

METODOLOGÍA BOX - JENKINS PARA PRONOSTICAR LOS PRECIOS DE HUEVO BLANCO PAGADOS AL PRODUCTOR EN MÉXICO

BOX - JENKINS METHODOLOGY TO FORECAST WHITE EGG PRICES PAID TO THE PRODUCER IN MEXICO

Samuel Luis-Rojas¹, Roberto C. García-Sánchez^{1*}, Roberto García-Mata¹, Oscar A. Arana-Coronado¹, Adrián González-Estrada²

¹Economía. Campus Montecillo. Colegio de Postgraduados. 56230. Montecillo, Estado de México. (luis.samuel@colpos.mx) (rcgarcia@colpos.mx) (rory@colpos.mx) (aranaosc@colpos.mx). ²Programa Nacional de Economía, INIFAP. Apartado Postal # 10. Campo Experimental Valle de México. Carretera Los Reyes -Texcoco. Km 13.5 Coatlinchan. 56250. Texcoco. Estado de México. (gonzalez.adrian@inifap.gob.mx).

RESUMEN

El huevo de gallina es uno de los alimentos más demandados en México porque es una fuente accesible de proteína, preparación fácil, versátil y con disponibilidad amplia en el mercado. En 2016 el consumo *per cápita* en México fue 23.1 kg; además, representó el consumo mayor en el mundo respecto a las demás fuentes de proteína. El objetivo de este estudio fue desarrollar un modelo de pronóstico para los precios nominales mensuales de huevo blanco pagados al productor en México (PPHBP). Los datos fueron del periodo 2000 a 2016 y se usó la metodología Box-Jenkins de procesos estacionales autorregresivos integrados de medias móviles (SARIMA, por sus siglas en inglés). Los parámetros de los modelos se estimaron con el método de máxima verosimilitud con el paquete Statistical Analysis System. Un modelo basado en la serie PPHBP se adaptó para el periodo 2000 a 2016 y se validó con los datos de enero a diciembre de 2017. El mejor modelo estimado fue SARIMA (0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12} e indicó que los PPHBP se explican con los precios de dos y doce meses previos. Los valores pronosticados para 2017 fueron cercanos a los valores observados. El modelo SARIMA representó con cierta precisión el PPHBP en el próximo año y proporcionó información para planificar y tomar decisiones en el sector avícola.

Palabras clave: precios, huevo, metodología Box-Jenkins, SARIMA, pronóstico, predicción.

INTRODUCCIÓN

El huevo de gallina es la fuente de proteína más completa y barata del sector pecuario en México, y por el precio competitivo es la pro-

* Autor responsable ♦ Author for correspondence.

Recibido: abril, 2018. Aprobado: noviembre, 2018.

Publicado como ARTÍCULO en *Agrociencia* 53: 911-925. 2019.

ABSTRACT

The chicken egg is one of the most highly demanded foods in Mexico, since it is an accessible source of protein, it is easy to prepare, versatile and widely available in the market. In 2016 the consumption *per capita* in Mexico was 23.1 kg; in addition, it accounted for the highest consumption in the world, compared to other protein sources. The aim of this study was to develop a method to forecast monthly nominal prices for white eggs paid to the producer in México (PPHBP). The data were from the period between 2000 and 2016 and we used the Box-Jenkins method for Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA). The parameters of the models were estimated using the maximum likelihood model with the Statistical Analysis System software. A model based on the PPHBP series was adapted for the period between 2000 and 2016, and it was validated with the data for January to December 2017. The best model estimated was SARIMA (0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12} and it indicated that the PPHBPs are explained by the prices recorded in the past two and twelve months. The values forecasted for 2017 were near to the values observed. The SARIMA model represented with accuracy the PPHBP in the following year, and it provided information to help planning and making decisions in the poultry sector.

Key words: prices, egg, Box-Jenkins method, SARIMA, forecast, prediction.

INTRODUCTION

The chicken egg is the most affordable and complete source of protein in the livestock sector in Mexico, and due to its competitive price, it is the most accessible source of animal protein in the Mexican market. Eggs are one of

teína animal más accesible en el mercado mexicano. El huevo de gallina es de los alimentos más demandados en el ámbito nacional con disponibilidad amplia en el mercado y preparación fácil (Alonso, 2017). De 1994 a 2016 el consumo *per cápita* pasó de 16.7 a 23.1 kg y la tasa de crecimiento media anual (TCMA) fue 1.5% (UNA, 2016). El crecimiento de consumo *per cápita* de huevo en México se explica por el precio competitivo con respecto a otras fuentes de proteína. Cruz *et al.* (2016) señalaron que con un salario mínimo en 2013 podían adquirirse en promedio 2.45 kg de huevo, o 1.84, 0.69 y 0.70 kg de carne de pollo, porcino o bovino. Sin embargo, con datos de la FAO (2016), CONAPO (2016) y CONASAMI (2016) el cálculo mostró que con un salario mínimo promedio de 2016 podían adquirirse 4.71 kg de huevo o 3.30, 0.86 y 0.56 kg de carne de pollo, cerdo y res. Lo que indicó que la proteína del huevo continúa siendo la más barata.

