

PREDICCIÓN DEL PRECIO DE MAÍZ EN MÉXICO

PRICE FORECAST FOR MAIZE IN MEXICO

María del Rosario López-García¹, Miguel Ángel Martínez-Damián^{2*}, José Jaime Arana-Coronado²

¹División de Ciencias Económico-Administrativas. Universidad Autónoma Chapingo. 56230. Chapingo, Estado de México. ²Economía. Campus Montecillo, Colegio de Postgraduados. 56230. Montecillo, México.

*Autor para correspondencia: Miguel Ángel Martínez Damián (angel01@colpos.mx)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1215-7406>

RESUMEN

El maíz (*Zea mays*) es el cereal más importante en México porque es una parte esencial en la dieta de los mexicanos y tiene importancia económica en producción pecuaria e industrial. Los productores se enfrentan a la volatilidad en los precios del grano y a la falta de información porque en México no existe una señal del comportamiento de los precios futuros de maíz blanco. Bajo la hipótesis de que los precios de Estados Unidos tienen influencia sobre los precios de maíz en México, el objetivo de esta investigación fue construir estimadores de predicción del precio de maíz blanco con series de precios del Estado de México y Sinaloa. Los datos fueron del periodo de 2000 a 2018 y se usó la metodología Box-Jenkins con los modelos, autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA), vectores autorregresivos (VAR) y vectores de corrección de error (VEC) con los datos mexicanos y con series de precios de futuros de maíz y precios de maíz en físico de Estados Unidos. Los modelos multivariados proporcionaron pronósticos más cercanos a los valores observados debido a la influencia de los precios de Estados Unidos sobre los precios de México. La capacidad predictiva de los modelos se evaluó con el error porcentual medio absoluto (MAPE) y el coeficiente U de Theil. El modelo VAR proporcionó predicciones del precio en Sinaloa con MAPE y U de Theil menores; en cambio con la serie del Estado de México el modelo ARIMA tuvo pronósticos con valores menores de error porcentual absoluto medio y U de Theil. Entonces, existe influencia de los precios de Estados Unidos sobre los precios de Sinaloa; pero el uso de modelos multivariados no es determinante para obtener pronósticos más cercanos a los valores observados.

Palabras clave: importaciones de maíz, modelos predictores, ARIMA, VAR, VEC, coeficiente de Theil.

ABSTRACT

Maize (*Zea mays*) is the most important grain in Mexico because it is an essential part of the Mexican diet and it has economic importance in both livestock and industrial production. Farmers face volatility in grain prices and lack of information because there is no predictive signal of futures price for white maize in Mexico. Under the hypothesis that United States prices have an influence on maize prices in Mexico, the objective of this research was to build white-maize price forecasting estimators with price series from the State of Mexico and Sinaloa. Data were from the period 2000 to 2018 and the Box-Jenkins methodology with the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), Vector Autoregression (VAR) and Vector Error correction (VEC) models were used on the Mexican data, and the series of maize futures prices and US physical maize prices. Multivariate models provided forecasts closer to the observed values due to the influence of US prices on Mexican prices. The predictive capacity of the models was evaluated with the mean absolute percentage error (MAPE) and Theil's U coefficient. The VAR model provided price predictions in Sinaloa with lower MAPE and Theil's U; whereas with the series of the State of Mexico, the ARIMA model rendered forecasts with lower values of mean absolute percentage error and Theil's U. Thus, there is influence of US prices on Sinaloa prices; but the use of multivariate models is not decisive to obtain closer forecasts to the observed values.

Key words: maize imports, predictive models, ARIMA, VAR, VEC, Theil coefficient.

INTRODUCTION

Maize (Corn) had an 89% national share in grain production in 2018 (SIAP, 2019). In 2015, 85.9% of the national corn production corresponded to white corn, 13.6% to

INTRODUCCIÓN

El maíz tuvo el 89% de participación nacional en la producción de granos en 2018 (SIAP, 2019). En 2015, el 85.9% de la producción nacional de maíz correspondió a maíz blanco, 13.6% a maíz amarillo y el restante 0.5% a otros tipos de maíz (FIRA, 2016). Como producto agrícola está sujeto a factores inherentes al proceso productivo que causan volatilidad en sus precios y los productores se enfrentan a la falta de información sobre el comportamiento de los mercados. Uno de estos factores es la estacionalidad de la producción que, en el caso del maíz blanco en México, se relaciona con los periodos de cosechas de las tres principales entidades productoras del país, las cuales cosechan la producción por estado en meses distintos. Sinaloa entre mayo y julio, Jalisco, entre noviembre y febrero y el Estado de México, entre noviembre y enero. Otro factor que influye en el precio son las condiciones climáticas, como las sequías, las cuales provocan disponibilidad baja del producto y volatilidad en los precios (FIRA, 2015).

En 2017, la producción mundial de maíz se concentró en cuatro países: Estados Unidos, Brasil, Argentina y Ucrania. Asimismo, China, la Unión Europea e Indonesia han incrementado su participación en el mercado internacional. Por otra parte, Estados Unidos tiene el nivel más alto en la utilización de maíz en el mundo, 312.4 millones de toneladas (Megagramos, Mg), destinado a consumo forrajero, industrial (producción de etanol), semilla y consumo humano. El consumo total nacional de maíz en México es de 43.7 millones Mg, 56.7% de maíz blanco (24.8 millones Mg) y 43.35% de maíz amarillo (18.9 millones Mg). La producción de maíz amarillo en México no es suficiente para satisfacer la demanda, en 2018 se importaron 17.0 millones Mg, el 93.5% del consumo; en tanto que se exportaron 822 mil Mg de maíz blanco. Estados Unidos ha sido el principal proveedor de maíz grano de nuestro país. Entre 2009 y 2018 el 96.4% de las importaciones de maíz provinieron de esa nación (FIRA, 2019). Los principales socios comerciales de México en la adquisición de este grano son Estados Unidos, Brasil y Argentina (SIAP, 2019).

En México, el maíz blanco y amarillo son requerimientos de industrias diferentes. El maíz blanco tiene como destino principal la industria alimentaria y el

yellow corn, and the remaining 0.5% to other types of corn (FIRA, 2016). As an agricultural product, it is subject to factors inherent to the production process that cause volatility in its prices and farmers face lack of information on the behaviour of the markets. One of these factors is the production seasonality, which, in the case of white corn in Mexico, is related to the harvest periods of the three main producing states in the country, which harvest their production in different months. Sinaloa between May and July; Jalisco, between November and February; and the State of Mexico, between November and January. Another factor that influences the price is climatic conditions, such as droughts, which cause low availability of the product and price volatility (FIRA, 2015).

In 2017, world maize (corn) production was concentrated in four countries: United States, Brazil, Argentina and Ukraine. Likewise, China, the European Union and Indonesia have increased their participation in the international market. On the other hand, the United States has the highest level in the use of corn in the world, 312.4 million tons (Megagrams, Mg), destined for fodder, industrial (ethanol production), seed and human consumption. The total national consumption of corn in Mexico is 43.7 million Mg, 56.7% of white corn (24.8 million Mg) and 43.35% of yellow corn (18.9 million Mg). The production of yellow corn in Mexico is not enough to satisfy the domestic demand; in 2018, 17.0 million Mg were imported, 93.5% of consumption; while 822 thousand Mg of white corn were exported. United States has been the main supplier of corn to our country. Between 2009 and 2018, 96.4% of corn imports arrived from that nation (FIRA, 2019). The main commercial partners of Mexico in the acquisition of this grain are the United States, Brazil and Argentina (SIAP, 2019).

