciso realizar investigaciones sobre la jamaica, ya que se cuenta con poca información fidedigna sobre ella, poca población conoce realmente la plata, hasta el punto de confundirla con la flor de cayeno, que regularmente es la imagen con la que representan la jamaica las grandes empresas.

Con respecto al método que se utilizó para realizar el pronóstico de precios es recomendable que antes de definir el modelo final se aplique el mayor número de pruebas de comprobación, sí el modelador conoce el manejo de otros paquetes econométricos, hacer su comprobación en ellos, debido a que varios

modelos se pueden ajustar a la serie de tiempo que se esta analizando, en algunos casos los parámetros sólo pueden diferir por décimas o incluso milésimas.

Los precios de la jamaica del estado de Nayarit tienen un comportamiento semejante a los nacionales, mientras que los de Guerrero presentan mayores oscilaciones, lo que provoca una inestabilidad y poca confiabilidad pese a ser el mayor productor, por tanto, los precios de Nayarit influyen más en el precio nacional, entonces los resultados obtenidos se pueden extrapolar a ese nivel. Como los precios fueron de un estado, por consiguiente el pronóstico esta por debajo del precio nacional, si los productores optan por elegir este modelo obtendran mayores ganancias por ser menor que los precios reales.

El comportamiento de los valores pronosticados reflejaron estabilidad en los próximos meses, un margen de error menor al 5%, lo que indica una precisión satisfactoria, entonces se recomienda el modelo SARIMA para la predicción a corto plazo en series con estacionalidad, comparado con otros modelos se tuvo la ventaja de utilizar una sola variable, sus observaciones pasadas, en ocasiones la confiabilidad de estos datos depende de la estabilidad del sector, puesto que el área agrícola es de las más vulnerables a cambios ocasionados por el clima.

Este análisis ayuda a crear perspectivas sobre el mercado de esta especie y reducir el riesgo a externalidades controlables que lo perjudiquen, así también sus actores puedan elaborar políticas beneficiosas con aras a mejorar el campo mexicano y el incremento de la participación del gobierno en el sector jamaiguero.

## BIBLIOGRAFÍA

- Cacelín, J. (27 de febrero de 2017). *Desarrollan productos a base de jamaica que actúan contra bacterias dañinas*. Obtenido de ciencia.mx: <http://cienciamx.com/index.php/ciencia/salud/13691-desarrollan-productos-base-jamaica-contra-bacterias-daninas>
- Carvalho, O. M., Henning, E., Moro, G., & Samohyl, R. W. (2013). Aplicação de um modelo SARIMA na previsão de vendas de motocicletas. *Exacta*, 11(1), 77-88.
- Castro & Pereira (noviembre de 2007). Modelagem econométrica para a previsão do preço futuro do cacau: abordagem ARIMA. *Ciências Administrativas*, 13(2), 93-207.
- Chavarría, P. M. (enero de 2012). Guía: Flor de Jamaica (*Hibiscus sabdariffa* L) e (*Hibiscus cruentus* Bertol) . *Asociación para el Desarrollo Eco-Sostenible ADEES*.
- Lazzati (junio de 2004). Análisis del precio del trigo Pizarra Rosario. *Invenio*, 7(12), 85-102.
- Leal Linares, M. T., & Pérez García, J. J. (2009). Un sistema ARIMA con agregación temporal para la previsión y el seguimiento del déficit de Estado. *Hacienda Pública Española / Revista de Economía Pública*(190), 27-58.
- Lima, A. I., Souza, A. L., Faria, J. A., & Rodrigues, L. (2014). Previsão das séries temporais do Índice Carbono Eficiente (ICO2) da BM&FBOVESPA: uma análise por meio de modelos de alisamento exponencial. *Exacta*, 12(3), 337-351.
- Comité Nacional Sistema Producto Jamaica, S.C. (2019). *Plan Rector Nacional Sistema Producto Jamaica*. Ciudad de México: SADER.
- Comité Sistema Producto Jamaica del Estado de Nayarit A.C. (2012). *Plan Rector del Sistema Producto Jamaica*. Tepic, Nayarit: SAGARPA, Gobierno del estado de Nayarit.
- Contreras Reyes, J., & Idrovo, B. (2011). En Busca de un Modelo Benchmark Univariado para predecir la tasa de desempleo en Chile . *Cuadernos de Economía*, XXX(55), 105-125.
- Contreras, J., Espínola, R., & Nogales, F. J. (August de 2003). ARIMA Models to Predict Next-Day Electricity Prices. *IEEE Transaction on Power Systems*, 18(3).
- Loría, E. (2007). *Econometría con aplicaciones*. México: Pearson Educación.
- López, D. A., & Martínez Alayón, C. A. (julio-septiembre de 2013). Modelado de pérdidas en una transmisión de video por medio de series de tiempo ARIMA y SARIMA. *Tecnura*, 17(37), 53-63.

