

Recibido: Abril, 2020

Aceptado: Agosto, 2020

Predicción de precios del pepino persa mexicano en el mercado de Estados Unidos

Price prediction of Mexican Persian cucumber in the United States market

Gerónimo Barrios Puente¹

Diana Martínez Marcos^{1*}

Jessie Alejandra Hidalgo Castelán¹

Arisbeth Rosales Hortiales¹

Resumen

En la última década el pepino persa ha incrementado su importancia en el mercado internacional, el mayor comprador de esta variedad es Estados Unidos siendo México uno de sus tres principales proveedores cuya competitividad depende de la dinámica de los precios. Es así que, el objetivo de esta investigación fue conocer la situación comercial del pepino persa mexicano, analizar series de tiempo de precios de compra de un mercado de Estados Unidos y estimar predicciones contrastando dos modelos econométricos: SARIMA y modelo de regresión armónica (MRA). El precio de la producción mexicana mostró una tendencia positiva. La serie de tiempo de los precios (160 meses) mostró un claro

¹ División de Ciencias Económico Administrativas, Universidad Autónoma Chapingo. Km. 38.5 Carretera México-Texcoco, Chapingo, Texcoco, Estado de México, México. CP. 56230. Teléfono: 5959521668. gbarriospuente55@gmail.com, dianamartinezmarcos@gmail.com, jealhica020194@gmail.com, arisroho@hotmail.com.

*Autor de correspondencia.

comportamiento estacional: precios altos durante el primer trimestre y precios bajos en el tercer trimestre del año. En los pronósticos de precios fuera de la muestra el MRA mostró mayor precisión para predecir a corto plazo (tres meses), en cambio el modelo SARIMA tuvo un mejor ajuste a largo plazo (siete meses).

Clasificación JEL: C53

Palabras clave: SARIMA, análisis espectral, series de tiempo, estacionalidad.

Abstract

In the last decade, the Persian cucumber has increased its importance in the international market, the largest buyer of this variety is the United States, Mexico is one of its three suppliers whose competitiveness depends on the dynamics of prices. Thus, the objective of this research was to know the commercial situation of the Mexican Persian cucumber, analyze time series of purchase prices in a United States market and estimate predictions by contrasting two econometric models: SARIMA and harmonic regression model (MRA). Mexican production price showed a positive trend. The price time series (160 months) showed a clear seasonal behavior: high prices during the first quarter and low prices in the third quarter of the year. The MRA showed greater precision to predict in the short term (three months), whereas the SARIMA model had a better fit to predict in the long term (seven months).

Key words: SARIMA, spectral analysis, time series, stationarity

JEL classification: C53.

Introducción

Una variedad de pepino que desde hace varios años ha incrementado su presencia en el mercado internacional es el pepino persa. Sus frutos, que carecen de semillas, son lisos, de piel fina, pequeños y menos vulnerables a los daños postcosecha respecto a los pepinos

convencionales. Actualmente el pepino persa tiene una importante demanda, especialmente en Estados Unidos y Canadá, donde lo importan principalmente de septiembre a abril. Estados Unidos es el mayor comprador (Secretaría de Agricultura y Desarrollo Rural, 2020). Este hecho representa una excelente oportunidad para el fortalecimiento y crecimiento de un mercado mexicano ya establecido como es el pepino. La adición del pepino persa como producto de exportación ha generado buenas expectativas para los productores y comercializadores de esta hortaliza, debido a que esta variedad se considera tradicional y es bien conocido su proceso de producción. Además, posee la ventaja de ser menos vulnerable a los daños postcosecha y puede alcanzar rendimientos hasta tres veces más altos que la variedad convencional, adicionalmente México cuenta con las condiciones climáticas para el cultivo de pepino persa con calidad para la exportación.

Considerando este contexto, México ha comenzado a aprovechar sus fortalezas comerciales en ese producto. A partir del año 2015, el Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera (SIAP) del gobierno de México comenzó a reportar información productiva sobre el pepino persa. En ese año la superficie cosechada de la hortaliza a nivel nacional únicamente para fines de exportación fue de 354 ha, obteniendo una producción de 22,691 t, un rendimiento de 64 toneladas por hectare a^{-1} y un valor de producción de \$205,914,000.00. Consecutivamente, para el año 2018 la superficie cosechada para exportación llegó a 580 ha, con un volumen producido de 59,465 t, un rendimiento de 102 t ha^{-1} y un valor de producción de \$449,496,000.00 (SIAP, 2019). Estos datos indican que los productores mexicanos están enfocando sus esfuerzos en incrementar la producción de pepino persa en respuesta a una creciente demanda mundial, y en aprovechar que actualmente existen pocos competidores. Con las exportaciones de este producto, México podría fortalecer e incrementar su competitividad en el mercado agrícola internacional.

Los indicadores de producción muestran que la expectativa de venta por parte de los productores es alentadora a la exportación, sin embargo, el comercio internacional en una economía de libre mercado

depende de otros factores. Además de la producción y altos rendimientos, el factor más importante es el precio que corresponde al valor monetario asignado a un bien o servicio al cual se puede comprar o vender, es decir, el precio influye en la oferta y en la demanda de los bienes.

Determinación de precios en el mercado

La teoría económica moderna se basa en dos supuestos: la racionalidad del ser humano y el comportamiento maximizador, es decir, la búsqueda de la utilidad por parte del consumidor y las máximas ganancias por parte de los oferentes, esta teoría de valor-utilidad fundamenta la teoría del precio de mercado expuesta por Alfred Marshall en 1890 (Hoyo, 2012:11).

De acuerdo con Huerta (2016:28), el mercado es una institución requerida por el sistema económico para poder efectuar el proceso de intercambio. El funcionamiento de un mercado competitivo se basa en la ley de la oferta y la ley de la demanda. La demanda es la cantidad de un bien que los consumidores están dispuestos a adquirir en un determinado tiempo, dicha demanda depende inversamente de su precio, es decir, cuando el precio desciende la demanda aumenta. Existen factores que influyen en la función de demanda como son los precios de los bienes sustitutos y complementarios, el tamaño de la población, la renta de los consumidores, preferencias y perspectivas de los demandantes. La oferta es la cantidad de bienes que los oferentes están dispuestos a vender a un determinado precio. La oferta de un bien guarda una relación positiva con su precio, a mayor precio los productores aumentan la cantidad ofertada. Los factores que influyen en la oferta son el conjunto de los precios de los factores de producción, los cuales constituyen el costo de producción, los precios de otros bienes, el uso de tecnología y las expectativas empresariales (Hoyo, 2012:22).

Los precios en los mercados agrícolas indican los cambios en la oferta y la demanda y se caracterizan por ser altamente volátiles, en este sentido el seguimiento de los precios permite disponer de información

oportuna para la toma de decisiones por parte de los productores (FAO, 2020). Los precios son los termómetros de los mercados, pues reflejan la abundancia o escasez relativa de los productos, pero también dan información implícita sobre el comportamiento de otros determinantes. En el caso del comportamiento de los precios de productos agrícolas, se reflejan los efectos de las temporadas de cosecha, las preferencias, costos de insumos agropecuarios, clima, plagas y políticas gubernamentales.

Variación de precios agrícolas

La variación de precios en la actividad agrícola está afectada por numerosos factores aleatorios e incontrolables, como los fenómenos climáticos y biológicos, por lo que este mercado se caracteriza por tener factores de incertidumbre. La incertidumbre técnica es la aleatoriedad de los rendimientos de producción que a su vez se relacionan con variables climáticas. La incertidumbre económica es consecuencia de la variabilidad de los precios de los productos desde el momento en que el productor siembra al momento cuando el productor vende, además del cambio de precios de los bienes sustitutos y complementarios. La incertidumbre tecnológica ocurre debido a los cambios de los precios con la incorporación de tecnología en los procesos de producción. La incertidumbre institucional tiene que ver con las políticas, la macroeconomía, y los acuerdos comerciales. (Galdeano, 2001:135).