In Mexico, white and yellow corn are treated by different industries. The main destination for white corn is the food industry, while yellow corn is used in both livestock and agro-industrial activities. The two types of corn have different consumptions, and the factors that influence the price are different. In the period 2009 to 2018, the average rural price of white corn in Mexico was higher than that of yellow corn. In 2018, the price of yellow corn was 182 USD Mg⁻¹ (\$3649 MXN Mg⁻¹), and white corn had a price of 194 USD Mg⁻¹ (\$3890 MXN

amarillo se utiliza en actividades ganaderas y agroindustriales. Los dos tipos de maíz tienen consumos distintos, y los factores que influyen en el precio son diferentes. En el periodo 2009 a 2018 el precio medio rural de maíz blanco en México fue superior al precio de maíz amarillo. En 2018, el precio de maíz amarillo fue de \$3649 MXN Mg⁻¹ (182 USD Mg⁻¹) y el maíz blanco tuvo un precio de \$3890 MXN Mg⁻¹ (194 USD Mg⁻¹). Los precios del maíz blanco están contemplados en las políticas públicas, en programas nacionales como “Producción para el bienestar” y “Precios de garantía” debido a su uso para la producción de tortilla y otros productos de consumo doméstico de la población (FIRA, 2019; SIAP, 2019). En cambio, las estrategias políticas respecto al maíz amarillo están encaminadas a la diversificación de proveedores para asegurar fuentes distintas a la de Estados Unidos.

Además, el maíz amarillo está sujeto a factores como: inventarios mundiales, cambios en la demanda internacional, tipo de cambio y especulación sobre el comportamiento de los precios de futuros. Los precios de maíz en el mercado spot y de futuros del maíz amarillo, los cuales cotizan en la bolsa de valores (Chicago Mercantile Exchange) de Chicago (EE UU), se han tomado como predictores del precio de maíz blanco y amarillo en México, desde el año 2012 y se toman en cuenta los diferenciales de precios debido a costos de comercialización. También existen otros instrumentos derivados como los contratos de futuros que ofrece el mercado mexicano de derivados (MEXDER) sobre precios de maíz amarillo. Sin embargo, el maíz blanco no cuenta con un instrumento financiero similar al utilizado para el maíz amarillo. La balanza deficitaria de maíz es evidencia de la influencia del mercado internacional sobre el mercado interno; por ello es conveniente para la construcción de un predictor del precio de maíz blanco, incorporar información del mercado externo.

De las entidades productoras nacionales, la participación mayor en la producción de maíz blanco la tienen el Estado de México con 3.8 millones Mg (14% del total de la producción nacional) y Sinaloa con 5.8 millones Mg (21.4% del total de la producción nacional). En esta investigación se utilizaron series de precios de esos estados para la construcción de modelos para probar la hipótesis de que los precios de maíz de Estados Unidos tienen influencia sobre los precios de maíz en México. Si la hipótesis prueba ser

Mg⁻¹). The prices of white corn are considered in public policies, such as national subsidiary or market regulation programs “Producción para el bienestar” and “Precios de garantía”; which are planned due to white corn is used for the production of tortillas and other products for domestic consumption of the population (FIRA, 2019; SIAP, 2019). Whereas, policy strategies regarding yellow corn are aimed at diversifying suppliers to ensure sources other than the United States.

In addition, yellow corn is subject to factors such as: world inventories, changes in international demand, currency exchange rates, and speculation on the behaviour of futures prices. Corn prices in the spot market and yellow corn futures prices market, which are listed on the Chicago Mercantile Exchange (Chicago, IL, USA), have been taken as predictors of the price of white and yellow corn in Mexico since 2012; price differentials due to marketing costs are taken into account. There are also other derivative instruments such as futures contracts offered by the Mexican derivatives market (MEXDER) on yellow corn prices. However, white corn has no financial instrument similar to that used for yellow corn. The deficit balance of corn is evidence of the influence from the international market on the domestic market. For this reason, it is convenient, in order to construct a white corn price predictor, to incorporate information from the external market.

Of the national producing entities, the highest participation in the production of white corn is held by the State of Mexico with 3.8 million Mg (14% of the total national production), and Sinaloa with 5.8 million Mg (21.4% of the total national production). In this study, series of prices from those states were used for the construction of models to test the hypothesis that US corn prices have an influence on corn prices in Mexico. If the hypothesis proves to be true, multivariate vector autoregression models (VAR) with vector error correction (VEC) will provide forecasts with lower prediction errors, measured by the mean absolute percentage error and Theil's U coefficient, compared to the predictions from a univariate model.

The objective of this study was to construct predictors for the prices of white corn through the univariate autoregressive integrated moving average model (ARIMA), and the multivariate VAR and VEC models with the price series of the State of

cierta, los modelos multivariados de vectores autorregresivos (VAR) con vectores de corrección de error (VEC) proporcionarán pronósticos con errores de predicción menores, medidos por el error porcentual medio absoluto y la U de Theil, en comparación con las predicciones de un modelo univariado.

El objetivo del estudio fue construir predictores para los precios de maíz blanco a través del modelo univariado autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA) y los modelos multivariados VAR y VEC con las series de precios del Estado de México y Sinaloa para seleccionar el modelo que proporcione estimadores de predicción de los precios del maíz blanco en México.

MATERIALES Y MÉTODOS

Los datos de los precios promedio mensuales de maíz blanco del Estado de México y Sinaloa, expresados en pesos por kilogramo (\$MXN kg⁻¹) se tomaron del portal del Sistema Nacional de Información e Integración de Mercados (SNIIM) para usarse en el modelo ARIMA. En los modelos VAR y VEC se incorporaron los precios de futuros de maíz amarillo (precio de liquidación mensual promedio del contrato de futuros de maíz más cercano) y los precios de maíz en físico (precios promedio mensuales de maíz amarillo número 2, FOB en el Golfo de México), obtenidos del sitio de internet del departamento de agricultura de Estados Unidos (USDA, 2020).

Los precios se transformaron de dólares USD por bushel a pesos por kilogramo (\$MXN kg⁻¹), al tipo de cambio FIX. El periodo de análisis fue de enero 2000 a diciembre 2018; se realizó una partición del conjunto de datos de cada serie en dos subconjuntos (Enders, 2015). Los datos de enero 2000 a junio 2018 se usaron para ajustar los modelos y los datos de julio a diciembre 2018 se utilizaron para evaluar la capacidad predictiva de los modelos.

Modelo ARIMA

El modelo univariado autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA, Autoregressive Integrate Moving Average) es un modelo en el cual $\{Y_t\}$ es un proceso ARIMA (p, d, q) [Box y Jenkins, 1976] donde p denota el número de términos autorregresivos, q el número de términos con promedios móviles; y d es el número de diferencias requeridas para que el proceso sea estacionario. Todos los anteriores bajo el principio de parsimonia (Box *et al.*, 2016) que puede representarse como:

$$Y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (1)$$

Mexico and Sinaloa to select the model that may provide predictive estimators of white corn prices in Mexico.