La producción nacional de huevo pasó de 1 956 000 Mg en el año 2000 a 2 765 422 Mg en 2016, y registró una TCMA de 2.9% superior a la de la población (1.98%) (UNA, 2016). La producción de 119.9 millones de cajas de huevo obtenidas en 2016, ubicó a México como el cuarto productor mundial, después de China, EE.UU. y la India, que en el mismo año produjeron 931.8, 224.5 y 208.8 millones de cajas, respectivamente. Las principales entidades productoras en México son Jalisco (55%), Puebla (15%), Sonora (8%), región de la Comarca Lagunera (Durango y Coahuila) (5%), Yucatán (5%) del total nacional (UNA, 2016). En los tres principales estados se localizan 11 de las principales empresas productoras encabezadas por: Proteína Animal, Bachoco, El Calvario, Empresas Guadalupe, y Socorro Romero Sánchez (Cruz *et al.* 2016). La producción de huevo fue menor que el consumo (2 799 000 Mg) en 2016, por lo que se importó 1.21% del total para cubrir la demanda. Mientras que del periodo 2006 a 2016, la producción creció a una tasa media anual de 4.8% (UNA, 2016).

Los costos de alimentación, empaque y mano de obra son tres de los insumos más importantes en la producción de huevo y representan 63.4, 5.7 y 4.4% respectivamente. En el año 2016, se usaron 16 000 000 de Mg de alimento balanceado de los cuales 63% es grano forrajero (maíz y sorgo), equivalente a 10 000 000 Mg de granos; en el mismo año, la avicultura productora de huevo generó 255 mil empleos

the most demanded foods in the country, widely available in the market, and easy to prepare (Alonso, 2017). Between 1994 and 2016, consumption *per capita* went from 16.7 to 23.1 kg and the average annual growth rate (AAGR) was 1.5% (UNA, 2016). The increase in egg consumption *per capita* in Mexico can be explained by the competitive price regarding other protein sources. Cruz *et al.* (2016) pointed out that with the minimum wage in 2013, one could purchase an average of 2.45 kg of eggs, or 1.84, 0.69 and 0.70 kg of chicken or pork meat, or beef. However, using data provided by FAO (2016), CONAPO (2016) and CONASAMI (2016), calculations showed that in 2016 with an average minimum wage, one could purchase 4.71 kg of eggs or 3.30, 0.86 and 0.56 kg of chicken or pork meat, or beef; thus indicating that egg protein is still the most affordable source.

National egg production in Mexico raised from 1 956 000 Mg in the year 2000 to 2 765 422 Mg in 2016, and it registered an AAGR of 2.9% higher than the inhabitant's growth rate (1.98%) (UNA, 2016). The production of 119.9 million egg cartons obtained in 2016 located Mexico as the world's fourth largest producer, after China, the USA. and India, which produced 931.8, 224.5 and 208.8 million cartons, respectively, in the same year. Main production states in Mexico are Jalisco (55% of the national total), Puebla (15%), Sonora (8%), the Comarca Lagunera (between Durango and Coahuila) region (5%), and Yucatán (5%) (UNA, 2016). The three main states are home to the 11 main egg production companies, led by Proteína Animal, Bachoco, El Calvario, Empresas Guadalupe, and Socorro Romero Sánchez (Cruz *et al.* 2016).

Egg production was lower than the consumption (2 799 000 Mg) in 2016, and therefore 1.21% of the total was imported to cover the demand. Meanwhile, between 2006 and 2016, production grew at an average annual rate of 4.8% (UNA, 2016).

The costs of feeding, packing and workforce are three of the most important inputs in egg production, and they account for 63.4, 5.7 and 4.4% respectively. In 2016, 16 000 000 Mg of balanced feeding mix for chicken were used, 63% of which is fodder grain (maize and sorghum), equivalent to 10 000 000 Mg kernels; in the same year, egg-producing aviculture created 255 thousand direct jobs and 985 thousand indirect jobs (UNA, 2016).

directos y 985 mil empleos indirectos (UNA, 2016). Tomek y Kaiser (2014) señalaron que el comportamiento de los precios de materias primas es el resultado de una mezcla compleja de cambios asociados con factores de tendencia, estacionales, cíclicos y aleatorios; mientras que la inestabilidad de los precios que caracteriza a los mercados de productos agropecuarios se explican por tres factores: 1) son relativamente competitivos, la demanda derivada y la oferta primaria son típicamente inelásticas; 2) la naturaleza biológica del proceso de producción significa que la oferta es parcialmente dependiente de procesos aleatorios (como el clima) y es frecuentemente de naturaleza estacional; 3) los productores y acopiadores primarios deben usar los precios esperados para la toma de decisiones y las expectativas introducen cambios sistemáticos en los precios y cantidades.

Con una serie histórica de 1967 a 2000, mediante promedios móviles, García *et al.* (2003) obtuvieron la tendencia, el índice estacional, cíclico y aleatorio, de la serie de precios reales de huevo blanco pagado al productor y mediante el método multiplicativo realizaron predicciones. De 1976 a 2013, mediante modelos de regresión múltiple, Ortega (2014) estimó la producción nacional avícola hasta el 2024, así como los precios de maíz y la soya, y utilizó en el primer modelo como variables predictoras, la producción avícola anual, el costo anual de la materia prima y el tamaño de la población; mientras que para el segundo utilizó como variables exógenas a los años, el número de habitantes, el precio de la tonelada de maíz (*Zea mays*) y de soya (*Glycine max*). El autor concluyó que para el 2024 la producción huevo para plato crecerá 17.4%, es decir, a 1.74% anual, destacando que las buenas prácticas de producción, sustentabilidad, genética aplicada y alimentación pueden mejorar este resultado, pero no contempló el análisis de los precios del huevo para plato al productor ni al consumidor. Cruz *et al.* (2016) utilizaron una serie de 1960 a 2012, y con estimaciones de mínimos cuadrados en dos etapas obtuvieron coeficientes de elasticidad para huevo y con los resultados realizaron estimaciones respecto al precio pagado al productor, en el corto plazo. En la presente investigación se utilizó la metodología de procesos estacionales autorregresivos integrados de medias móviles (SARIMA, por sus siglas en inglés). Estos modelos son más apropiados para predicciones a largo plazo que para corto plazo que presentan patrones estacionales, pero éstas se