Debido a lo anterior, la disponibilidad de información certera y completa es necesaria para la toma de decisiones de los diferentes actores en el entorno agrícola. En el caso de los productores, el análisis de los precios puede ser una guía en cuanto a qué productos sembrar y el descubrimiento de oportunidades de negocio (IICA,2017:5), entre los cuales se pueden considerar el aumento o la reducción de la producción de la empresa. Si bien el valor futuro de los precios no es predecible con 100% de exactitud, tampoco es una variable 100% aleatoria.

Series de tiempo y métodos de predicción

Una herramienta útil para el análisis del comportamiento y predicción de precios de productos agrícolas son las series de tiempo, una serie de tiempo es una sucesión ordenada de valores de una variable observados en intervalos de tiempo igualmente espaciados. La utilidad de las series de tiempo es que permiten estimar pronósticos que se refieren a la predicción o estimación de valores futuros de una serie temporal tomando como base valores pasados de la serie en cuestión bajo la premisa de que el patrón de comportamiento tiende a repetirse en el futuro (Madrigal, 2011:1).

Existen cuatro componentes básicos de una serie de tiempo: ciclo, tendencia, estacionalidad y volatilidad. La tendencia es un movimiento decreciente o creciente que se mantiene por un periodo largo de tiempo, es influenciada principalmente por aspectos macro como cambios en la población, en los ingresos, en la salud, en la educación y en la tecnología. El ciclo son fluctuaciones ondulatorias que se repiten en un determinado periodo de tiempo, los ciclos no necesariamente tienen periodicidades iguales. El componente volatilidad consiste en variaciones sin un patrón regular o identificable, y es el factor que queda después de aislar la tendencia-ciclo y la estacionalidad de una serie de tiempo (IICA, 2017:51). La estacionalidad son las fluctuaciones de la variable dentro del calendario anual, es decir si los datos observados en una serie temporal se ven influenciados por los meses, bimestres, trimestres, etc., se dice que la serie es estacional y se dirá que las estaciones son los meses, bimestres o trimestres que afectan la serie (Madrigal, 2011:1). Otra característica de una serie temporal es que puede ser estacionaria o no estacionaria, se dice que una serie es estacionaria si la media y la varianza se mantienen constantes a lo largo del tiempo, por el contrario, en una serie no estacionaria la media y la varianza cambian en el tiempo. Se prefiere una serie estacionaria porque como la media es constante se puede utilizar para predecir una nueva repetición.

Existen diversos métodos cuantitativos para el análisis de series de tiempo, los ampliamente usados son los modelos univariantes de la

familia ARIMA (autorregresivo integrado de media móvil), cuya metodología fue propuesta por G.E.O. Box y G. M. Jenkins en 1976 (Parra, 2015:71). Éste es un modelo estadístico dinámico que emplea variaciones y regresiones de datos con el fin de encontrar patrones para estimar predicciones, las estimaciones futuras se explican por el comportamiento histórico, se expresa como ARIMA (p, d, q) donde p, d y q son parámetros que indican respectivamente los componentes: autorregresivo, integrado y de media móvil. El modelo ARIMA puede emplearse en casos específicos para considerar el efecto de estacionalidad, en este caso, se trata de un modelo SARIMA (Seasonal Autoregresive Integrated Moving Average por sus siglas en inglés), expresado como SARIMA (p, d, q) \times (P, D, Q)s. Otros métodos de estimación son el análisis espectral (AE), también llamado análisis en el dominio de la frecuencia y los modelos de regresión armónica. Bajo el AE una serie de tiempo estacionaria puede ser descrita como la suma de movimientos de seno y coseno de diferente frecuencia y amplitud (González, 2001:46). El modelo de regresión armónica resulta de la aplicación de la forma de Fourier² a los modelos de series temporales (Parra, 2008:10).

Los modelos ARIMA se han utilizado para la predicción de una amplia variedad de situaciones entre ellas se destacan predicciones de precios en productos agrícolas, ganaderos y forestales, resaltando los trabajos de Broz y Viego (2014:37-46), Alonso y Arcila (2013:406-415), Ruiz et al (2019:225-237), Ceballos y Pire (2015:2083-2089), Delgadillo et al. (2016:23-32) y Mella et al (2008:59-69).

Por otro lado, el AE y los modelos de regresión armónica se han utilizado en diversos campos de la ciencia, en el estudio de la temperatura terrestre de diferentes ciudades (Matlalcuatzin, 2007:1-56), en la ecología de paisaje (Derwin et al, 2020:1-17) y en economía, específicamente en la emisión monetaria (González, 2001:45). Sin

² Un polinomio de Fourier está dado por la expresión: $\frac{a}{2} + \sum_{j=1}^k (u_j \cos(jw_0 t) + v_j \sin(jw_0 t))$ donde k es el numero de términos armónicos, $w_0 = \frac{2\pi}{n}$ y $t = 1, 2, \dots, n$.

embargo, la literatura sobre el uso de los modelos de regresión armónica para la predicción de precios es escasa.

Los objetivos de esta investigación consisten en describir el contexto actual de producción, exportación y precios del pepino persa mexicano, así como estimar predicciones mensuales de precios de esta variedad contrastando dos métodos económétricos: SARIMA y modelo de regresión armónica, evaluando su ajuste con los precios observados de junio a diciembre 2020.

Materiales y métodos

La metodología cuantitativa empleada constó de tres apartados: el primero describe indicadores nacionales de producción y exportación de pepino persa; el segundo exploró las series de precios en el mercado de Los Ángeles para definir dos métodos de estimación económétrica, el primero a través de los modelos SARIMA y el segundo, con modelos de regresión armónica; el tercer apartado contrastó la capacidad de predicción de ambos modelos.

Para construir los indicadores nacionales de producción y exportación de pepino persa se utilizaron datos del Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera (SIAP). Mientras que, en los modelos de predicción se utilizaron precios mensuales de pepino persa disponibles desde febrero 2007 a mayo 2020, para la presentación empaquetada de 22 libras, reportados en la ciudad de Los Ángeles. La fuente de información de los precios fue el Departamento de Agricultura de los Estados Unidos (USDA), cuyo registro de precios incluye a 15 mercados en ciudades de dicho país que importan pepino desde Canadá, República Dominicana o México, sin embargo, existen datos faltantes en la mayoría de las series de precios, por lo que se decidió seleccionar a la ciudad con la serie de precios más completa durante todo el periodo que resultó ser la ciudad de Los Ángeles. Cabe decir que se analizaron dos series para la ciudad, una de “High price” [promedio de precios más altos (HP)] y “Low price” [promedio de precios más bajos (LP)].

El primer método de predicción empleado correspondió al modelo ARIMA (p, d, q) \otimes (P, D, Q)_s o SARIMA el cual captura la particularidad estacional y cíclica de una serie temporal cuyo modelo matemático se expresa de la siguiente manera:

$$\Phi(L^{12})\phi(L)\Delta^D\Delta^dY_t = \mu + \Theta(L^{12})\theta(L)\varepsilon_t \quad (1)$$

Donde: Y_t es una variable aleatoria mensual, L= es el operador de retardos, μ= es la media de las series diferenciadas, φ(L), θ(L), Φ(L¹²) y Θ(L¹²) son polinomios de orden p, q, P y Q respectivamente, estando la dinámica a corto plazo recogida por los dos primeros y la dinámica estacional por los dos últimos, φ(L) y Φ(L¹²) conforman la parte autorregresiva del modelo, mientras que θ(L) y Θ(L¹²) conforman las medias móviles. Δ^d = (1-L)^d y Δ^D = (1-L¹²)^D, d = el orden de integración, D = el orden de integración estacional y ε_t es un ruido blanco con distribución Gaussiana (Ruiz et al, 2019:228).