MATERIALS AND METHODS

The average monthly prices of white corn for the State of Mexico and Sinaloa, expressed in pesos per kilogram (\$ MXN kg⁻¹) were taken from the website of the Mexico's National market information and integration system (Sistema Nacional de Información e Integración de Mercados, SNIIM) to be used in the ARIMA model. In the VAR and VEC models, the yellow corn futures prices (average monthly settlement price of the closest corn futures contract) were incorporated, as well as the spot corn prices (monthly average prices of yellow corn number 2, FOB in the Gulf of Mexico), obtained from the United States Department of Agriculture website (USDA, 2020).

Prices were transformed from USD per bushel to MXN pesos per kilogram (\$MXN kg⁻¹), at the FIX exchange rate. The analysis period was from January 2000 to December 2018. A data set of each series was partitioned into two subsets (Enders, 2015). Data from January 2000 to June 2018 were used to fit the models, and data from July to December 2018 were used to assess the predictive capacity of the models.

ARIMA model

The Autoregressive Integrate Moving Average (ARIMA) univariate model is one in which $\{Y_t\}$ is an ARIMA process (p, d, q) [Box and Jenkins, 1976]; where p denotes the number of autoregressive terms, q the number of moving average terms; and d the number of differences required for the process to be stationary. All of the above under the principle of parsimony (Box *et al.*, 2016) that can be represented as:

$$Y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (1)$$

where, ε_t denotes the white noise random error terms, independently distributed with zero mean and σ^2 variance. The adjustment of the ARIMA models was done with the Box-Jenkins methodology: verification of stationarity conditions in the series, identification of the values p , d and q , diagnosis, validation and prediction (Pankratz, 1983).

VAR models

The vector autoregression (VAR) models developed by Sims (1980 and 1986) are based on a vector structure that assumes an interdependence between the model variables and their lags.

donde, ε_t denota los términos de error aleatorio de ruido blanco, distribuidos de forma independiente con media cero y varianza σ^2 . El ajuste de los modelos ARIMA se realizó con la metodología de Box-Jenkins: verificación de condiciones de estacionariedad en la serie, identificación de los valores p , d y q , diagnóstico, validación y predicción (Pankratz, 1983).

Modelos VAR

Los modelos de vectores autorregresivos (VAR) desarrollados por Sims (1980 y 1986) se fundamentan en una estructura vectorial que supone una interdependencia entre las variables del modelo y sus rezagos, de esta forma, un modelo VAR (p) es un sistema en el que cada variable se expresa como una combinación lineal de p de sus propios valores rezagados y de p valores rezagados de las otras variables en el modelo. Los modelos VAR son una generalización de los modelos autorregresivos en su forma multivariada y pueden definirse como:

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \tag{2}$$

donde, y_t es un vector de dimensión ($m \times 1$) que contiene cada una de las variables incluidas en el modelo, ϕ_0 es un vector de términos de intercepción de dimensión ($m \times 1$), ϕ_i , $i=1 \dots p$, son matrices de dimensión ($m \times m$) por estimar y ε_t es un vector de perturbaciones de ruido blanco de dimensión ($m \times 1$).

Modelos VEC

Un modelo de vectores de corrección de errores (VEC) para las variables integradas I(1) necesariamente implica cointegración, esto está determinado por el teorema de representación de Granger (Engle y Granger, 1987). Puede representarse a partir dos variables y_t y z_t no estacionarias, cointegradas por medio de la ecuación: $Y_t - \beta_1 z_t + \varepsilon_t$, donde los errores estimados son: $\hat{\varepsilon}_t = Y_t - \hat{\beta}_1 z_t$, tal que $\hat{\varepsilon}_t \sim I(0)$ y los cambios en y_t y z_t dependen de las desviaciones de este equilibrio en el periodo $t-1$. Esto es: $\Delta X_t = \Pi X_t + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma \Delta X_t$, donde: $\Pi = \alpha\beta'$.

La cointegración por el método de Johansen se probó al contrastar que los estadísticos de la traza y los eigenvalores máximos sean mayores a los valores críticos. La estimación de los parámetros de los modelos VEC se realizó por medio del método de máxima verosimilitud (Lütkepohl, 2005) y la verificación de autocorrelación en los residuales de forma grupal se realizó a través de la estadística de Ljung-Box, como sugirieron Cryer y Sik (2008).

El coeficiente de exactitud U de Theil y el error porcentual absoluto medio (MAPE) se calcularon para evaluar la capacidad predictiva de los modelos (Makridakis *et al.*, 1997), con el uso de

Thus, a VAR model (p) is a system in which each variable is expressed as a linear combination of p of its own lagged values and p lagged values of the other variables in the model. VAR models are a generalization of autoregressive models in their multivariate form and can be defined as:

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \tag{2}$$

where, y_t is a vector with ($m \times 1$) dimension that contains each of the variables included in the model, ϕ_0 is a vector of intercept terms with ($m \times 1$) dimension, ϕ_i , $i=1 \dots p$, are ($m \times m$) dimension matrices to be estimated, and ε_t is a white noise disturbance vector with ($m \times 1$) dimension.

VEC models

A vector error correction model (VEC) for the integrated variables I(1) necessarily implies cointegration; this is determined by the Granger representation theorem (Engle and Granger, 1987). It can be represented from two non-stationary variables y_t and z_t cointegrated by the equation: $Y_t - \beta_1 z_t + \varepsilon_t$, where the estimated errors are: $\hat{\varepsilon}_t = Y_t - \hat{\beta}_1 z_t$, such that $\hat{\varepsilon}_t \sim I(0)$, and the changes in y_t and z_t depend on the deviations from this equilibrium in the period $t-1$. This is: $\Delta X_t = \Pi X_t + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma \Delta X_t$; where: $\Pi = \alpha\beta'$.

Cointegration was tested using the Johansen method, by contrasting that the trace statistics and the maximum eigenvalues are greater than their critical values. The estimation of the parameters of the VEC models was calculated by the maximum likelihood method (Lütkepohl, 2005) and the verification of autocorrelation in the group residuals was done through the Ljung-Box statistic, as Cryer and Sik (2008) suggested.

Theil's U coefficient of accuracy and the mean absolute percentage error (MAPE) were calculated to evaluate the predictive capacity of the models (Makridakis *et al.*, 1997), using the data observed from July to December 2018 and the predicted values obtained. The estimation of the parameters, the statistical tests, and the criteria to evaluate the predictive capacity were set and run in R v. 3.6.1 (<https://cran.r-project.org/bin/windows/base/old/3.6.1/>) and SAS® (2019).

RESULTS AND DISCUSSION

The series showed an upward trend and periods of volatility after 2007, which were accentuated a few years after 2010. Corn prices in Mexico increased in 2011 and 2012 due to the low availability of the grain in the national market because of the drought and severe aestival conditions that prevailed in almost

los datos observados de julio a diciembre 2018 y los valores predichos obtenidos. La estimación de los parámetros, las pruebas de estadísticas y los criterios para evaluar la capacidad predictiva se realizaron con R v. 3.6.1 (<https://cran.r-project.org/bin/windows/base/old/3.6.1/>) y SAS® (2019).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Las series mostraron tendencia al alza y periodos de volatilidad después de 2007, los cuales se acentuaron en los años después de 2010. Los precios del maíz en México se incrementaron en 2011 y 2012 debido a la poca disponibilidad del grano en el mercado nacional ante la sequía y condiciones de estiaje que prevalecieron en casi todo el país en esos años. A partir del 2013 los precios al productor presentaron una tendencia a la baja ante periodos de producción más favorables (FIRA, 2015).