Tomek and Kaiser (2014) pointed out that the behavior of prices of raw material is the result of a complex mixture of changes related to trending, seasonal, cyclic and random factors; whereas the instability of prices, typical of farming products, are explained by three factors: 1) they are relatively competitive, derived demand and primary supply are typically inelastic; 2) the biological nature of the production process means that the supply is partially dependent on random processes (as climate) and it is rather seasonal; 3) primary farmers and collectors must use expected prices to make decisions and these expectations introduce systematic changes in prices and amounts.

With a historical series between 1967 and 2000, with moving averages, García *et al.* (2003) obtained the trend, in seasonal, cyclic and random indices for the real prices series of white eggs paid to the producers, and using the multiplicative method, they made predictions. Between 1976 and 2013, using multiple regression models, Ortega (2014) estimated the national production of poultry until 2024, as well as the prices for maize and soybean, and used annual poultry production, the annual cost of raw material and population size as prediction variables in the first model. For the second model, he used the years, number of inhabitants, prices of a ton (Megagram) of maize (*Zea mays*) and of soybean (*Glycine max*) as exogenous variables. He concluded that by 2024 the production of eggs for human consumption would increase by 17.4%, this is an annual 1.74%, and highlighted that better management production and sustainability practices, along with applied genetics and diets could improve this result, although he did not contemplate the analysis of the prices of eggs for human consumption for the producer or the costumer. Cruz *et al.* (2016) used a series from 1960 to 2012, and using minimum squares estimations in two stages, they obtained elasticity coefficients for eggs, and using these results, they calculated the price paid to the producer, in the short term. In this research we used the Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Average (SARIMA) method, which are more adequate for long-term than for short-term predictions with seasonal patterns. However, these latter are analyzed on a seasonal series, and require at least 50 data (Box and Jenkins, 1976); therefore, its prediction is more reliable than those methods used in the three investigations mentioned above.

analizan sobre una serie estacionaria y se necesitan como mínimo 50 datos (Box y Jenkins, 1976), de ahí que su predicción sea más confiable que los métodos utilizados en las tres investigaciones mencionadas.

El modelo SARIMA es útil en situaciones en las cuales los datos de series temporales muestran fluctuaciones estacionales periódicas que se repiten con casi la misma intensidad cada año (Box y Jenkins, 1976). Esta característica hace que este modelo sea adecuado para estudios de productos agropecuarios, y por lo tanto para el sector avícola. García *et al.* (2003) plantearon que el proceso biológico de la producción y los factores climatológicos, provocan que la mayor parte de la producción de la mayoría de los productos agrícolas salga en determinados meses del año, originando una marcada estacionalidad de la producción y, en consecuencia, de los precios. En temporadas de primavera –verano se esperaba un incremento en la producción de huevo, debido a las condiciones óptimas de producción para las gallinas, dando como resultado que el precio del producto esté por debajo de su promedio y en las temporadas de otoño– invierno se esperaba una situación contraria, debido a la temporada de frío. El objetivo de este estudio fue desarrollar modelos de series de tiempo para pronosticar los PPHBP, con base en los precios nominales promedios mensuales disponibles entre 2000 y 2016. Con los datos recopilados de los meses del año 2017 se validó el modelo. Dada la incertidumbre del mercado, el pronóstico de los PPHBP proporciona información útil para facilitar la planificación en la toma de decisiones de los diferentes actores que forman parte de este sector. La hipótesis fue que los PPHBP futuros se explican por los mismos precios del pasado y la serie presenta comportamientos estacionales periódicos de un año.

MATERIALES Y MÉTODOS

Para conocer el comportamiento de los PPHBP y realizar pronósticos se utilizó una serie histórica de precios proporcionados por la Unión Nacional de Avicultores (UNA). La serie de tiempo de los PPHBP se dividió en dos partes: los datos de enero de 2000 a diciembre de 2016 expresados en pesos mexicanos nominales por kilogramo (\$MXN kg⁻¹) se utilizaron para desarrollar el modelo de series temporales, y los precios de enero a diciembre de 2017 también expresados en (\$ kg⁻¹) se usaron para validar el modelo.

Si se asume que $Y=(Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ es una serie de tiempo, entonces un modelo estacional SARIMA con “s” observaciones

The SARIMA model is useful in situations in which the data of seasonal series show periodic seasonality fluctuations that repeat themselves with almost the same intensity every year (Box and Jenkins, 1976). This feature makes the model adequate for studies on farming products, and therefore, for the poultry sector. García *et al.* (2003) suggested that the biological production process and climate factors cause most of the production of most farming products to be produced in certain months of the year, leading to a seasonality in production, and consequently, in prices. In the seasons of spring and summer, a rise in the prices of eggs is expected, due to the optimum conditions of production for chickens, resulting in the price of the product being below its average, and in the seasons of autumn and winter, the opposite is expected, due to the colder season conditions. The aim of this study was to develop models of time series to forecast the PPHBP, based on the average monthly nominal prices available between 2000 and 2016. The model was validated with the data collected in the months of the year 2017. Given the uncertainty of the market, the forecast of the PPHBP provides useful information to plan the decisions of the people that play a role in this sector. The hypothesis was that future PPHBPs can be explained by the same prices of the past years, and the series presents seasonal periodic behaviors for one year.