El segundo método de predicción usado fue el modelo de regresión armónica (MRA) cuya expresión matemática es la siguiente (Parra, 2008:13):

$$x_t = \mu_0 + \sum_p^k a_p \cos(pw_0t) + b_p \sin(pw_0t) \quad (2)$$

Donde a_p y b_p son coeficientes a estimar por mínimos cuadrados ordinarios (MCO), y representan la amplitud de la onda, $w_0 = \frac{2\pi}{T}$, p es el orden del armónico, el cual está asociado a la frecuencia, $T = n$, $t = 1, 2, \dots, n$ y k es el número de armónicos a incluirse. El orden máximo del armónico cuando n es par es $\frac{T}{2}$, cuando es n impar es $\frac{T-1}{2}$.

Los términos a incluirse en el modelo se determinan mediante el periodograma conocido también como estimador del espectro (Parra, 2008:13). Con base en el modelo de la expresión 3, el periodograma es definido por Chatfield [2003, citado por Matlalcuatzi (2007:21)] mediante la expresión 4:

$$x_t = a \cos(2\pi ft) + b \sin(2\pi ft) \quad (3)$$

$$S_p(f) = \frac{N}{4\pi} \frac{R_p^2}{2} \quad (4)$$

$$\text{con } R_p = \sqrt{a^2 + b^2}$$

Donde a y b son los coeficientes estimados por MCO, y en la expresión 3, $f = \frac{p}{N}$. Es así como el periodograma proporciona información de la contribución que tiene la frecuencia $w = 2\pi f$ en la descripción de la serie x_t .

El modelo SARIMA fue estimado empleando el software R Studio®, mientras que la estimación del periodograma y el modelo MRA se hizo con el software econométrico Gretl®.

Finalmente se contrastaron ambos modelos para conocer su nivel de precisión para la predicción de precios de esta hortaliza. Para ello se consideraron los siguientes criterios: raíz del error cuadrático medio (RECM) y el error absoluto medio (EAM). Cuyas fórmulas son las siguientes:

$$RECM = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (e_i^2)}{n}} \quad (5)$$

$$EAM = \frac{\sum_{i=1}^n |e_i|}{n} \quad (6)$$

Donde: $e_i^2 = (y_i - \hat{y}_i)^2$, y_i es el precio observado, e \hat{y}_i es el precio predicho por el modelo.

El criterio de la RECM considera que un método de proyección será mejor que otro en la medida en que tenga menor RECM (Idrovo y Tejada, 2012:2). Bajo el criterio del EAM también se prefiere un EAM menor (Wooldridge, 2010:651).

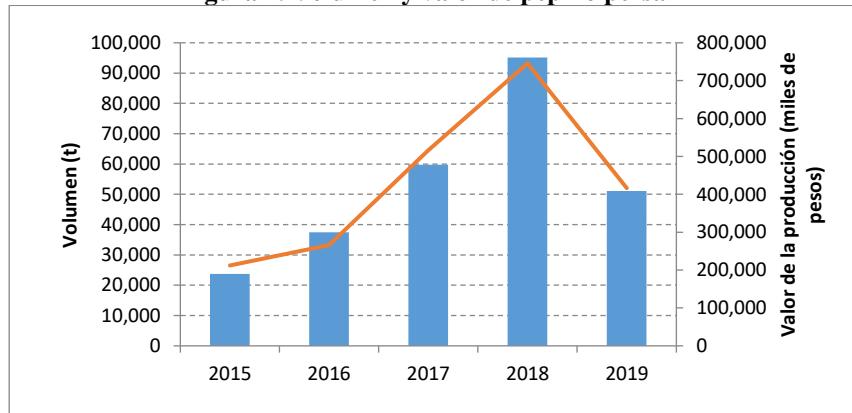
Resultados

Los datos oficiales indican que la variedad persa ha sido aceptada por los consumidores estadounidenses y europeos de manera exitosa, por lo que significa para México una oportunidad para incrementar su competitividad y liderazgo en el mercado del pepino.

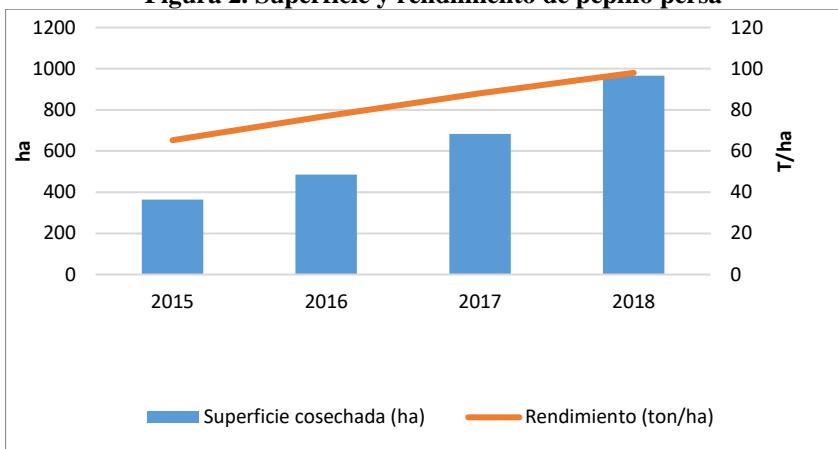
La producción del pepino persa ha presentado una tendencia positiva (Figura 1) desde el año 2015 y hasta el 2018 interrumpiéndose por una caída en 2019. El valor por tonelada en 2015 fue de casi nueve mil pesos, el más alto en todo el periodo; mientras que el valor por tonelada del 2016 fue el más bajo (siete mil pesos). Los precios por tonelada del pepino persa se han intercalado entre altos y bajos para cada año durante el periodo, no así el volumen de producción que tuvo tasas de crecimiento cercanas al 60% hasta el 2018, para después descender a un 46% en 2019. Cabe destacar que la producción de esta variedad representó el 6.2% de la producción total de pepino en 2017 y 8% del total en 2018 (SIAP, 2019).

El rendimiento y superficie cosechada presentaron una notable tendencia positiva desde el año 2015 (Figura 2). El aumento en rendimiento también hace notar que ha incrementado el uso de tecnologías para el cultivo del pepino, ya que se produce mayor volumen por superficie, pues en 2015 se obtenían 65 toneladas por hectárea y en 2018 se produjeron 98 toneladas por hectárea (SIAP, 2019).

Figura 1. Volumen y valor de pepino persa



Fuente: Elaboración propia con datos de SIAP.

Figura 2. Superficie y rendimiento de pepino persa

Fuente: Elaboración propia con datos de SIAP.

De la totalidad del valor de producción que se ha generado derivado del pepino persa, el 64% es resultado de la exportación y el 36% del comercio nacional, lo cual indica que el pepino persa debe ir dirigido al mercado externo.

Del total del pepino persa producido en 2018, el 62% fue con fines de exportación. Ese mismo año, México exportó alrededor del 73% del pepino producido (incluyendo todas las variedades), dentro de este total la variedad persa representó el 7.5% considerando la producción para exportación. Es decir, de las casi 789 mil 700 toneladas exportadas 59 mil fueron de pepino persa.