El comportamiento de las series sugiere que son no estacionarias (Figura 1); las pruebas de Dickey Fuller aumentada (DFA) y Phillips Perron indicaron que la serie correspondiente al precio de maíz blanco en el estado de Sinaloa (PSINALOA) es estacionaria en niveles y la serie de precios del Estado de México (PMEXICO) es integrada de orden uno I(1) (Cuadro 1).

the entire country in those years. Starting in 2013, settlement prices to farmers showed a downward trend due to more favourable production periods (FIRA, 2015).

The behaviour of the series suggests that they are non-stationary (Figure 1); the augmented Dickey Fuller (DFA) and Phillips Perron tests indicated that the series corresponding to the price of white corn in the state of Sinaloa (PSINALOA) is stationary in levels, and the price series of the State of Mexico (PMEXICO) is an integrated of order one I(1) (Table 1).

The adjustment of ARIMA models is conditioned to stationary series. Therefore, the series were transformed to natural logarithm and first difference to induce stationarity in mean and variance finite and constant in regard to time; as well as finite covariance that depends on time in the definition of autoregressive process. (Quintana y Mendoza, 2016). The stationary series transformed into logarithms and differences were named as: $\Delta \ln$ (PMEXICO) and $\Delta \ln$ (PSINALOA), where Δ denotes the first difference operator (Table 1).

An ARIMA (1, 0, 1) model was fitted to each of the transformed series with the simple and partial autocorrelation functions to choose the p and q values. The selected model was the one that presented

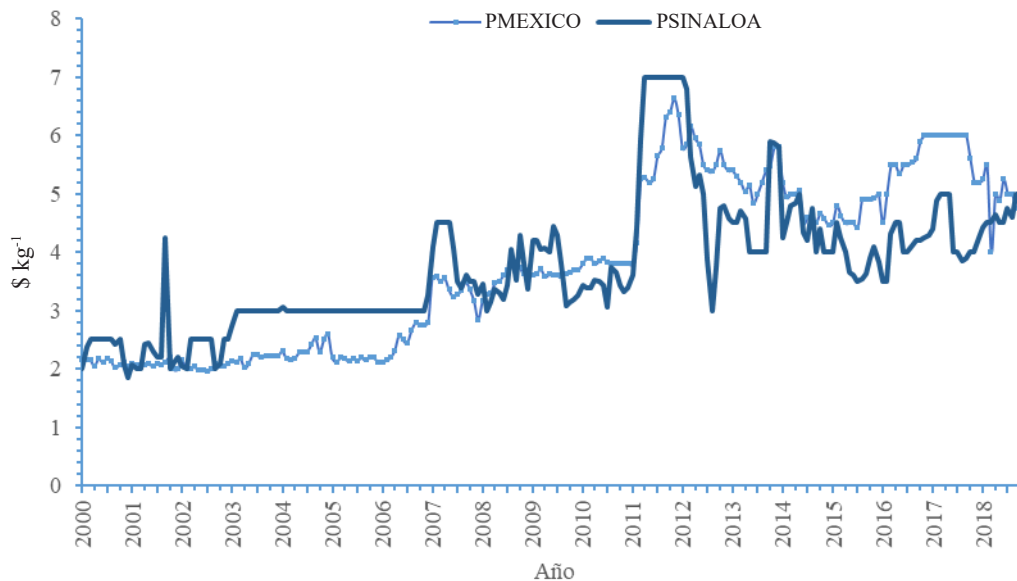


Figura 1. Comportamiento original de las series de precios de maíz blanco[†] en el estado de México y Sinaloa en \$ kg⁻¹. [†]A partir de datos de SNIIM (<http://www.economia-sniim.gob.mx>; consulta: enero 2019).

Figure 1. Original behaviour of the price series for white corn[†] in the State of Mexico and Sinaloa in \$ kg⁻¹. [†]Based on data from the SNIIM (<http://www.economia-sniim.gob.mx>; consulted: January 2019).

Cuadro 1. Prueba de Dickey Fuller aumentada (DFA) y Phillips Perron (PP) para las series de precios de maíz en el estado de México y Sinaloa.
Table 1. Augmented Dickey Fuller (DFA) and Phillips Perron (PP) tests for the series of corn prices in the State of Mexico and Sinaloa.

Serie	Estadística de Prueba		Orden de integración
	H_0 : Existe raíz unitaria	H_a : No existe raíz Unitaria	
	DFA Pr < Tau	PP Pr < Tau	
PMEXICO	0.199	0.222	I (1)
$\Delta \text{Ln}(\text{PMEXICO})^\dagger$	0.0005	<0.0001	I(0)
PSINALOA	0.053	0.019	I (0)
$\Delta \text{Ln}(\text{PSINALOA})^\dagger$	<0.0001	0.001	I(0)

$^\dagger \Delta$ operador de primeras diferencias. \diamond $^\dagger \Delta$ first difference operator.

El ajuste de modelos ARIMA está condicionado a series estacionarias. Por ello las series se transformaron a logaritmo natural y primera diferencia para inducir estacionariedad en media y varianza finitas y constantes respecto al tiempo, y covarianza finita que dependa del tiempo en la definición de proceso autorregresivo (Quintana y Mendoza, 2016). Las series estacionarias transformadas en logaritmos y diferencias se nombraron como: $\Delta \text{Ln}(\text{PMEXICO})$ y $\Delta \text{Ln}(\text{PSINALOA})$, donde Δ denota el operador de primeras diferencias (Cuadro 1).

Un modelo ARIMA (1, 0, 1) se ajustó a cada una de las series transformadas con las funciones de autocorrelación simple y parcial para elegir los valores de p y q . El modelo seleccionado fue el que presentó valor menor de los criterios AIC. En la fase de diagnóstico de los modelos se aplicó la prueba Ljung-Box a los residuales para probar la no autocorrelación, como sugirieron Makridakis *et al.* (1997). De acuerdo con el valor $p \geq 0.05$ asociado con la prueba no se rechaza la hipótesis nula, por lo tanto, no existe autocorrelación en los errores (Cuadro 2).

Modelos VAR

Las series de precios de maíz en físico y precios de futuros mostraron tendencia ascendente, pero no mostraron medias y varianzas constantes; por lo tanto, las series se suponen no estacionarias. El orden de integración de las series se verificó con base en las pruebas Dickey Fuller aumentada (DFA) y Phillips Perron (PP) y se determinó que la serie de precios de futuros (PRECIO FUTURO) es estacionaria y la serie de

the lowest value of the AIC criteria. In the diagnostic phase of the models, the Ljung-Box test was applied to the residuals to test the non-autocorrelation, as Makridakis *et al.* (1997) suggested. According to the $p \geq 0.05$ value associated with the test, the null hypothesis is not rejected, therefore, there is no autocorrelation in the errors (Table 2).

VAR models

The series of spot corn prices and futures prices showed an upward trend but did not show constant means and variances; therefore, the series are assumed to be non-stationary. The order of integration of the series was verified based on the augmented Dickey Fuller (DFA) and Phillips Perron (PP) tests and it was determined that the futures price series (PRECIO FUTURO) is stationary and the series of spot corn prices (PRECIO FISICO) presents unitary root (Table 3).

In a strict sense, in a VAR model all the variables must be stationary together (Gujarati and Porter 2010). In order to do this VAR models were established with the stationary series. The US spot corn price series was transformed with a first differentiation and renamed $\Delta(\text{PRECIO FISICO})$, to compare it with the PRECIO FUTURO series (Figure 2).