- Aguado Franco, J. C. (2011). *Curso fundamental de microeconomía*. Madrid, España: Delta Publicaciones.
- Akaike, H. (September de 1987). Factor analysis and AIC. *Psychometrika*, 52(3), 317-332 .
- Ariza Flores Rafael, V. S. (2014). Variedades Mexicanas de Jamaica (Hibiscus sabdariffa L.) "Alma Blanca" y "Rosalíz" de color claro y "Cotzaltzin", "Tecoanapa" de color rojo. *Revista Fitotecnia Mexicana*, Vol. 37 (2), 181-185.
- ASERCA. (1999). México, proveedor de plantas medicinales al mundo. *Claridades Agropecuarias*(73), 13-21.
- Box G., J. G. (1970). Time series analysis: forecasting and control. *Holden-Day*.
- Bressler Raymond George, R. A. (1970). *Markets, Prices and Interregional Trade*. New York, USA: John Wiley & Sons Inc.
- Bressan, A. A., & Lima, J. E. (janeiro-junho de 2002). Modelos de previsão de preços aplicados aos contratos futuros de boi gordo na BM&F. *Nova Economia* , 12(1), 117-140.
- Broz, D. R., & Viego, V. N. (Primavera de 2014). Predicción de precios de productos de Pinus spp. con modelos ARIMA. *Madera y Bosques*, 20(1), 37-46.
- Estrada, Y. I. (2004). Jamaica (Hibiscus sabdariffa L.). En R. O. Maricela Taboada Salgado, *Cultivos alternativos en México* (pág. 87). México: AGT Editor, S.A.
- Fata, E., & Ian, K. I. (December de 2017). Prediction, Comparison of Classical and Nonlinear Models for Short-Term Electricity Price; Elaheh Fata, Igor Kadota and Ian Schneider. *MIT Working Paper*. Recuperado el agosto de 2019, de Economics: <https://arxiv.org/archive/econ>
- Fernández, S. d. (1 de febrero de 2016). *estadistica.net*. Recuperado el abril de 2019, de SERIES TEMPORALES: MODELO ARIMA: <http://www.estadistica.net/ECONOMETRIA/SERIES-TEMPORALES/modelo-arima.pdf>
- Figueiredo de Arêdes, A., & Gomes Pereira, M. W. (jan./jun de 2008). POTENCIALIDADE DA UTILIZAÇÃO DE MODELOS DE SÉRIES TEMPORAIS NA PREVISÃO DO PREÇO DO TRIGO NO ESTADO DO PARANÁ. *Rev. de Economia Agrícola*, 55(1), 63-76.
- Galicia, L. A., Moreno, Y. S., Espinoza, B. G., & Sánchez, C. F. (mayo-agosto de 2008). aracterización fisicoquímica y actividad antioxidante de extractos de jamaica (Hibiscus sabdariffa L.) nacional e importada. *Revista Chapingo Serie Horticultura*, 14(2), 121-129.
- García, M. C., & Martínez, A. B. (Primer cuatrimestre de 2014). Análisis del precio de la plata: su potencialidad como commodity. *Análisis Económico*, XXIX(70), 129-144.