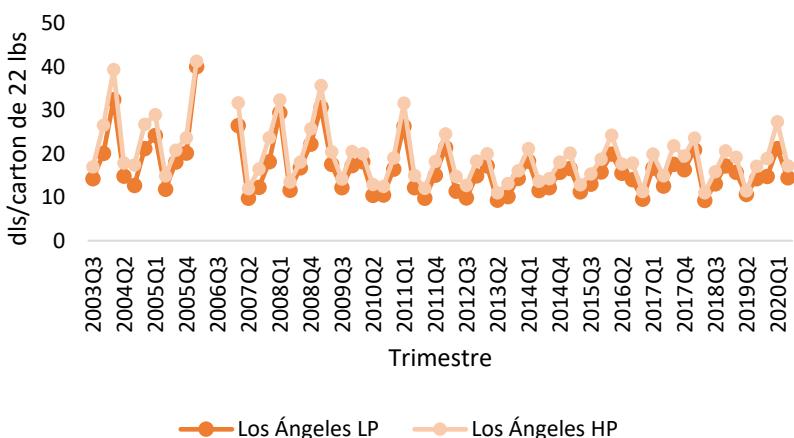
Comportamiento de precios del pepino

Considerando a los principales proveedores de pepino persa en Estados Unidos de 2003 a 2020, el precio del pepino persa dominicano ha sido superior a sus competidores prácticamente en todo el periodo. Mientras que los precios pagados a México se han mantenido por debajo de la media, pero por encima de los precios de Canadá. En el primer trimestre de 2020 cuando el precio promedio se ubicó en 33 dólares por cartón de 20 libras, el pepino dominicano se vendió en 39, el canadiense en 29 y el mexicano en 31.

Sin embargo, los precios pagados por proveedor cambian sustancialmente de un mercado a otro dentro del país. Por ejemplo, específicamente en el mercado de Nueva York el precio del pepino mexicano no es superior al del pepino canadiense. El precio más alto en este mercado se alcanzó en el primer trimestre de 2016 y fue de 40 dólares para el pepino de República Dominicana y Canadá, mientras que el mexicano se vendió en 32 dólares, 20% menos que el más alto.

El comportamiento de los precios de compra en el mercado de Los Ángeles muestra una clara estacionalidad (Figura 3) en el patrón de precios, ya que es en el primer trimestre cuando se presentan los precios más altos, mientras que los más bajos se presentan en el tercero. Este comportamiento es coherente con la comercialización que, en caso de México, es mayor entre septiembre y abril.

Figura 3. Precio de venta de pepino persa mexicano en el mercado de Los Ángeles, Estados Unidos (2003-2020).



Fuente: Elaboración propia con datos de USDA.

Modelos de análisis de la serie temporal de precios

El análisis de los precios del pepino persa mexicano se realizó de manera específica sobre los precios reportados en el mercado de Los Ángeles, Estados Unidos, debido al registro puntual y adecuado de los mismos, en comparación con la ausencia esporádica de datos en otros

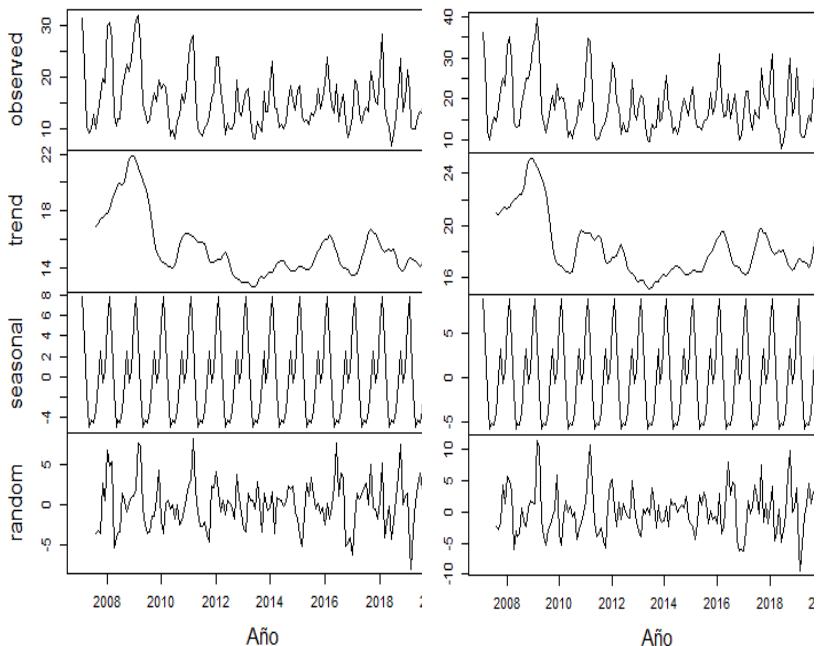
mercados. La serie de tiempo es de frecuencia mensual y va de febrero de 2007 hasta mayo 2020, considerando un total de 160 observaciones tanto de Low-price como High-price.

En el afán de analizar a las series por sus componentes, se procedió a realizar una descomposición para obtener los componentes de tendencia, efecto estacional y residuos. La tendencia se calculó con una media móvil, mientras que el cálculo del efecto estacional consistió en promediar los valores de cada unidad de tiempo para todos los períodos (los 12 meses) y centrando el resultado. Finalmente, los residuos se obtuvieron restando la tendencia y estacionalidad de la serie.

Los componentes de ambas series se pueden observar gráficamente (Figura 4). Hablando de la tendencia, los precios más altos en el periodo se registraron antes del 2010 y los más bajos sucedieron entre 2013 y 2014. En cuanto a la estacionalidad, se observa que el mercado de Los Ángeles paga los precios más altos por el pepino persa mexicano en el mes de febrero y los precios más bajos en mayo. Cabe señalar que el patrón estacional es constante en todo el periodo; es decir, no cambia con respecto a la tendencia de las series, lo que justifica que el método de descomposición adecuado al comportamiento de los precios es el aditivo.

Dado el mercado patrón estacional en ambas series, este primer análisis de inspección mostró que los métodos más adecuados de estimación son mínimos cuadrados con funciones senoidales (o armónicos) y modelos estocásticos estacionales (SARIMA).

Figura 4. Descomposición de las series de precios de pepino persa.
Descomposición de la serie *Low prices* Descomposición de la serie
High prices



Fuente: Elaboración propia, salida en R Studio.

Modelo SARIMA

La elección de los modelos SARIMA para las series de precios se basó en la metodología de Box y Jenkins (2016), la cual consiste en tres etapas: identificación o especificación del modelo, estimación y diagnóstico.

Previo a la identificación del modelo es necesario evaluar si las series cumplen el supuesto de estacionariedad, para ello se realizó la prueba de Dickey-Fuller aumentada (Cuadro 1) tanto para las series en su nivel como para las series con una primera diferencia estacional, considerando el marcado patrón estacional de los precios.