The length of the lag included in the model denoted by p was selected based on the Akaike, Hannan Quinn (HQ) and Schwarz (Morán, 2014) criteria; the smallest values of those criteria were taken. The optimal lag was established as $p=2$ for the prices of the State of Mexico and $p=1$ for the state of

Cuadro 2. Prueba de Ljung-Box a los residuales de los modelos ARIMA.
Table 2. Ljung-Box test on the residuals of the ARIMA models.

Serie	Modelo ajustado	Ljung-Box test H ₀ : no existe autocorrelación
$\Delta \text{Ln}(\text{PMEXICO})^\dagger$	ARIMA (1, 0, 1)	Q* = 16.378, df = 21, p-value = 0.748
$\Delta \text{Ln}(\text{PSINALOA})^\dagger$	ARIMA (1, 0, 1)	Q* = 16.109, df = 21, p-value = 0.763

$^\dagger \Delta$ operador de primeras diferencias. $\diamond \Delta$ first difference operator.

precios de maíz en físico (PRECIO FISICO) presenta raíz unitaria (Cuadro 3).

En un sentido estricto, en un modelo VAR todas las variables deben ser estacionarias en forma conjunta (Gujarati y Porter, 2010). En atención a esto, se establecieron los modelos VAR con las series estacionarias. La serie del precio de maíz en físico de Estados Unidos se transformó con una primera diferenciación y se nombró como Δ (PRECIO FISICO), para compararla con la serie PRECIO FUTURO (Figura 2).

La longitud del rezago incluido en el modelo denotado por p se seleccionó con base en los criterios Akaike, Hannan Quinn (HQ) y Schwarz (Morán, 2014) y se tomaron los valores más pequeños de estos criterios. El rezago óptimo se estableció como $p=2$ y $p=1$ para los precios del estado de México y Sinaloa, respectivamente. El modelo VAR (2) para el precio del Estado de México se definió como:

$$\begin{aligned} \Delta PMEX_t &= \phi_0 + \phi_1 \Delta PMEX_{t-1} + \phi_2 \Delta PFIS_{t-1} + \phi_3 \Delta PFUT_{t-1} + \phi_4 \\ \Delta PMEX_{t-2} &+ \phi_5 \Delta PFIS_{t-2} + \phi_6 \Delta PFUT_{t-2} + \varepsilon_t \end{aligned} \tag{3}$$

Sinaloa. The VAR (2) model for the price of the State of Mexico was defined as:

$$\begin{aligned} \Delta PMEX_t &= \phi_0 + \phi_1 \Delta PMEX_{t-1} + \phi_2 \Delta PFIS_{t-1} + \phi_3 \Delta PFUT_{t-1} + \phi_4 \\ \Delta PMEX_{t-2} &+ \phi_5 \Delta PFIS_{t-2} + \phi_6 \Delta PFUT_{t-2} + \varepsilon_t \end{aligned} \tag{3}$$

where, Δ is the difference operator, $PMEX$ is the price of corn in the State of Mexico, $PFIS$ is the spot price of corn in the United States, $PFUT$ is the futures price, ϕ_0 is the intercept parameter, and ϕ_i are parameters to be estimated.

The VAR model for the price of corn in Sinaloa was established in a similar way, but with $p=1$. Then the parameters were estimated, and the respective diagnoses were made. Some forecasts were generated out of the sample for the months July to December 2018, and were compared with the data of the validation set. The p -value ≥ 0.05 of the Ljung-Box test indicated the non-autocorrelation of the errors in the VAR models (Table 4).

Cuadro 3. Prueba de Dickey Fuller aumentada (DFA) y Phillips Perron (PP) para las series de precios de maíz en físico (PRECIO FISICO) y precios de futuros (PRECIO FUTURO).

Table 3. Augmented Dickey Fuller (DFA) and Phillips Perron (PP) test for the series of (PRECIO FISICO) spot corn prices and futures prices (PRECIO FUTURO).

Serie	Estadística de Prueba		Orden de integración
	H ₀ : Existe raíz unitaria	H _a : No existe raíz Unitaria	
	DFA Pr < Tau	PP Pr < Tau	
PRECIO FISICO	0.258	0.117	I (1)
Δ (PRECIO FISICO) [†]	<0.0001	<0.0001	I (0)
PRECIO FUTURO	0.033	0.032	I (0)

$^\dagger \Delta$ operador de primeras diferencias. $\diamond \Delta$ first difference operator.

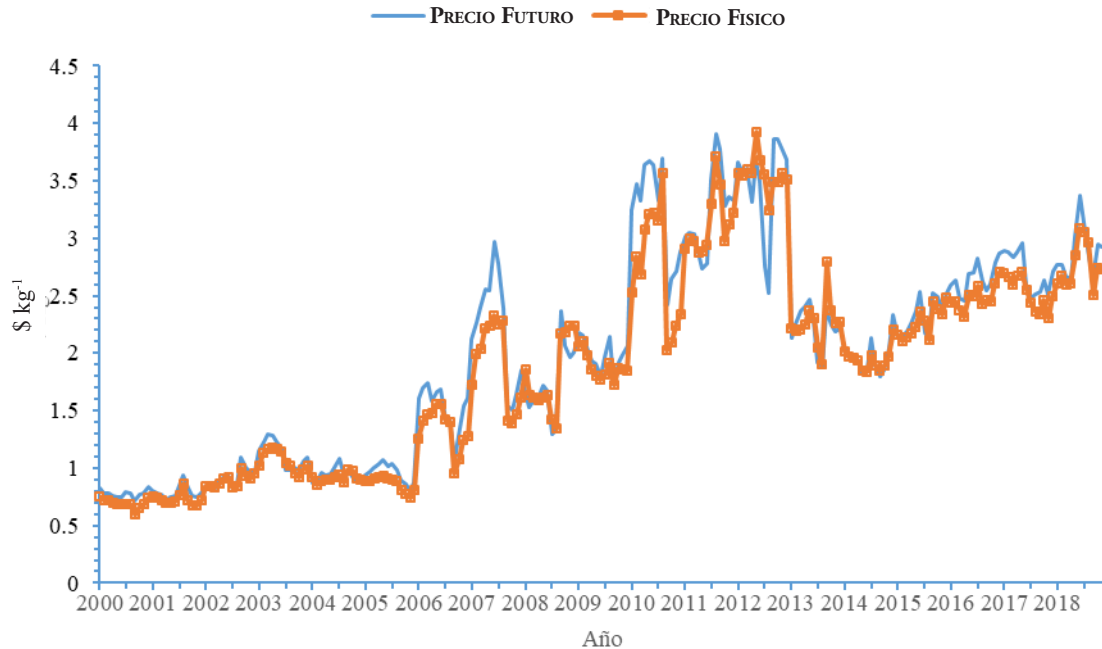


Figura 2. Comportamiento original de las series[†] de precios de futuros y precio de maíz en físico (FOB) en MXN \$ kg⁻¹. [†]A partir de datos de USDA (2020) y BANXICO (2020).
Figure 2. Original behaviour of the series[†] of futures prices and spot corn prices (FOB) in MXN \$ kg⁻¹. [†]Based on data USDA (2020) and BANXICO (2020).

donde, Δ es el operador de diferencias, $PMEX$ es el precio de maíz en el Estado de México, $PFIS$ es el precio de maíz en físico en Estados Unidos, $PFUT$ es el precio de futuros, ϕ_0 es el parámetro de intercepto y ϕ_i son parámetros por estimar.