MATERIALS AND METHODS

In order to know the behavior of the PPHBPs and make predictions, we used a historical series of prices provided by the National Poultry Union (UNA). The time series of the PPHBPs was divided in two parts: the data from January, 2000 to December, 2016, expressed in nominal Mexican pesos per kilogram (\$MXN kg⁻¹), were used to develop the model of temporary series, and the prices from January to December, 2017, also expressed in (\$ kg⁻¹) were used to validate the model.

If we assume that $Y=(Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ is a time series, then a SARIMA seasonal model with “s” observations per period, denoted by $(p, d, q) \times (P, D, Q)$, (Guerrero, 1991) is given by:

$$\Phi_p(B)\phi_p(B)\nabla_s^D\nabla^d Y_t = \Theta_q(B)\theta_q(B)a_t$$

where B is the delay operator ($B^s Y_t = Y_{t-s}$), Y_t is the time series of variable Y in time t , $\Phi(B)$ is the autoregressive polynomial (AR) of the seasonal part, “P” order, that is: $\Phi(B)=1-\Phi_1 B-\Phi_2 B^2-\dots-\Phi_p B^p$, and the autoregressive polynomial (AR) of the

por periodo, denotado por $(p, d, q) \times (B, D, Q)_s$, (Guerrero, 1991), está dado por:

$$\Phi_p(B)\phi_p(B)\nabla_s^D\nabla^d Y_t = \Theta_Q(B)\theta_q(B)a_t$$

donde B es el operador de retraso ($BY_t = Y_{t-1}$), Y_t es la serie de tiempo de la variable Y en el tiempo t , $\Phi(B)$ es el polinomio autorregresivo (AR) de la parte estacional, de orden “P”, esto es: $\Phi(B) = 1 - \Phi_1 B - \Phi_2 B^2 - \dots - \Phi_p B^p$, y el polinomio autorregresivo (AR) de la parte no estacional, de orden “p”, se simboliza con $\phi(B)$ y se desarrolla así, $\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$, mientras que, $\Theta(B)$ es el polinomio de promedios móviles (MA) de la parte estacional, de orden “Q”, donde: $\Theta(B) = 1 - \Theta_1 B - \Theta_2 B^2 - \dots - \Theta_q B^q$; $\theta(B)$ es el polinomio de promedios móviles (MA) de la parte no estacional, de orden “q”, donde: $\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$, asimismo, el número de diferencias que se necesitan para estacionar la serie en la parte no estacional y se denota $\nabla^d = (Y_t - Y_{t-1})^{d=1}$ y se simboliza “d”; mientras que “D” es el número de diferencias estacionales y se representa $\nabla_s^D Y_t = (1 - B^s)^{D=1} Y_t$, ahora para el caso de “ a_t ” se refiere a los términos de error aleatorio o también llamado ruido blanco que se supone que son variables aleatorias independientemente distribuidas de forma idéntica muestradas de una distribución con media igual a cero y varianza $a_t \approx N(0, \delta^2)$ (Box y Jenkins, 1976).

En el análisis de series de tiempo, la variable a_t se conoce comúnmente como ruido blanco, y se interpreta como un efecto exógeno que el modelo no explica. Al tener en cuenta la serie temporal PPHBP, este ruido blanco puede ser un efecto de variables climáticas, enfermedades aviares, el tipo de cambio peso - dólar, la situación de riesgo país, catástrofes naturales o factores aleatorios.

El procedimiento PROC ARIMA del software Statistical Analysis System (SAS) versión 9.4. (SAS Institute, Inc., 2014) se usó para adaptar el modelo SARIMA a la serie PPHBP del periodo 2000 - 2016 con la metodología para la construcción del modelo ARIMA, y se ajustó a los pasos sugeridos por Box y Jenkins: identificación del modelo, estimación de parámetros, verificación de supuestos y predicción (Greene, 2003) (Figura 1).

La idoneidad de cada modelo se verificó mediante gráficas de los residuales contra el tiempo. Si el modelo es adecuado se esperaría que los residuales estén distribuidos de forma aleatoria alrededor de cero sin mostrar ningún patrón o tendencia; en caso que existiera algún tipo de comportamiento regular, esto sería un motivo para suponer que los residuales no tienen una distribución normal y no son puramente aleatorios (Ljung, 1978). La elección del modelo de forma parsimoniosa sugerida por Burnham y Anderson (2002) se utilizó mediante el Criterio de información Akaike (AIC) y el Criterio Bayesiano de Shwartz (SBC), los cuales comparan la bondad de ajuste de los diferentes

non-seasonal part, of the order “p”, is symbolized with $\phi(B)$ and is developed as follows, $\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$, whereas $\Theta(B)$ is the polynomial of moving averages (MA) of the seasonal part, “Q” order, where: $\Theta(B) = 1 - \Theta_1 B - \Theta_2 B^2 - \dots - \Theta_q B^q$; $\theta(B)$ is the polynomial of moving averages (MA) of the non-seasonal part, of the order “q”, where: $\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$. Likewise, the number of differences needed to make stationary the series in the non-seasonal part, is indicated as $\nabla^d = (Y_t - Y_{t-1})^{d=1}$ and symbolized “d”; whereas “D” is the number of seasonal differences and it is represented as $\nabla_s^D Y_t = (1 - B^s)^{D=1} Y_t$. For the case of “ a_t ”, it refers to the terms of random error, also called white noise, which are assumed to be random variables, independently distributed in identical manner, sampled from a distribution with a mean of zero and a variance $a_t \approx N(0, \delta^2)$ (Box and Jenkins, 1976).