Cuadro 1. Resultados de la prueba Dickey-Fuller aumentada

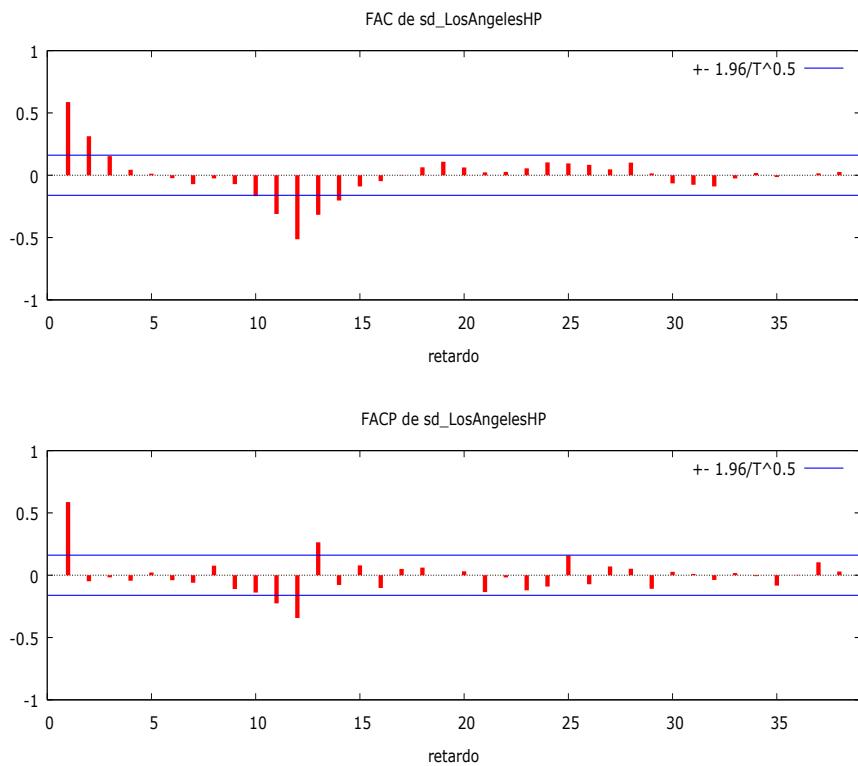
Serie	Transformacion	Estaditico de contraste	Valor p	Retardo
LP	Nivel	-6.41602	1.02e-07	5
	Primera diferencia estacional	-4.16303	3.28e-05	12
HP	Nivel	-6.49457	6.34e-08	5
	Primera diferencia estacional	-4.19718	2.84e-05	12

Fuente: Elaborado con resultados de Gretl y R studio. *Valores críticos al 1% (-3.43), 5% (-2.86) y 10% (-2.57) tomados de Wooldridge (2010:632).

Para ambos casos se rechazó la hipótesis nula de no estacionariedad al 1%, lo que implica que las series presentaron media y varianza constantes en su nivel; por lo tanto no fue necesario aplicar transformaciones para conseguir estacionariedad, como logaritmos o diferencias regulares.

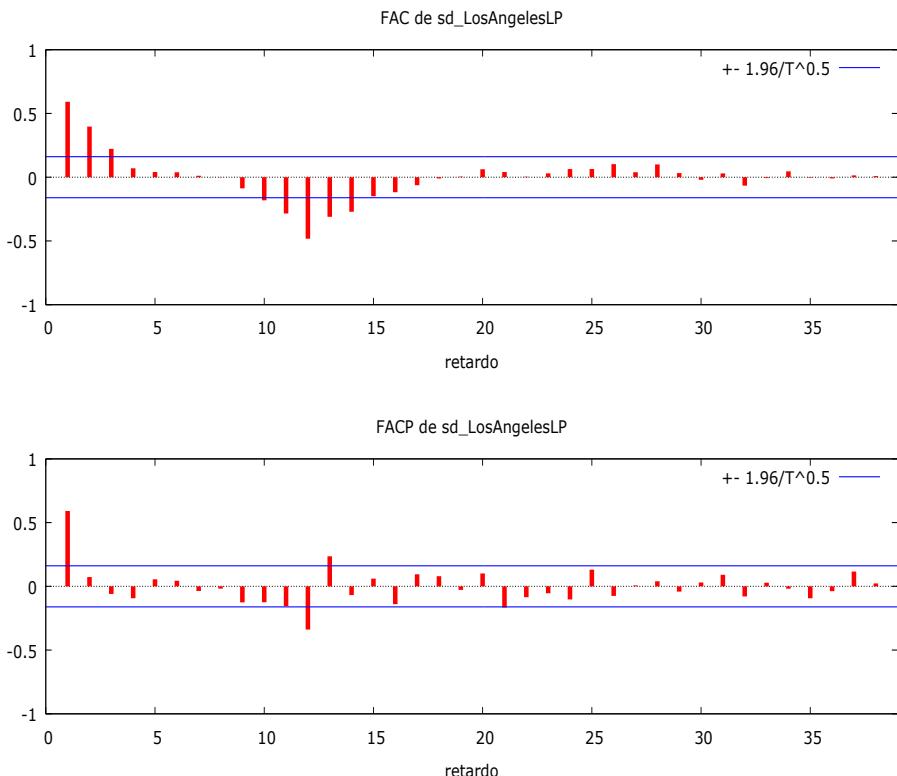
Cumplido el supuesto requerido en los modelos univariantes, en la primera etapa de identificación se procedió a determinar los órdenes de los polinomios autorregresivos y de medias móviles mediante el análisis gráfico de la función de autocorrelación (FAC) y de la función de autocorrelación parcial (FACP) de las series en primera diferencia estacional (Figura 5 y Figura 6). Dado el comportamiento irregular de los primeros valores en la FAC y su convergencia a cero, así como la sucesión infinita convergente a cero de la FACP, el comportamiento de las series en la parte regular se asemeja a un proceso autorregresivo de primer orden [ARIMA (1,0,0)]. En cuanto al componente estacional, los valores de la FAC y la FACP en los retardos 12, 24, 36 se comportan como un proceso de media móvil de primer orden [ARIMA(0,1,1)].

Figura 5. Función de autocorrelación simple y parcial de la primera diferencia estacional de HP



Fuente: Salida de Gretl.

Figura 6. Función de autocorrelación simple y parcial de la primera diferencia estacional de LP



Fuente: Salida de Gretl.

Derivado de este ejercicio, se eligió el modelo ARIMA $(1, 0, 0) \otimes (0, 1, 1)_{[12]}$ para estimar ambas series, tanto LP como HP. La segunda etapa correspondió a la estimación de los parámetros (Cuadro 2 y Cuadro 3).

Cuadro 2: Modelo SARIMA $(1, 0, 0) \otimes (0, 1, 1)$ para LP

	Coeficiente	
phi_1 ϕ	0.6045*** (0.0663)	AR
Theta_1 θ	-0.6958*** (0.0735)	MA (estacional)

Error estándar entre paréntesis. *Indica significancia al 10%, **5% y ***1%. Fuente: Elaboración con resultados de R Studio.

Cuadro 3: Modelo SARIMA (1, 0, 0) \times (0, 1, 1) para HP

	Coeficiente	
phi_1 ϕ	0.5973*** (0.0664)	AR
Theta_1 Θ	-0.7058*** (0.0745)	MA (estacional)

Error estándar entre paréntesis. *Indica significancia al 10%, **5% y ***1%. Fuente: Elaboración con resultados de R Studio.

Luego se procedió a la evaluación de supuestos y se comprobó que los parámetros de ambos modelos resultaron significativos al 99% de confianza. Los residuos de ambos modelos tienen media cero y varianza constante, es decir son ruido blanco y cumplen estacionariedad como lo mostraron la prueba aumentada de Dickey-Fuller y la prueba Ljung Box. Al evaluar normalidad mediante la prueba de Lilliefors se encontró que los errores siguen una distribución normal (Cuadro 4).

Cuadro 4. Prueba ADF y de normalidad sobre los residuos

Residuos	Test	Estadítico	Valor p
LP	ADF (estadístico tau)	-12.2552	1.283e-125
	Autocorrelación Ljung-Box (estadístico Chi-cuadrado)	4.60766	0.91580
	Normalidad Lilliefors	0.06329	0.05276
HP	ADF (estadístico tau)	-11.6407	7.046e-096
	Autocorrelación Ljung-Box (estadístico Chi-cuadrado)	5.63407	0.8450
	Normalidad Lilliefors	0.06127	0.18

Fuente: Elaboración con resultados de Gretl.