El modelo VAR para el precio de maíz en Sinaloa se estableció de manera análoga, pero con $p=1$. Después se estimaron los parámetros y se realizaron los diagnósticos respectivos. Algunos pronósticos se generaron fuera de la muestra para los meses de julio a diciembre 2018 y se compararon con los datos del conjunto de validación. El p-valor ≥ 0.05 de la prueba de Ljung-Box indicó la no autocorrelación de los errores en los modelos VAR (Cuadro 4).

Modelos VEC

La construcción de un modelo de vectores de corrección de error (VEC) requiere el establecimiento del orden de integración I(d) y la existencia de co-integración bajo el enfoque del teorema de Granger (Maparu y Mazumder, 2017). El modelo VEC para

VEC models

The construction of a vector error correction model (VEC) requires the establishment of the order of integration I(d) and the existence of cointegration under the approach of the Granger theorem (Maparu and Mazumder, 2017). The VEC model to predict the price of corn in the State of Mexico was defined as:

$$\Delta PMEX = \alpha PMEX + \beta_{11}(\Delta PMEX) + \beta_{12}(\Delta PFIS) - \Pi_{11} \hat{\varepsilon}_{t-1}^{PMEX} + \epsilon_{PMEX} \tag{4}$$

where, Δ is the difference operator, $PMEX$ is the price of corn in the State of Mexico, $PFIS$ is the spot price of corn in the United States, α is an intercept parameter to be estimated, β 's are parameters to be estimated, Π is the cointegrating vector, ε 's are errors resulting from the regression model: $PMEX - \alpha + \beta PFIS + \varepsilon$ lagged one period, and ϵ 's are the estimated error terms.

A procedure analogous to that performed in the VAR models was followed to determine the

Cuadro 4. Prueba de Ljung-Box para los residuales de los modelos VAR.
Tabla 4. Ljung-Box test for the residuals of the VAR model.

Variables	Modelo ajustado	Ljung-Box test H ₀ : No existe autocorrelación
ΔPMEXICO ΔPFISICO PFUTURO †	VAR (2)	X-squared = 0.192, df = 1 p-value = 0.660
PSINALOA ΔPFISICO PFUTURO †	VAR (1)	X-squared = 0.00048, df = 1 p-value = 0.982

†Δ denota el operador de primeras diferencias. ❖ †Δ first difference operator.

predecir el precio de maíz en el Estado de México se definió como:

$$\Delta PMEX = \alpha PMEX + \beta_{11}(\Delta PMEX) + \beta_{12}(\Delta PFIS) - \Pi_{11} \hat{\epsilon}_{t-1}^{PMEX} + \epsilon_{PMEX} \quad (4)$$

donde, Δ es el operador de diferencias, PMEX es el precio de maíz en el Estado de México, PFIS, es el precio de maíz en físico en Estados Unidos, α es un parámetro de intercepto por estimar, β's son parámetros por estimar, Π es el vector cointegrante, ε's son errores resultantes del modelo de regresión: PMEX - α + βPFIS + ε rezagados un periodo y ε's son los términos de error estimados.

Un procedimiento análogo al realizado en los modelos VAR se siguió para la determinación del orden p=2 (Jiang y Liu, 2011); y se realizó la prueba de cointegración de Johansen (Guerrero, 2007; Godínez y Fuentes, 2008) para establecer la existencia de relaciones de cointegración entre las variables en niveles, dicha prueba indicó que existe al menos una relación de cointegración (Cuadro 5).

order p=2 (Jiang and Liu, 2011); and the Johansen cointegration test (Guerrero, 2007; Godínez and Fuentes, 2008) was done to establish the existence of cointegration relationships among the variables in levels; this test indicated that there is at least one cointegration relationship (Table 5).

With the Ljung-Box statistic applied to the residuals, no errors autocorrelation was found (Table 6). The corn prices observed in the State of Mexico were compared with the out-of-sample forecasts for the months July to December 2018, obtained with the VEC model.

Assessment of predictive capacity

Theil's U coefficient and the mean absolute percentage error (MAPE) were calculated from the observed values and the forecasted values obtained by the ARIMA, VAR and VEC models (Table 7). Theil's U coefficient is a measure that ranges from zero to one. If the Theil coefficient is equal to zero, it means that the forecast is perfect (exact); if the Theil coefficient is equal to one, then, using the method under study is not justified.

Cuadro 5. Contraste de cointegración de Johansen del modelo VEC para el precio de maíz en el Estado de México.

Table 5. Johansen's cointegration test of the VEC model for the corn price in the State of Mexico.

H ₀ : Existen γ vectores de cointegración	Estadístico de prueba†	Valores Críticos			Eigenvalores (Lambda)
		10pct	5pct	1pct	
r ≤ 1	1.05	6.50	8.18	11.65	0.0907
r = 0	20.92	12.91	14.90	19.19	0.0004

†Estadístico: traza. ❖ †Statistic: trace.

Por medio de la estadística de Ljung-Box aplicada a los residuales se comprobó que no existió autocorrelación en los errores (Cuadro 6). Los precios de maíz observados en el Estado de México se compararon con los pronósticos fuera la muestra para los meses de julio a diciembre de 2018, obtenidos con el modelo VEC.

Evaluación de la capacidad predictiva

La U de Theil y el error porcentual absoluto medio (MAPE) se calcularon a partir de los valores observados y los valores pronosticados obtenidos usando los modelos ARIMA, VAR y VEC (Cuadro 7). La U de Theil es una medida que oscila entre cero y uno. Si el coeficiente de Theil es igual cero, significa que el pronóstico es perfecto (exacto) y si el coeficiente de Theil es igual a uno no se justifica el uso del método bajo estudio.

En la serie de precios del Estado de México, el modelo con desempeño mejor en la predicción fue el modelo univariado ARIMA (1, 0, 1) porque se obtuvo el error porcentual absoluto medio (MAPE) menor respecto a VAR y VEC; la predicción erró en un 11.32%. En la serie de Sinaloa el error porcentual absoluto medio menor fue igual a 3.46 y se obtuvo

In the series of prices for the State of Mexico, the model with the best performance in prediction was the ARIMA (1, 0, 1) univariate model because the lowest mean absolute percentage error (MAPE) was obtained in regard to VAR and VEC; the prediction was 11.32% wrong. In the Sinaloa series, the lowest mean absolute percentage error was equal to 3.46 and was obtained with the VAR (1) model. That is, there was an error in the prediction of 3.46%, compared to the univariate ARIMA models (1, 0, 1) with a MAPE of 4.83. Broz and Viego (2014) tested the ARIMA model methodology in Mexican timber products and their results showed that the ARIMA models built to predict the price of those products achieved predictions with errors less than 12%.

As it occurred in the case of MAPE, for the Theil's U coefficient analysis, the lowest values were obtained with the ARIMA model (1, 0, 1) in the series of the State of Mexico, and VAR (1) for the series of Sinaloa. This shows that the inclusion of international market variables did improve the forecasts in the case of Sinaloa. Our results support the hypothesis of Araujo (2011) who argued that there is integration between the corn markets in Mexico and the United States; however, such integration varied between two different regional markets in Mexico.

Cuadro 6. Prueba de Ljung-Box para los residuales del modelo VEC para el precio de maíz en el Estado de México.

Table 6. Ljung-Box test for the residuals of the VEC model for the corn price in the State of Mexico.