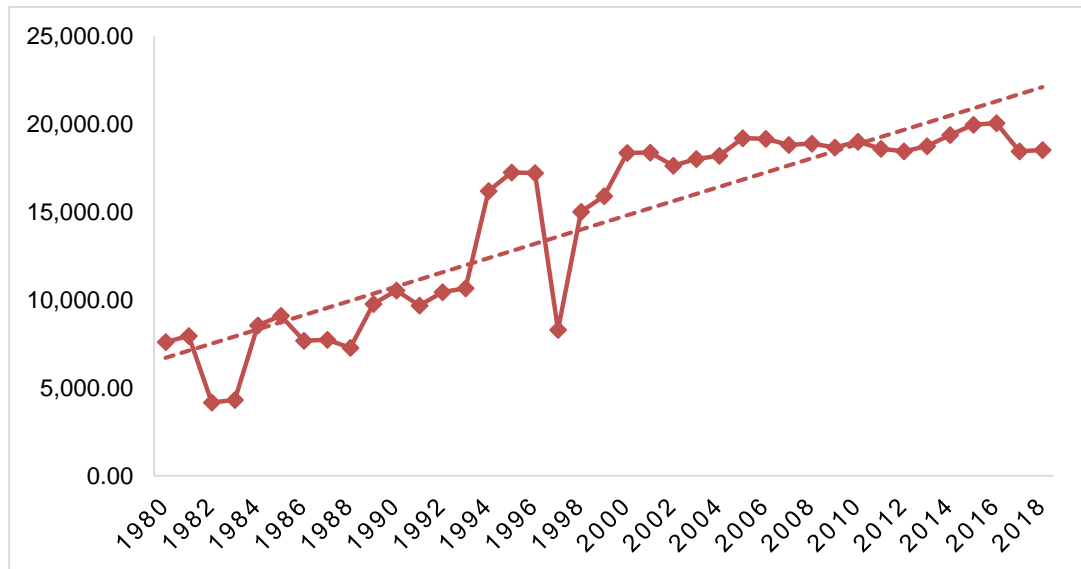
- González, M. C. (julio-septiembre de 2014). Comunicación corta Descriptores para la caracterización y registro de variedades cubanas de flor de jamaica (*Hibiscus sabdariffa* L.). *Cultivos Tropicales*, 35(3), 90-93.
- González, M. P. (abril de 2009). Análisis de series temporales: Modelos ARIMA. *Sarriko- On*.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2010). *Econometría* (Vol. Quinta edición). (J. M. Chacón, Ed.) Distrito Federal, México: McGraw-Hill.
- Henao, J. D., Mejia, V. M., & Cordona, C. J. (julio-agosto de 2013). Electricity Demanda Forecasting using a SARIMA Multiplicative single Neuron Hybrid Model . *Dyna*, 80(180), 4-8.
- Hernández Suarez, C. A., Salcedo Parra, O. J., & Escobar Díaz, A. (agosto de 2009). An ARIMA model for forecasting Wi-Fi data network traffic values. *Ingeniería e Investigación*, 29(2), 65-69.
- Hernández, S. (2015). *Análisis de Series de Tiempo, Tema II: Modelos ARIMA*. Ciudad de México: Sede Subregional de la CEPAL en México.
- Hernandez S., C. A., Pedraza M., L. F., & Escobar Diaz, A. (junio de 2008). Aplicaciones de series de tiempo en modelos de tráfico para una red de datos. *Scientia Et Technica*, XIV(38), 31-36.
- Jeeva, J., & LAL, P. S. (December de 2013). Application of ARIMA(1,1,0) Model for Predicting Time Delay of Search Engine Crawlers. *Informatica Economică*, 17(4).
- Jiménez, J., Gázquez, J., & Sánchez, R. (2006). La capacidad predictiva en los métodos Box-Jenkins y Holt-Winters: una aplicación al sector turístico. *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, 15(3), 185-198.
- Maddala, G. (1996). *Introducción a la Econometría, 2a edición*. Naucalpan de Juárez, Edo. de México, México: PRENTICE-HALL HISPANOAMERICANA, S.A.
- Mankiw, N. G. (2012). *Principios de economía* (Vol. Sexta edición). (T. E. Javier Reyes Martínez, Ed.) Distrito Federal, México: Cengage Learning.
- Marroquín, G., & Chalita, L. E. (1 de julio - 31 de agosto de 2011). Aplicación de la metodología Box-Jenkins para pronóstico de precios en jitomate. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, 2(4), 573-577.
- Martinez, E. Z., & Silva, E. A. (2011). Predicting the number of cases of dengue infection in Ribeirão Preto, São Paulo State, Brazil, using a SARIMA model. *Cadernos de Saúde Pública*, 27(9), 1809-1818.
- Martinez, E. Z., Silva, E. A., & Fabbro, A. L. (jul-ago de 2011). Um modelo SARIMA para predição do número de casos de dengue em Campinas, Estado de São Paulo. *Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical*, 44(4), 436-440.