Modelo de regresión armónica

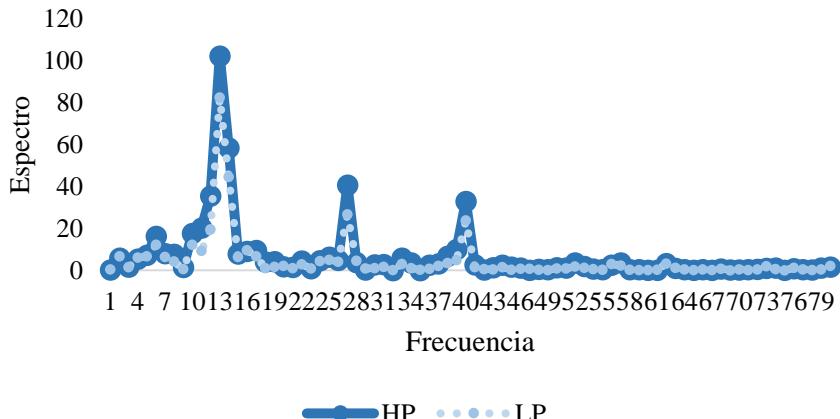
Dado que las series de precios presentan una tendencia cuadrática representada en las ecuaciones 7 y 8, se sigue la metodología de Parra (2008:10-24). Primeramente, se retira la tendencia a las series y se obtienen los residuos v_t para HP y u_t para LP.

$$HP_t = 23.3795 - 0.137769t + 0.000722348t^2 + \nu_t \quad (7)$$

$$LP_t = 19.7163 - 0.113307 + 0.000573607t^2 + u_t \quad (8) \quad \text{con } t = 1, 2, \dots, n$$

Con base en ν_t y u_t se obtuvieron los valores del periodograma para cada precio utilizando Gretl (Figura 7), donde se aprecian diversos picos en las primeras 40 frecuencias y que indican una contribución importante en la explicación de las series de precios con un valor del espectro ≥ 5 .

Figura 7. Periodograma



Fuente: Elaboración propia con resultados de Gretl.

Dado que los periodogramas siguen una evolución similar, se tomó la serie HP como base para realizar distintas regresiones utilizando diferentes frecuencias. Para ello se estimaron los modelos de regresión armónica acorde a las ecuaciones 9 y 10, los que incluyeron la tendencia y términos armónicos.

$$HP_t = \mu_0 + t + t^2 + \sum_p^k a_p \cos(pw_0t) + b_p \sin(pw_0t) \quad (9)$$

$$LP_t = \mu_0 + t + t^2 + \sum_p^k a_p \cos(pw_0t) + b_p \sin(pw_0t) \quad (10)$$

En los estadísticos principales de las regresiones hechas para HP (Cuadro 5) puede observarse que a medida que se añaden más términos

armónicos la bondad de ajuste (R^2) aumenta, lo que significa que se logra una mayor explicación de la variación de la serie. Cabe mencionar que de incluirse todas las frecuencias se podría alcanzar un R^2 de 1, lo que indicaría un ajuste perfecto de los precios estimados mediante el modelo y los precios observados.

De forma similar, los valores del EAM y RECM van disminuyendo al añadirse más términos, indicando que el error de predicción (dentro de la muestra) se minimiza. Por otra parte, la autocorrelación medida a través del estadístico de Durbin-Watson (DW) se hace más evidente al sumar términos.

Cuadro 5. Estadísticos de modelos estimados para HP.

Modelo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Valor del Espectro	≥ 100	≥ 50	≥ 40	≥ 30	≥ 20	≥ 10	≥ 9	≥ 7	≥ 6	≥ 5	≥ 4	≥ 3	≥ 2	≥ 1
Número de frecuencias incluidas	1	2	3	5	6	9	11	15	17	20	25	31	37	51
R^2	0.26	0.37	0.44	0.57	0.61	0.69	0.72	0.78	0.81	0.84	0.88	0.92	0.95	0.98
R^2 ajustada	0.24	0.34	0.41	0.53	0.57	0.65	0.68	0.73	0.75	0.78	0.82	0.86	0.9	0.94
Durbin-Watson	0.84	0.95	0.96	0.94	1	1.15	1.25	1.56	1.59	1.82	2.14	2.23	2.47	3.2
EAM	4.29	4.05	4.86	3.23	3.15	2.87	2.69	2.42	2.31	2.17	1.78	1.49	1.19	0.71
RECM	5.6	5.17	3.7	4.27	4.07	3.62	3.41	3.03	2.85	2.62	2.25	1.86	1.49	0.9

Fuente: Elaboración con resultados de Gretl.

Con base en los valores del R^2 , EAM, RECM y DW, se eligió el modelo 10, el cual incluye las frecuencias 2, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 25, 27, 33, 38, 39 y 40. Por tanto, las ecuaciones 9 y 10 se estimaron utilizando esas frecuencias (Cuadro 6).

Cuadro 6. Modelos de regresión armónica estimados

Variable dependiente	HP		LP	
Variable independiente	Coeficiente	Estadístico t	Coeficiente	Estadístico t
Constante	24.0522	30.21***	20.293	30.47***
t	-0.153216	-6.96***	-0.128335	-6.968***
t^2	0.0007886	6.012***	0.0006471	5.896***
$\text{Cos}(2w_0t)$	-0.774933	-2.196**	-0.796296	-2.698***
$\text{Cos}(4w_0t)$	-0.901276	-2.627***	-0.974137	-3.394***
$\text{Cos}(5w_0t)$	0.0912546	0.2663	-0.070336	-0.2453
$\text{Cos}(6w_0t)$	1.42109	4.149***	1.14806	4.006***
$\text{Cos}(7w_0t)$	0.957626	2.796***	0.719119	2.51**
$\text{Cos}(8w_0t)$	-0.96039	-2.804***	-0.720741	-2.515**
$\text{Cos}(10w_0t)$	0.913434	2.667***	0.823939	2.876***
$\text{Cos}(11w_0t)$	-0.115209	-0.3364	0.0648915	0.2265
$\text{Cos}(12w_0t)$	0.0291929	0.08525	0.13503	0.4713
$\text{Cos}(13w_0t)$	2.77833	8.114***	2.65505	9.267***
$\text{Cos}(14w_0t)$	0.0553456	0.1616	0.189603	0.6618
$\text{Cos}(15w_0t)$	-0.658429	-1.923*	-0.598829	-2.09**
$\text{Cos}(16w_0t)$	0.561198	1.639	0.399653	1.395
$\text{Cos}(17w_0t)$	0.609434	1.78*	0.675281	2.357**
$\text{Cos}(25w_0t)$	0.971907	2.838***	0.846212	2.954***
$\text{Cos}(27w_0t)$	-2.07962	-6.073***	-1.53384	-5.354***
$\text{Cos}(33w_0t)$	-0.475997	-1.39	-0.341649	-1.193
$\text{Cos}(38w_0t)$	-0.464547	-1.357	-0.316448	-1.105
$\text{Cos}(39w_0t)$	-0.699579	-2.043**	-0.317498	-1.108
$\text{Cos}(40w_0t)$	0.163586	0.4777	0.0708633	0.2473
$\text{Sen}(2w_0t)$	0.500761	1.328	0.60122	1.906*
$\text{Sen}(4w_0t)$	-0.263559	-0.7501	-0.182497	-0.6208
$\text{Sen}(5w_0t)$	-1.10931	-3.186***	-1.04989	-3.605***
$\text{Sen}(6w_0t)$	-0.780492	-2.253**	-0.788658	-2.721***
$\text{Sen}(7w_0t)$	-0.61977	-1.795*	-0.720706	-2.495**
$\text{Sen}(8w_0t)$	0.505225	1.466	0.340968	1.183
$\text{Sen}(10w_0t)$	-1.41551	-4.117***	-1.12386	-3.907***
$\text{Sen}(11w_0t)$	-1.80051	-5.241***	-1.22029	-4.246***
$\text{Sen}(12w_0t)$	-2.38102	-6.935***	-1.75976	-6.126***
$\text{Sen}(13w_0t)$	-2.91035	-8.48***	-2.44264	-8.507***
$\text{Sen}(14w_0t)$	3.01205	8.779***	2.62443	9.143***
$\text{Sen}(15w_0t)$	0.874989	2.551**	0.786404	2.74***
$\text{Sen}(16w_0t)$	1.03889	3.03***	1.15208	4.016***