In the analysis of time series variable a_t is commonly known as white noise and is interpreted as an exogenous effect that is not explained by the model. When considering the PPHBP time series, this white noise can be an effect of climate variables, poultry diseases, the peso-dollar exchange rate, the country risk situation variable, natural catastrophes or random factors.

The PROC ARIMA procedure of the Statistical Analysis System (SAS) software, version 9.4. (SAS Institute, Inc., 2014) was used to adapt the SARIMA model to the series PPHBP of 2000 - 2016 with the method for construction of the ARIMA model, and it was adjusted to the steps suggested by Box and Jenkins: identification of the model, estimation of parameters, verification of assumptions and prediction (Greene, 2003) (Figure 1).

The suitability of each model was verified using graphs of residuals against time. If the model is adequate, the residuals are expected to be randomly distributed around zero, showing no pattern nor tendency; if there were any type of regular behavior, this would be a reason to assume that residuals do not have a normal distribution and are not purely random (Ljung, 1978). The choice of this model in the parsimonious form suggested by Burnham and Anderson (2002) was used following the Akaike Information Criterion (AIC) and the Shwartz Bayesian Criterion (SBC), which compare the goodness of fit of the different models. Both criteria are based on the use of the sum of squares of the errors, seeking to minimize it from different combinations of p and q . The lowest values of AIC and SBC indicate a better adjustment in the model.

RESULTS AND DISCUSSION

The PPHBP series shows a tendency to rise, masked by a strong seasonality, product of the weather conditions throughout the year and the

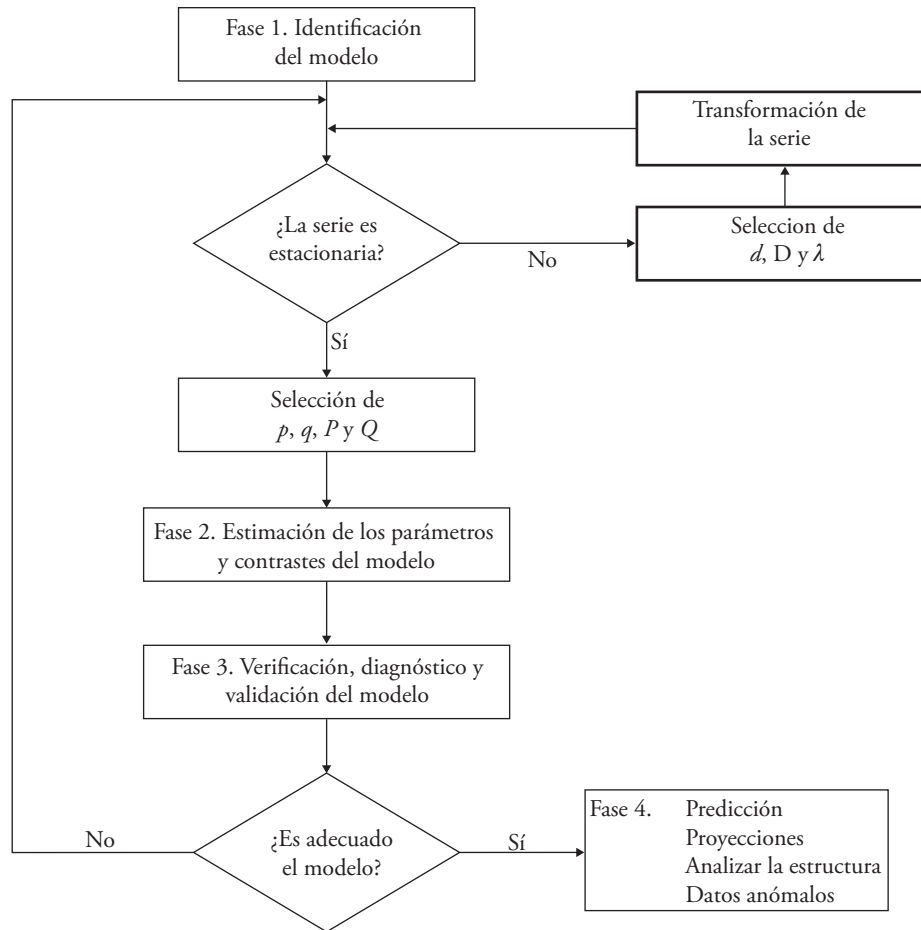


Figura 1. Flujograma de la metodología Box- Jenkins.
Figure 1. Flowchart of the Box- Jenkins methodology.

modelos. Ambos criterios se basan en el uso de la suma de cuadrados de los errores y buscan minimizarla a partir de diversas combinaciones de p y q . Los valores de AIC y el SBC más bajos indican un ajuste mejor en el modelo.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La serie PPHBP muestra tendencia al alza, enmascarada por una marcada estacionalidad, producto de las condiciones climáticas a lo largo del año y los cambios asociados a esas condiciones que se presentan en el proceso biológico que ocurre en las gallinas (García *et al*, 2003). En épocas de otoño-invierno los precios son mayores a la media porque en esa temporada las gallinas reducen la producción debido al frío; mientras que en las condiciones favorables de los meses de primavera-verano las gallinas aumentan la producción, lo que causa un exceso de oferta que

changes related to these conditions, which are present in the whole biological process occurring to chickens (García *et al*, 2003). In the autumn and winter, prices are higher than average because in those seasons, chickens reduce their production due to the cold weather; whilst in spring and summer, due to favorable conditions, they increase their production, causing an exceeding supply that forces producers to accept a price below the average.