Modelo ajustado VEC	Ljung-Box test H_0 : Los errores son independientes
PMEXICO PFISICO	X-squared = 1.9158e-05, df = 1, p-value = 0.9965

Cuadro 7. Criterios de discriminación de los modelos univariados ARIMA y multivariados VAR y VEC.

Table 7. Discrimination criteria of the univariate ARIMA and multivariate VAR and VEC models.

Serie	Modelo	U de Theil	MAPE
$\Delta \ln(\text{PMEXICO})$	ARIMA (1, 0, 1)	0.063 [†]	11.32 [†]
$\Delta \text{PMEXICO} \Delta \text{PFISICO} \text{ PFUTURO}$	VAR (2)	0.066	12.58
PMEXICO PFISICO	VEC	0.067	13.01
$\Delta \ln(\text{PSINALOA})$	ARIMA (1, 0, 1)	0.028	4.83
PSINALOA $\Delta \text{PFISICO} \text{ PFUTURO}$	VAR (1)	0.018 [†]	3.46 [†]

[†]Modelo con mejor desempeño según los criterios establecidos. ♦ [†]Model with the best performance according to the established criteria.

con el modelo VAR (1). Esto es, hubo un error en la predicción de 3.46%, en comparación con los modelos univariados ARIMA (1, 0, 1) con un MAPE de 4.83. Broz y Viego (2014) probaron la metodología de modelos ARIMA en productos maderables mexicanos y sus resultados mostraron que los modelos ARIMA construidos para predecir el precio de dichos productos lograron predicciones con errores menores al 12%.

Los resultados de la U de Theil coincidieron con los de MAPE en el sentido de que los menores valores se obtuvieron con el modelo ARIMA (1, 0, 1) en la serie del Estado de México, y VAR (1) para la serie de Sinaloa. Esto es evidencia de que la inclusión de variables del mercado internacional si mejoró los pronósticos en el caso de Sinaloa. Nuestros resultados respaldan la hipótesis de Araujo (2011) quien argumentó que existe integración entre los mercados de maíz en México y los Estados Unidos; sin embargo dicha integración varió entre dos distintos mercados regionales en México.

En la serie del Estado de México, los resultados apoyaron las hipótesis de Godínez y Fuentes (2008) y Ortiz y Montiel (2017), en las cuales se mostró que los precios de futuros no se encuentran relacionados con el precio de este estado. Los pronósticos se hicieron con los modelos ajustados y se realizó una comparación entre los valores observados, y las estimaciones puntuales fuera de la muestra para los meses de julio a diciembre de 2018 (Botero y Cano, 2008) (Cuadro 8).

La influencia del mercado internacional sobre los precios internos se ha planteado en algunos estudios recientes. Zavaleta (2019) modeló la dinámica

In the series for the State of Mexico, results supported the hypothesis of Godínez and Fuentes (2008) and Ortiz and Montiel (2017), in which it was shown that futures prices are not related to the price of this state. Forecasts were done with the adjusted models, and a comparison was performed between the observed values and the point estimates outside the sample for the months July to December 2018 (Botero and Cano, 2008) (Table 8).

The influence of the international market on domestic prices has been raised in some recent studies. Zavaleta (2019) modelled the stochastic dynamics of the percentage variations in corn price using autoregressive moving average models (ARMA) and through vector autoregression (VAR), in order to measure the impact on price volatility, which had the introduction of “futures” of yellow corn in the derivative market. Araujo (2011) used vector error correction models (VEC) to analyze the transmission of prices between the Mexican corn markets and the US market, and argued that there is integration between the corn markets in Mexico and the United States. Also, Fieiss and Lederman (2004) analyzed the cointegration of corn prices in Mexico and the United States.

Regardless, Godínez and Fuentes (2008) used VAR models to prove that the futures price of yellow corn number 2 on the Chicago Stock Exchange does not maintain causality nor leadership over white corn spot prices in Mexico. Ortiz and Montiel (2017) showed through a multivariate stochastic volatility analysis that the market of corn futures prices is not related to the prices registered in some states in México. Those authors concluded that the price

**Cuadro 8. Precios observados p_t y predichos \hat{p}_t obtenidos con los modelos ajustados[†].
Table 8. Observed p_t prices and predicted \hat{p}_t prices obtained with the adjusted models[†].**

	VEC: PMEX PFISICO		VAR (1): PSINALOA ΔPFISICO PFUTURO		ΔPMEXICO ΔPFISICO PFUTURO		ΔLN(PMEXICO) ARIMA (1, 0, 1)		ΔLN(PSINALOA) ARIMA (1, 0, 1)	
	\hat{p}_t	p_t	\hat{p}_t	p_t	\hat{p}_t	p_t	\hat{p}_t	p_t	\hat{p}_t	p_t
Jul. 2018	5.265	5	4.528	4.75	5.283	5	5.209	5	4.524	4.75
Ago. 2018	5.320	5	4.477	4.6	5.312	5	5.216	5	4.550	4.60
Sep. 2018	5.364	4.75	4.434	5	5.322	4.75	5.234	4.75	4.575	5.00
Oct. 2018	5.403	4.75	4.394	5	5.332	4.75	5.254	4.75	4.600	5.00
Nov. 2018	5.438	4.3	4.357	5	5.343	4.3	5.275	4.3	4.624	5.00
Dic. 2018	5.470	6.3	4.322	5	5.355	6.3	5.296	6.3	4.649	5.00

[†] A partir de los datos de SNIIM (2020). ♦ [†]Based on data from SNIIM (2020).

estocástica de las variaciones porcentuales del precio del maíz, por medio de modelos autorregresivos de media móvil (ARMA) y a través un vector autorregresivo (VAR), con el fin de medir el impacto en la volatilidad de los precios, la cual ha experimentado la introducción de “futuros” de maíz amarillo en el mercado de derivados. Araujo (2011) uso modelos de corrección de errores (VEC) para analizar la transmisión de precios entre los mercados de maíz mexicanos y el mercado estadounidense y argumentó que existe integración entre los mercados de maíz en México y los Estados Unidos. También Fiess y Lederman (2004) analizaron la cointegración de los precios de maíz de México y Estados Unidos.

No obstante, Godínez y Fuentes (2008) usaron modelos VAR para probar que el precio de futuros del maíz amarillo número 2 de la bolsa de Chicago no mantiene una causalidad y liderazgo sobre los precios de maíz blanco en físico en México. Ortiz y Montiel (2017) mostraron a través de un análisis de volatilidad estocástica multivariante que el precio de mercado de futuros de maíz no se relaciona con los precios registrados en algunos estados del país. Esos autores concluyeron que la cobertura de precios que ofrece la agencia de servicios a la comercialización y desarrollo de mercados agropecuarios (ASERCA) no cumple en grado adecuado con su propósito de proteger a los agricultores nacionales que siembran maíz blanco.

CONCLUSIONES

Las variables precio de maíz en físico y precio de futuros influyeron sobre los precios de maíz en Sinaloa. El uso de estas variables mejoró los pronósticos comparados con los obtenidos con el modelo univariado autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA), por un coeficiente de Theil menor y un error porcentual absoluto medio menor.

La influencia de los precios en el mercado internacional no fue igual en los dos estados analizados. En la serie del Estado de México el modelo con mejor desempeño en la predicción fuera de la muestra fue el modelo ARIMA (1, 0, 1). En este caso no resultó benéfico el uso de modelos multivariados. Los modelos ARIMA también son útiles para realizar pronósticos pues con ellos se obtiene un estimador del precio sin recurrir a información de otras variables y aportan evidencia de la influencia del mercado internacional

coverage offered by the agricultural marketing and development services agency (ASERCA) does not adequately fulfill its primary purpose of protecting national farmers that grow white corn.