Sen(17w _{0t})	1.04758	3.056***	0.764299	2.665***
Sen(25w _{0t})	-0.242407	-0.7076	-0.253717	-0.8852
Sen(27w _{0t})	1.42447	4.159***	1.34736	4.701***
Sen(33w _{0t})	0.829433	2.422**	0.594303	2.074**
Sen(38w _{0t})	0.919679	2.686***	0.652594	2.278**
Sen(39w _{0t})	1.03236	3.015***	0.801772	2.799***
Sen(40w _{0t})	2.26202	6.606***	1.92951	6.735***
T	160		160	
R ²	0.84		0.84	
R ² ajustada	0.78		0.79	
Durbin-Watson	1.82		1.90	

* indica significancia al 10%, ** indica significancia al 5%, ***indica significancia al 1%

Fuente: Estimaciones en Gretl.

En cada modelo se encontró un R² de 0.84, indicando que los términos incluidos explican el 84% de la variación en las series de precios. Respecto a los parámetros, en ambos modelos únicamente 12 términos armónicos (ya sea seno o coseno) no resultaron significativos al 10%. En cuanto a los residuos, la prueba ADF mostró que cumplen estacionariedad y la prueba de Doornik-Hansen mostró que siguen una distribución normal (Cuadro 7).

Cuadro 7. Prueba ADF y de normalidad sobre los residuos

Residuos	Test	Estadistico	Valor p
LP	ADF (estadístico tau)	-2.49307	0.01227
	Normalidad Doornik-Hansen (estadístico chi-cuadrado)	1.99136	0.36947
HP	ADF (estadístico tau)	-9.62737	1.992e-018
	Normalidad Doornik-Hansen (estadístico chi-cuadrado)	2.65765	0.26478

Fuente: Elaboración con resultados de Gretl.

Comparación de los modelos de regresión armónica y los modelos SARIMA

Con el objetivo de encontrar el modelo más adecuado para la toma de decisiones de los exportadores mexicanos de pepino persa al mercado de Los Ángeles, se contrastaron las estimaciones dentro y fuera de la muestra de los MRA y SARIMA.

Dentro de la muestra, en términos del valor de los estadísticos del error para los cuatro modelos (Cuadro 8), el mejor ajuste para las series fue con los modelos de regresión armónica, pues presentan valores de RECM y EAM menores que los correspondientes a los modelos SARIMA. Sin embargo, esto no significa que los MRA sean mejores a la hora de predecir precios fuera de la muestra, es decir, aunque un modelo tenga mejor ajuste que otro, no significa que tenga mejores pronósticos.

Cuadro 8. Estadísticos de evaluación de la predicción dentro de la muestra (2007:02 a 2020:05)

	HP		LP	
	MRA	SARIMA	MRA	SARIMA
Error medio	1.48E-15	-0.29	-5.66E-16	-0.24
Raíz del Error cuadrático medio	2.62	3.62	2.19	2.99
Error absoluto medio	2.17	2.63	1.76	2.16

Fuente: Elaboración con resultados de Gretl y R Studio.

Ahora bien, para evaluar la capacidad de predicción fuera de la muestra de ambos modelos, se realizaron predicciones para los precios de junio a diciembre del 2020 y se compararon con los valores reportados en el mercado para dichos meses (Cuadro 9 y Cuadro 10).

Cuadro 9. Predicciones para HP

Periodo	Observado	MRA			SARIMA		
		Límite inferior	Predicción	Límite superior	Límite inferior	Predicción	Límite superior
2020:06:00	21.00	20.80	27.75	34.71	7.85	15.28	22.72
2020:07:00	24.58	16.46	23.50	30.54	6.35	15.01	23.67
2020:08:00	14.80	5.91	12.99	20.06	6.17	15.22	24.28

2020:09:00	18.83	2.19	9.28	16.38	12.51	21.70	30.90
2020:10:00	25.47	4.23	11.35	18.48	14.71	23.95	33.20
2020:11:00	13.25	3.20	10.34	17.47	7.77	17.03	26.29
2020:12:00	10.42	1.59	8.70	15.81	6.65	15.92	25.19

Intervalos al 95% de confiabilidad. Fuente: Elaboración propia con datos de USDA y estimaciones en Gretl y R Studio.

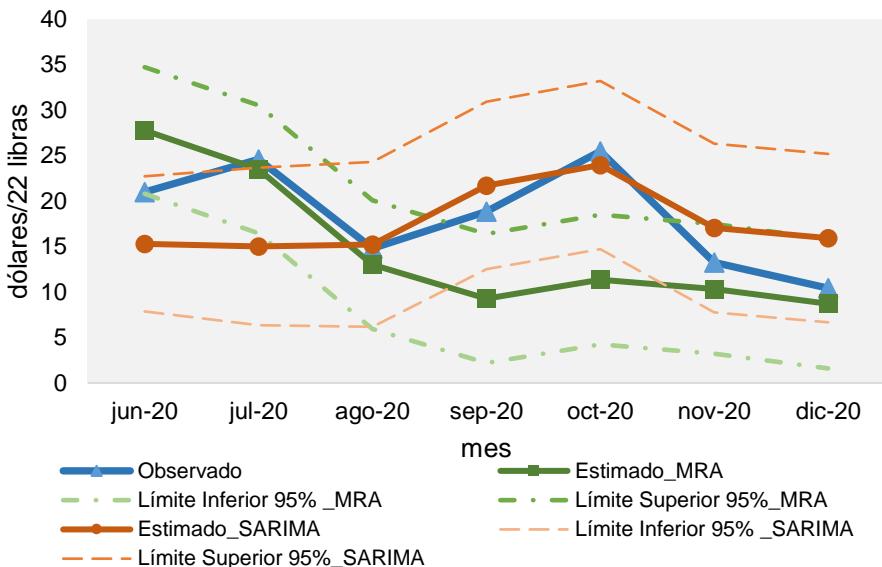
Cuadro 10. Predicciones para LP

Periodo	Observado	MRA			SARIMA		
		Límite inferior	Predicción	Límite superior	Límite inferior	Predicción	Límite superior
2020:06:00	17.56	17.73	23.55	29.37	6.85	12.98	19.11
2020:07:00	20.42	13.60	19.48	25.37	5.51	12.68	19.84
2020:08:00	13.40	4.73	10.65	16.57	5.76	13.27	20.77
2020:09:00	17.33	1.45	7.39	13.33	9.26	16.88	24.51
2020:10:00	20.00	2.43	8.39	14.35	12.22	19.89	27.56
2020:11:00	11.17	0.95	6.92	12.89	5.74	13.43	21.11
2020:12:00	8.67	-0.32	5.63	11.58	5.82	13.51	21.21

Intervalos al 95% de confiabilidad. Fuente: Elaboración propia con datos de USDA y estimaciones en Gretl y R Studio.