The highest peaks of the seasonal series occur between August, 2012 and May, 2014 (observations 152 to 173), and they can be explained by the outbreak of bird flu that attacked flocks in Mexico; whereas the peaks between November, 2014 and April, 2015 (observations 179 to 184) are explained by the volatility and the devaluation of the Mexican peso respect to the U.S. dollar, which affects the egg industry directly. Nearly 65% of all production costs

obliga a los productores a aceptar un precio menor al promedio.

Los picos más altos de la serie temporal corresponden a los meses de agosto de 2012 a mayo de 2014 (observaciones 152 a 173), y se explican por el brote de la influenza aviar que atacó a las parvadas en México, mientras que los picos de noviembre 2014 a abril de 2015 (observaciones 179 a 184), se explican por la volatilidad y devaluación del peso mexicano frente al dólar, que afecta directamente a la industria del huevo. Cerca del 65% de los costos de producción están dolarizados, lo cual causa que los costos de las materias primas aumenten y tan pronto como les es posible, los productores, trasladan el costo de la alimentación al consumidor final (Figura 2A).

La prueba de Cox-Box arrojó un $\lambda = -0.25$, por lo que la serie PPHBP se debió transformar en logaritmos naturales para tener varianza constante. La magnitud de este coeficiente concuerda con la teoría de las series temporales, planteada por Cox y Box, (1964) para la aplicación de cualquiera de los modelos de la familia de los ARMA. Es necesario que las series tengan una media estacionaria la cual se obtiene con al menos una diferencia, mientras que para estabilizar la varianza se aplica una transformación de la familia Cox – Box; además de estabilizar la varianza, mejoran la aproximación a la distribución normal del proceso $\{Z_t\}$, donde λ es el parámetro de transformación. Entonces $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ es el vector de los logaritmos naturales, que nombra ahora a la serie como LPPHBP. Al observar la serie Y_1, Y_2, \dots, Y_n frente al tiempo todavía hay cierta tendencia, pero a través de la primera diferencia (∇) se obtiene una serie estacionaria. Por lo tanto, se considera $d=1$ (Figura 2B).

La serie PPHBP diferenciada y transformada a logaritmos naturales se ha renombrado LPPHBP (1), y a simple vista ya es estacionaria en media (no existe tendencia) y en varianza, situación que concuerda con lo establecido con Box y Jenkins, (1976) puesto que la serie a estudiar debe tener una variabilidad constante a través del tiempo y sin tendencia (Figura 2C). Una situación diferente es planteada por García *et al.* (2003), ya que para realizar pronósticos de PPHBP con el enfoque univariado, fue necesario transformar la serie PPHBP a precios reales. De este modo la nueva serie contiene los cuatro componentes característicos de una serie de tiempo: tendencia (T), ciclicidad (C), estacionalidad (E) y aleatoriedad (I).

are in dollars, causing the costs of raw material to rise, and as soon as they can, producers transfer the cost of feeding to the end consumer (Figure 2A).

The Box-Cox test gave a $\lambda = -0.25$, therefore the PPHBP series had to be transformed in natural logarithms to have a constant variance. The magnitude of this coefficient coincides with the theory of seasonal series proposed by Cox and Box (1964) for the application of any of the models of the family of the ARMA. The series must have a stationary average, which is obtained with at least one difference, whereas to stabilize the variance, a transformation of the Cox-Box family is applied. Not only does this stabilize the variance, but it also improves the approximation to the normal distribution of the process $\{Z_t\}$, where λ is the parameter of transformation. Then $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ is the vector of natural logarithms, now renaming the series as LPPHBP. The series Y_1, Y_2, \dots, Y_n , observed over time, still presents certain trend, but with the first difference (∇) we obtain a stationary series. Therefore, it is considered that $d = 1$ (Figure 2B).

The PPHBP series, differentiated and transformed to natural logarithms, has been renamed LPPHBP (1), and in plain sight is stationary in average (no tendency) and in variance, a situation which coincides with Box and Jenkins, (1976) since the series to be studied must have a constant variability throughout time and without a tendency (Figure 2C). A different situation is set forth by García *et al.* (2003), since, in order to forecast the PPHBP with a univariate approach, it was necessary to transform the PPHBP series to real prices. In this way, the new series contains the four characteristic components of a time series: tendency (T), cyclicity (C), seasonality (E) and randomness (I). Later, with a twelve-month centered moving averages, the seasonal (E) component was eliminated, losing six data at the beginning and at the end of the series, leaving only components (C), (T) and (I); and applying the ordinary squared minimums (OSM) they calculated the Tendency (T) equation with the best adjustment of the real PPHBP series.