- Missio, D. B., & Dos Reis, N. M. (Abr/Jun de 2012). Modelagem e Previsão de Vazões Médias Mensais do Rio Potiribu Utilizando Modelos de Séries Temporais. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, 17(2), 229-239.
- Morton, J. F. (1987). Roselle. *Fruits of warm climates*, 281–286.
- Murillos, J., Trejos, A., & Carvajal, P. (diciembre de 2003). Estudio del Pronóstico de la Demanda de Energía Eléctrica, utilizando Modelos de Series de Tiempo. *Scientia et Technica Año IX*(No. 23).
- Nasir, S. M., & Fatimah, M. (1994). Short-term forecasting model of crude palm oil prices. *The Planter*, 70( 816), 129-137.
- Novales, A. (1988). *Econometría*. Madrid, España: McGraw-Hill/Interamericana de España, S.A.
- Oliveira, M. A., Ávila Montini, A. d., & Reed Bergman, D. (2008). Previsão de retornos de ações dos setores financeiro, de alimentos, industrial e de serviços, por meio de RNA e modelos ARIMA-GARCH. *Revista de Administração Mackenzie*, 9(1), 130-156.
- Parkin, M. (2007). *Macroeconomía, Versión para Latinoamérica* (Vol. Séptima edición). (P. M. Rosas, Ed.) México: Pearson Educación de México, S.A. de C.V.
- Parra, F. R. (2011). *Econometria Aplicada*. Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional License.
- Robert S. Pindyck, D. L. (2009). *Microeconomía* (Vol. Séptima edición). (A. Cañizal, Ed.) Madrid, España: PEARSON Educación, S.A.
- Ruiz Hernández, J. A., Barrios Puente, G., & Gómez Gómez, A. A. (15 de febrero de 2019). Análisis del precio de la manzana mediante un modelo SARIMA. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, 10(2).
- Ruiz, ., R., & Victorino, L. R. (julio-diciembre de 2014). Respuesta del policultivo jamaica-frijol-maíz a tres tratamientos de fertilización en Villaflores, Chiapas, México. *Ra Ximhai*, 10(6), 45-53.
- Sánchez, M. Á., & Ortega, M. A. (abril de 2002). La integración económica y las disparidades regionales en la Unión Europea. *Estudios de Economía Aplicada*, 20(1), 261-274.
- Silva, M. I., Guimarães, E. C., & Tavares, M. (2008). Previsão da temperatura média mensal de Uberlândia, MG, com modelos de séries temporais. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, 12(5), 480–485.
- SNICS. (2018). *Catálogo Nacional de Variedades Vegetales*. Ciudad de México: Secretaría de Agricultura, Ganadería, Desarrollo Rural, Pesca y Alimentación, Edición 3er. Trimestre.
- Stampa, G. (2009). *El arbitraje internacional. Cuestiones de actualidad*. Barcelona, España: JM Bosh Editor.

- Toro, P., García, A., Aguilar, C., Acero, R., Perea, J., & Vera, R. (2010). Modelos econométricos para el desarrollo de funciones de producción . *Documentos de trabajo producción animal y gestión*, 1.
- Trejos Carpintero, A., Nieto Salazar, S., & Carvajal Olaya, P. (Diciembre de 2003). MODELO DE PREDICCIÓN DEL PRECIO DE LA ACCION ORDINARIA CEMENTOS ARGOS. *Scientia et Technica*, 3(23).
- Varian, H. R. (2010). *Microeconomía Intermedia: un enfoque actual, 8th edición*. España: Antoni Bosch.
- Viego, V. N., & Broz, D. R. (Octubre de 2012). Un modelo de predicción de precios forestales basado en la metodología de Box-Jenkins. *XXVI Jornadas forestales de entre rios*.
- Vieira, W. d., Samohyl, R. W., & Costa, L. S. (23- 25 de outubro de 2002). Comparação entre os métodos de previsão univariados para o preço médio da soja no Brasil. *XXII Encontro Nacional de Engenharia de Produção*, 1-8.
- Werner, L., & Ribeiro, J. L. (abril de 2003). Previsão de Demanda: Uma Aplicação dos Modelos Box-Jenkins na área de assistência técnica de computadores pessoais. *Gestão & Produção* , 10(1), 47-67.

## ANEXOS

Para 2018 la superficie sembrada fue de 18,543.54 hectáreas, de las cuáles Guerrero represento casi el 76% con 14,079.02 hectáreas, así también se observa un crecimiento constantes a lo largo de los años, sin tomar en cuenta lo sucedido en 1997 con el fenómeno climático que afecto a varios estados productores (obsérvese apéndice 1).