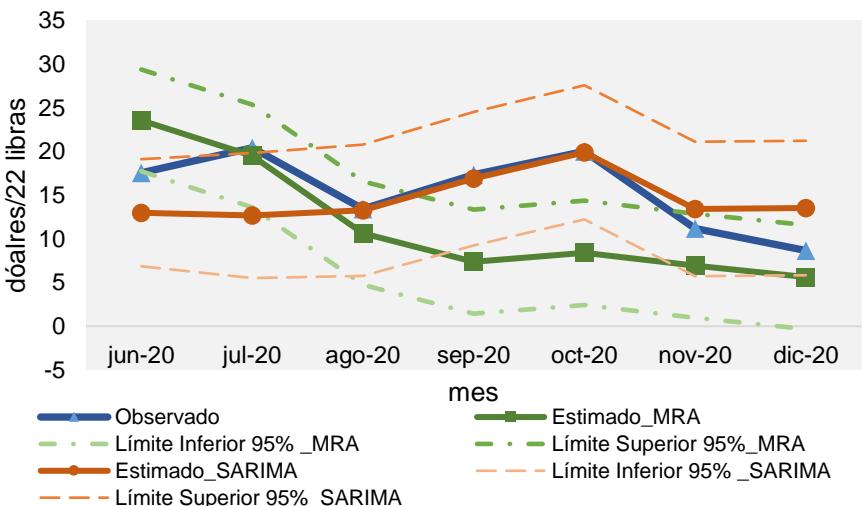
Se muestra que los valores observados de los precios HP y LP para los siete meses cayeron dentro del intervalo calculado con los modelos SARIMA, mientras que para los MRA los intervalos estimados para septiembre y octubre de 2020 no alcanzaron a coincidir con el valor observado. Tanto para HP como LP, el comportamiento de las estimaciones del modelo SARIMA coincide con los precios observados de agosto a noviembre; mientras que, las estimaciones del MRA ajustan mejor en el mes de julio (Figura 8 y Figura 9).

Figura 8. Precio HP observados y pronosticados



Fuente: Elaboración propia con datos de USDA y estimaciones en Gretl y R studio.

Figura 9. Precio HP observados y pronosticados



Fuente: Elaboración propia con datos de USDA y estimaciones en Gretl y R Studio.

Otro elemento a considerar son los valores de RECM y EAM, los cuales indican que los modelos SARIMA presentan mejores predicciones para las series de precios del pepino persa en los siete meses considerados, ya que los valores de ambos criterios resultaron menores a los obtenidos para los MRA (Cuadro 11). Sin embargo, considerando únicamente los tres primeros meses de pronóstico, los MRA presentan mejores predicciones, indicando que éstos proporcionan mejores predicciones en el corto plazo. Esto es congruente con los hallazgos de González (2001:54), quien encontró que, para predicciones sobre la emisión monetaria, los modelos con base en el análisis espectral producen mejores predicciones en el corto plazo.

Cuadro 11. Error cuadrático medio y error absoluto medio

Precio	Periodo	n	RECM		EAM	
			MRA	SARIMA	MRA	SARIMA
HP	2020:06-2020:08	3	4.09	6.44	3.22	5.24
	2020:06-2020:12	7	7.09	5.07	5.42	4.20
LP	2020:06-2020:08	3	3.84	5.19	3.22	4.15
	2020:06-2020:12	7	6.60	3.96	5.50	2.87

Fuente: Elaboración propia

Conclusiones

En los últimos diez años la variedad persa del pepino ha incrementado considerablemente su demanda en el mercado internacional. México es uno de los principales proveedores de esta hortaliza para Estados Unidos quien es el mayor comprador de este producto.

México tiene ventajas competitivas en cuanto a la producción del pepino persa, en los últimos cinco años la superficie cosechada incrementó 2.6 veces, el rendimiento llegó a 98 t ha^{-1} en 2018 y el 64% de la producción se exportó. Sin embargo, la competitividad comercial está determinada por los precios, el precio mexicano compite con el de República Dominicana y con el de Canadá.

Los precios del pepino persa mexicano en el mercado de Los Ángeles en Estados Unidos desde hace trece años mostraron claramente un componente estacional, donde los precios más altos se presentan en febrero y los más bajos en mayo. La tendencia indica que a partir del año 2010 LA pagó precios más bajos por el producto.

La función de autocorrelación y la función de autocorrelación parcial de las series de tiempo y de su componente estacional mostraron un comportamiento de primer orden por lo que se eligió el modelo ARIMA $(1,0,0) \times (0,1,1)$ [12] para estimar predicciones de precios mensuales.

El periodograma permitió elegir las frecuencias de la serie HP para realizar regresiones armónicas y posteriormente elegir el modelo con mejor ajuste estadístico para estimar predicciones.

Estadísticamente el modelo que presentó el mejor ajuste en sus predicciones mensuales (junio 2020 a diciembre 2020) fue el SARIMA; sin embargo, comparando los valores predichos con los valores reales reportados para estos meses, el modelo que tiene mejor precisión a corto plazo (3 meses) es MRA, mientras que el SARIMA muestra menores errores para predicciones de 4 a 7 meses.

Los modelos de predicción son útiles en la toma de decisiones de los productores en cuanto a sus tiempos de siembra, cosecha y comercialización del pepino persa. El modelo SARIMA permitirá a los productores comparar sus costos de producción con los precios esperados en el mercado de Los Ángeles y decidir la viabilidad de invertir su capital en la producción de pepino. Finalmente, el modelo MRA será útil en la elección del mercado al cual destinar la cosecha.

Referencias

- Arrow, Kenneth J. (1986), Rationality of Self and other in an Economic System, at <http://links.jstor.org/>
- Aymanns, Christoph and J. Doyne Farmer, Alissa M. Kleinnijenhuis, Thom Wetzer (2018), Models of financial stability and their application in stress tests at www.oxfordmartin.ox.ac.uk.

- BBA (2019), Corporate debt in the twilight of the credit cycle at
https://www.bbvareresearch.com/wp-content/uploads/181109_US_CorporateDebt.pdf
- Blaug, Mark (1992), The methodology of economics, Cambridge University Press, UK.
- Constancio, Victor (2017), The future of monetary policy frameworks at:
<https://www.researchgate.net/publication/318269841>
- Damodaran (2019), Damodaran posts his 2019 data updates at
<https://www.bvresources.com/articles/bvwire/damodaran-posts-his-2019-data-updates>
- Federal Reserve (2020), Federal Reserve Statistics at
www.frbsf.org/economic-research/
- Faust, Jon and Charles H. Whiteman (1997), General-to-specific procedures fitting a data-admissible, theory-inspired, congruent, parsimonious, encompassing, weakly-exogenous, identified, structural model to the DGP: A translation and critique at www.oxfordmartin.ox.ac.uk.
- David, Hendry F. (2012), Justifying Empirical Macro-Econometric Evidence, University of Oxford. www.oxfordmartin.ox.ac.uk.
- Hendry, David F. and John N. J. Muellbauer (2018), The future of macroeconomics: macro theory and models. University of Oxford. www.oxfordmartin.ox.ac.uk.
- IESE Business School (2008), Métodos de Valoración de empresas, documento de investigación DI-771 at <https://www.iese.edu/ciif>
- Lenin, Vladimir I. (1960), El Imperialismo fase superior del capitalismo, Obras Escogidas en Tres Tomos, Ediciones Lenguas Extranjeras, Moscú.
- Marx, Carlos (1963), El Capital, Conversión de la super ganancia en renta del suelo, sección sexta, Tomo 3. Editorial Nacional de Cultura, La Habana, Cuba.
- Muellbauer, John (2018), The Future of Macroeconomics at
www.oxfordmartin.ox.ac.uk.
- Stiglitz, Joseph E. (2002), Information and the change in the paradigm in economics, The American Economic Review, Vol. 92, No 3, US.
- Stiglitz, Joseph E. (2018), Where Modern Macroeconomics Went Wrong at
www.oxfordmartin.ox.ac.uk.
- US, Bureau of Economic Analysis (US BEA) (2020), “US Economic Statistics” at <https://www.bea.gov/>

Wells Fargo (2019), “US Economic Forecast 2020”, at <https://www.wellsfargo.com/economics>.