The stationary or non-stationary character of the time series in a statistical way, set forth by Dickey and Fuller (1981) was verified using the single root Augmented Dickey Fuller test (ADF) which consists in including the lag of the first difference of Y_t in the test regression to admit the possible existence

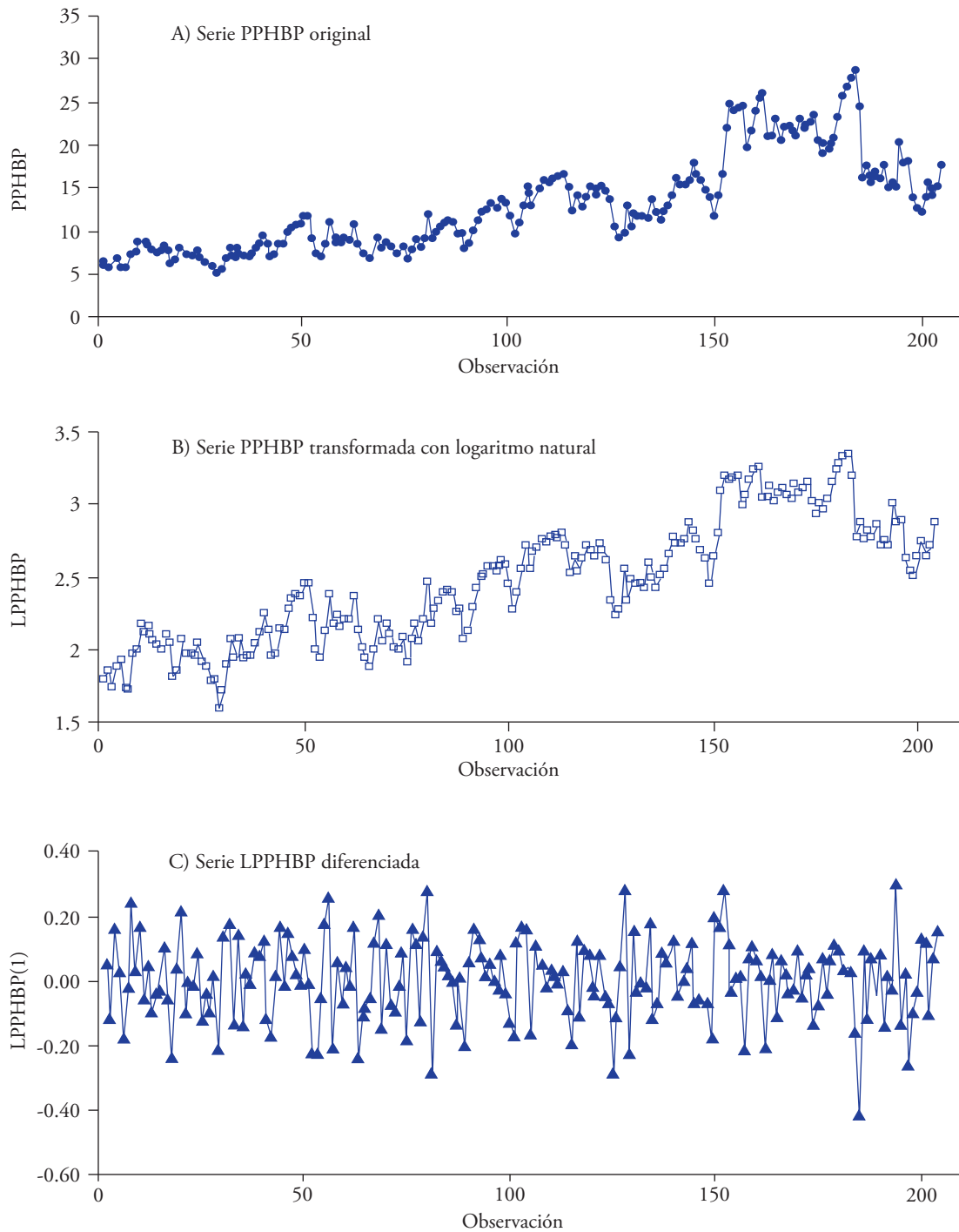


Figura 2. Diagnósticos gráficos de la serie original (PPHBP): (A) Comportamiento original de la serie PPHBP en \$ kg⁻¹, 2000-2016; (B) Comportamiento de la serie PPHBP transformada a logaritmos naturales (LPPHBP); (C) Serie LPPHBP diferenciada en la parte no estacional, transformada con logaritmos naturales y sin tendencia.

Figure 2. Graphic diagnoses of the original series (PPHBP): (A) Original behavior of the PPHBP series in \$ kg⁻¹, 2000-2016; (B) Behavior of the PPHBP transformed to natural logarithms (LPPHBP); (C) LPPHBP series differentiated in the non-seasonal part, transformed with natural con logarithms and without tendencies.

Después, mediante un movimiento medio centrado de doce meses se eliminó el componente estacional (E) y se perdieron seis datos al principio y al final de la serie, quedaron solo los componentes (C), (T) e (I) y al aplicar los mínimos cuadrados ordinarios (MCO), calcularon la ecuación de Tendencia (T) con ajuste mejor de la serie de PPHBP reales.

La estacionariedad o no estacionariedad estadística de la serie de tiempo, planteada por Dickey y Fuller (1981), se verificó mediante la prueba de raíz unitaria de Dickey Fuller Aumentada (ADF), la cual consiste en incluir rezagos de la primera diferencia de Y_t en la regresión de prueba para admitir la existencia posible de una autocorrelación serial. Para ello se plantea la siguiente hipótesis, Ho: La serie no es estacionaria ($\rho=1$) y tiene raíz unitaria vs. Ha: La serie es estacionaria ($\rho \neq 1$) y no tiene raíz unitaria. Regla de decisión: Se rechaza Ho si tau calculado \leq tau de tablas (Pankratz, 1983). Dado que el valor absoluto de la tau calculada es menor que la tau de tablas, se rechaza la hipótesis nula y se concluye que la serie PPHBP no tiene raíz unitaria, por lo tanto, es estacionaria; es decir, tiene media y varianza constante en el tiempo (Cuadro 1).