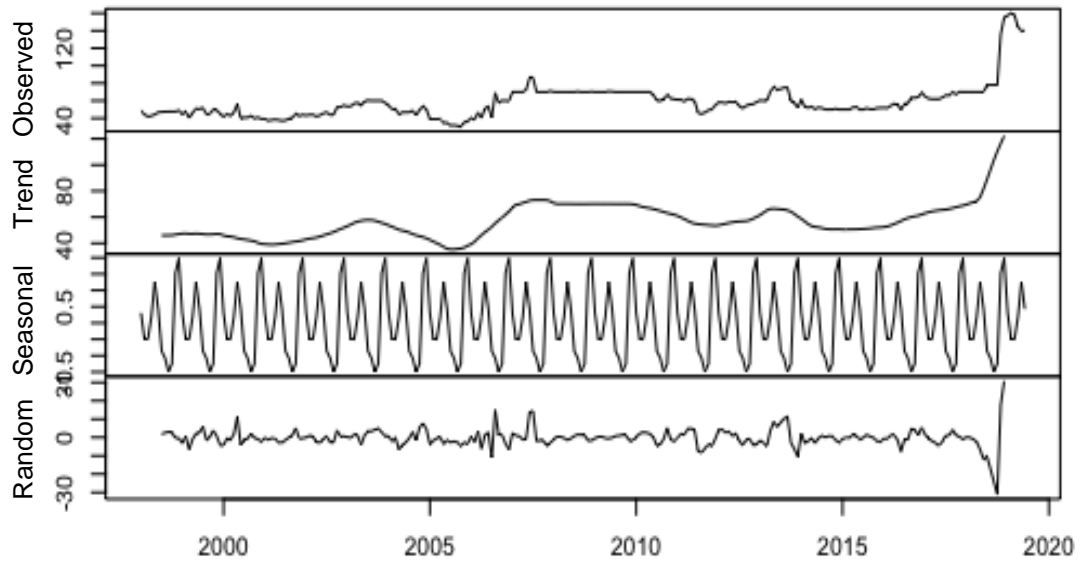


Apéndice 1. Superficie sembrada (ha) de jamaica en México

Fuente: Elaboración propia con datos de SIACON

En el apéndice 2, se aprecia la descomposición de la serie de Nayait transformada a logaritmos con la finalidad de estudiar el comportamiento de sus componentes, donde se aprecia que tiene un componente estacional, tendencia y es aleatoria, por lo que es necesario realizar las modificaciones pertinentes.





Apéndice 2. Gráfica de la descomposición de la serie de tiempo

Fuente: Elaboración propia en software R

Se muestra en el apéndice 3, los parámetros de la serie con logaritmos aplicando el modelo SARIMA  $(0,1,1) (0,1,1)_{12}$ , los cuales cumplen con las características del modelo Box y Jenkins, sin embargo se eligió el que tuviera menores criterios establecidos.

Evaluaciones de la función: 28

Evaluaciones del gradiente: 11

Modelo 9: ARIMA, usando las observaciones 1999:02-2019:06 (T = 245)

Estimado usando AS 197 (MV exacta)

Variable dependiente: (1-L)(1-Ls) I\_precioenpesosMxKg

Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

Coeficiente	Desv. típica	z	valor p
-------------	--------------	---	---------

theta_1	-0.186108	0.0602018	-3.091	0.0020	***
---------	-----------	-----------	--------	--------	-----

Theta_1	-0.918489	0.0879770	-10.44	1.63e-25	***
---------	-----------	-----------	--------	----------	-----

Media de la vble. dep. 0.003166 D.T. de la vble. dep. 0.115595

Media de innovaciones 0.005298 D.T. innovaciones 0.086859

Log-verosimilitud 240.0196 Criterio de Akaike -474.0391

Criterio de Schwarz -463.5354 Crit. de Hannan-Quinn -469.8093

Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia
------	------------	--------	------------

MA

Raíz 1	5.3732	0.0000	5.3732	0.0000
--------	--------	--------	--------	--------

MA (estacional)

Raíz 1	1.0887	0.0000	1.0887	0.0000
--------	--------	--------	--------	--------

Apéndice 3. Parámetros del Modelo SARIMA (0, 1, 1) (0, 1, 1)<sub>12</sub> de la serie del precio de la Jamaica en logaritmos

Fuente: Elaboración propia en Gretl

Como se ha venido estudiando se obtuvieron tres modelos con valores significativos, uno de ellos fue el SARIMA (1, 1, 0) (0, 1, 1)<sub>12</sub> (véase apéndice 4), donde aprecia valores muy parecidos al modelo SARIMA (0, 1, 1) (0, 1, 1)<sub>12</sub>, por lo que es muy importante estudiar las características de cada uno de ellos, de los tres modelos evaluados este fue el que obtuvo cifras más elevadas pero comparados

con el modelo SARIMA (0, 1, 1) (0, 1, 1)<sub>12</sub> fueron mínimas, así mismo con pocas diferencias en sus residuos y proyecciones.