CONCLUSIONS

The spot corn price and futures price variables influenced corn prices in Sinaloa. The use of these variables improved the forecasts compared to those obtained with the univariate autoregressive integrated moving average model (ARIMA), due to a lower Theil coefficient and a lower mean absolute percentage error.

The influence of prices in the international market was not the same in the two states analysed. In the series from the State of Mexico, the model with the best performance in the out-of-sample prediction was the ARIMA model (1, 0, 1). In this case, the use of multivariate models was not beneficial. ARIMA models are also useful for forecasting, since with them a price estimator is obtained without resort to information from other variables. ARIMA provided evidence of the influence of the international market on the domestic market, which was different in the two states analysed.

The use of univariate or multivariate models was not decisive for the accuracy of the forecasts obtained with the series analysed. The models analysed for series from the State of Mexico and Sinaloa are a useful tool in planning and decision-making regarding the production and commercialization of corn and related products, because they provide white corn forecasts.

—End of the English version—



sobre el mercado interno; la cual resultó diferente en los dos estados analizados.

El uso de modelos univariado o multivariados no fue determinante para la precisión de las predicciones obtenidas con las series analizadas. Los modelos analizados para series del estado de México y Sinaloa son una herramienta útil en la planeación y toma de decisiones; en lo referente a producción y comercializa-

ción del maíz y productos relacionados debido a que proporcionan predictores del precio del maíz blanco.

LITERATURA CITADA

- Araujo E., S. R. 2011. Análisis de transmisión de precios entre los mercados de maíz mexicanos y el mercado estadounidense: métodos lineales y no lineales. *Rev. Esp. Est. Agro. Pesq.* 2011: 39-78.
- BANXICO (Banco de México). 2020. Tipo de cambio. <https://www.banxico.org.mx/SieInternet/consultarDirectorioInternetAction.do?accion=consultarCuadro&idCuadro=CF102§or=6&locale=es> (Consulta: marzo 2020).
- Botero B., S. y J. A. Cano C. 2008. Análisis de series de tiempo para la predicción de los precios de la energía en la bolsa de Colombia. *Cuad. Econ.* 27: 173-208.
- Box, G. E. P., G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung. 2016. *Time Series Analysis Forecasting and Control*. 5th Ed. Hoboken, NJ, USA. 709 p.
- Broz R., D. y Viego N., V. 2014. Predicción de precios de productos de *Pinus* spp. con modelos ARIMA. *Madera y Bosque*. 20: 37-46.
- Cryer, D. J. and K. Sik. 2008. *Time Series Analysis with Applications in R*. 2nd Ed. Springer. New York, NY, USA. 501 p.
- Enders, W. 2015. *Applied Econometrics Time Series*. 4th Ed. John Wiley & Sons, Inc. Hoboken, NJ, USA. 498 p.
- Engle, R. F. and C. W. J. Granger. 1987. Co-integration and error correction: representation, estimation, and testing. 55: 51-276.
- Fiess, N. and D. Lederman. 2004. Mexican corn: the effects of NAFTA. The World Bank Group. https://www.researchgate.net/profile/DanielLederman/publication/242146394_Mexican_Corn_The_Effects_of_NAFTA/links/544e45bf0cf29473161b06cc/Mexican-Corn-The-Effects-of-NAFTA.pdf. (Consulta: noviembre 2021).
- FIRA (Fideicomisos Instituidos en Relación con la Agricultura). 2015. Panorama agroalimentario maíz 2015. México. 37 p. https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/61952/Panorama_Agroalimentario_Ma_z_2015.pdf (Consulta: noviembre 2021).
- FIRA (Fideicomisos Instituidos en Relación con la Agricultura). 2016. Panorama agroalimentario 2016. México. Documento técnico. https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/200637/Panorama_Agroalimentario_Ma_z_2016.pdf. (Consulta: noviembre 2021).
- FIRA (Fideicomisos Instituidos en Relación con la Agricultura). 2019. Panorama agroalimentario 2019. México. 25 p. <https://www.inforural.com.mx/wp-content/uploads/2019/11/Panorama-Agroalimentario-Ma%C3%ADz-2019.pdf> (Consulta: noviembre 2021).
- Godínez P., J. A. y N. A. Fuentes F. 2008. Las condiciones económicas para operar un mercado de futuros de maíz blanco en México. *Invest. Econ.* 67: 15-37.
- Guerrero, V. M. 2007. Pronósticos restringidos con modelos de series de tiempo múltiples y su aplicación para evaluar metas de política macroeconómica en México. *Est. Econ.* 22: 241-311.
- Gujarati D, N. y D. C. Porter. 2010. *Econometría*. 5ta Ed. McGraw-Hill Educación. México, D. F., México. 946 p.
- Jiang, H. and C. Liu. 2011. Forecasting construction demand: a vector error correction model with dummy variables. *Construct. Manage. Econ.* 29: 969-979.
- Lütkepohl, H. 2005. *New introduction to multiple time series analysis*. Springer. New York, NY, USA. 765 p.
- Makridakis, S., S. C. Wheelwrighty, and R. J. Hyndman. 1997. *Forecasting, methods and applications*. 3ra Ed. John Wiley & Sons, Inc. 656 p.
- Maparu, T. S. and T. N. Mazumder, 2017. Transport infrastructure, economic development and urbanization in India (1990-2011): Is there any causal relationship? *Transp. Res. Part A: Pol. Pract.* 100: 319-336.
- Morán C., D. M. 2014. Determinantes de la inflación en Ecuador un análisis econométrico utilizando modelos VAR. *Eco. Soc.* 31: 53-70.
- Ortiz A., F. y A. N. Montiel G. 2017. Transmisión de precios futuros de maíz del Chicago Board of Trade al mercado spot mexicano. *Contad. Adm.* 62: 924-940.
- Pankratz, A. 1983. *Forecasting with univariate Box-Jenkins models concepts and cases*. 588 p.
- Quintana R, L. y M. A. Mendoza G. 2016. La econometría: sus usos y aplicaciones en R. DGAPA/UNAM. PE302513. 358 p.
- SIAP (Sistema de Información Agroalimentaria y Pesquera). 2019. Panorama agroalimentario 2019. SAGARPA. https://nube.siap.gob.mx/gobmx_publicaciones_siap/pag/2019/Atlas-Agroalimentario-2019. (Consulta: diciembre 2021).
- Sims, C. 1980. Macroeconomics and reality. *Econometrica* 48: 1-48.
- Sims, C. 1986. Are forecasting models usable for policy analysis? *Q. Rev.* 10: 2-16.
- SNIIM (Sistema Nacional de Información e Integración de mercados). http://www.economia-sniim.gob.mx/Precio_del_Maiz.htm (Consulta: marzo 2020).
- USDA (United States Department of Agriculture). 2020. Precios de futuros y precio de maíz en físico FOB. <https://www.ers.usda.gov/data-products/season-average-price-forecasts/> (Consulta: marzo 2020).
- Zavaleta V., O. H. 2019. Impacto de la introducción del contrato futuro del maíz amarillo en la volatilidad del precio spot: evidencia del MexDer. *Contad. Adm.* 65: 1-33.