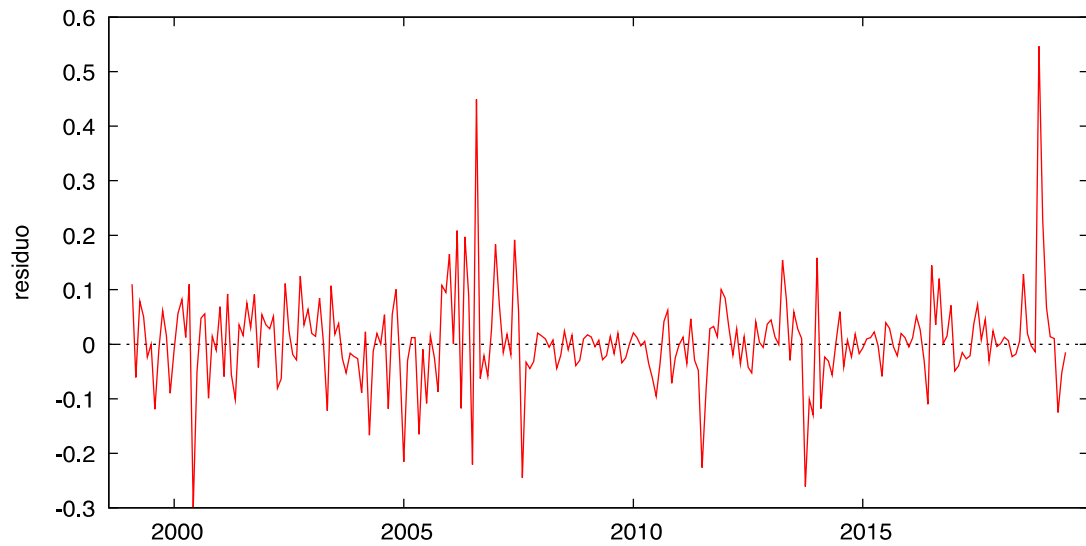
Evaluaciones de la función: 30				
Evaluaciones del gradiente: 11				
Modelo 10: ARIMA, usando las observaciones 1999:02-2019:06 (T = 245)				
Estimado usando AS 197 (MV exacta)				
Variable dependiente: (1-L)(1-Ls) I_precioenpesosMxKg				
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano				
Coeficiente	Desv. típica	z	valor p	
-----				
phi_1	-0.190774	0.0626904	-3.043	0.0023 ***
Theta_1	-0.920209	0.0889592	-10.34	4.45e-25 ***
Media de la vble. dep.	0.003166	D.T. de la vble. dep.	0.115595	
Media de innovaciones	0.005159	D.T. innovaciones	0.086791	
Log-verosimilitud	240.1027	Criterio de Akaike	-474.2053	
Criterio de Schwarz	-463.7015	Crit. de Hannan-Quinn	-469.9754	
Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia	
-----				
AR				
Raíz 1	-5.2418	0.0000	5.2418	0.5000
MA (estacional)				
Raíz 1	1.0867	0.0000	1.0867	0.0000
-----				

Apéndice 4. Parámetros del Modelo SARIMA (1, 1, 0) (0, 1, 1)<sub>12</sub> de la serie del precio de la Jamaica en logaritmos

Fuente: Elaboración propia en Gretl

El apéndice 5 es la gráfica que muestra que efectivamente los residuos tengan un comportamiento de ruido blanco, método que también se lleva a cabo para conocer si los datos de la serie que se va a predecir tienen comportamiento

puramente aleatorio, como se observo en la figura 16, asimismo este apendice es complemento de la figura 18 descrita en el capítulo de resultados.



Apéndice 5. Comportamiento de los residuos de la regresión observada-estimada del modelo SARIMA contra la serie de precios con logaritmos

Fuente: Elaboración propia en Gretl