La función de autocorrelación estimada (ACF) y la función de autocorrelación parcial (PACF) de la serie ∇ LPPHBP, muestra una ACF alta en los lags=12, 24, señal de presencia de comportamiento estacional, repetido cada 12 meses ($s=12$); además, con pequeños picos significativos en los valores 3, 5 y 6. Con respecto a la FACP se presentan picos altos en las correlaciones para el lag=12 y 24 repitiéndose el mismo patrón estacional anual, así como pequeños picos en los retardos 3, 5, 7, por lo que se intuye que un proceso SARIMA describe y explica el comportamiento de los PPHBP (Figura 3).

of a serial autocorrelation. For this, the following hypothesis is suggested: Ho: The series is non stationary ($\rho=1$) and it has a single root vs. Ha: The series is stationary ($\rho \neq 1$) and it does not have a single root. Decision rule: Ho is rejected if calculated $\tau \leq \tau$ in tables (Pankratz, 1983). Since the absolute value of the calculated tau is lower than the tau in tables, the null hypothesis is rejected, and we conclude that the PPHBP series has no single root, therefore, it is stationary; *i.e.*, its mean and variance are constant in time (Table 1).

The estimated autocorrelated function (ACF) and the partial autocorrelated function (PACF) of the series ∇ LPPHBP shows a high ACF in the lags=12, 24, indicating the presence of seasonal behavior, repeated every 12 months ($s=12$); also, with small significant peaks in the values 3, 5 y 6. Regarding the FACP, high peaks are displayed in the correlations for the lag=12 and 24 repeating the same yearly seasonal pattern, as well as small peaks in the delays 3, 5, 7, and therefore the idea that a SARIMA process describes and explains the behavior of the PPHBP (Figure 3).

The identification stage of the model is practically a visual inspection, depicted ACF and PACF may hide information of interest for the choice of the proper model (Gujarati and Porter, 2009), therefore 14 models were suggested. Out of these, the four best were identified, which best meet the significance of parameters and white noise.

Coefficients AR, MA were estimated considering different choices of p and q , as well as the values for SBC, AIC and the variance σ_e^2 for the four best SARIMA models adjusted to the LPPHBP series. However, problems were found with the convergences when using $D=1$. Therefore, given

Cuadro 1. Prueba de Dickey Fuller aumentada (ADF) para la serie de precios promedios mensuales de huevo blanco pagados al productor en México (PPHBP).

Table 1. Augmented Dickey Fuller test (ADF) for the series of average monthly prices for white eggs paid to the producer in Mexico (PPHBP).

Tipo	Retardos	Rho	Pr<Rho	Tau	Pr<Tau	F	Pr>F
Media Simple	0	-215.091	0.0001	-15.04	<0.0001	113.09	0.0010
	1	-243.971	0.0001	-10.92	<0.0001	59.61	0.0010
	2	-449.149	0.0001	-10.15	<0.0001	51.53	0.0010
Tendencia	0	-215.194	0.0001	-15.00	<0.0001	112.59	0.0010
	1	-244.632	0.0001	-10.90	<0.0001	59.43	0.0010
	2	-451.725	0.0001	-10.13	<0.0001	51.35	0.0010

La etapa de identificación del modelo es prácticamente una inspección visual, la ACF y la PACF graficadas pueden ocultar información de interés para la elección del modelo adecuado (Gujarati y Porter, 2009), por lo que se propusieron 14 modelos. De estos se identificaron los cuatro mejores que cumplen con la significancia de parámetros y ruido blanco.

Los coeficientes AR, MA se estimaron considerando diferentes elecciones de p y q , así como los valores de SBC, AIC y la varianza σ_ϵ^2 para los cuatro mejores modelos SARIMA ajustados a la serie LPPHBP. Sin embargo, se encontraron problemas con la convergencia cuando se usa $D=1$. Por lo tanto, considerando que la primera diferencia en la parte no estacional suele ser suficiente ($d=1$), se estableció d en 1 en todos los modelos. El modelo con el valor SBC y AIC más bajo para este conjunto de datos, fue el SARIMA $(0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12}$ (Cuadro 2).

Los parámetros AR1,1 se calcularon para la parte estacional Φ_{12} , el parámetro de promedio móvil MA2,1 Θ_{12} para la parte estacional y el componente de promedio móvil MA1,1 θ_2 para la parte no estacional, mediante máxima verosimilitud, utilizando el proceso PROC ARIMA (SAS Institute, Inc., 2014). Para que un modelo sea considerado moderado en la interpretación y significancia de los estimadores, Box *et al.* (1994) hacen notar que, los parámetros que se deben incluir son aquellos cuya estadística t absoluta sea mayor que 2 y los p -values sean <0.05 . Por lo tanto, se considera al modelo SARIMA $(0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12}$ como moderado porque se ajusta

that the first difference in the non-seasonal part tends to be enough ($d=1$), d was established in 1 in all models. The model with the lowest SBC and AIC for this set of data was SARIMA $(0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12}$ (Table 2).

The parameters AR1,1 were calculated for the seasonal part Φ_{12} , along with the moving average parameter MA2,1 Θ_{12} for the seasonal part and the moving average component MA1,1 θ_2 for the non-seasonal part, using highest verisimilitude, using the process PROC ARIMA (SAS Institute, Inc., 2014). For a model to be considered moderate in the interpretation and significance of the estimators, Box *et al.* (1994) claim that the parameters to be included must be those whose absolute statistic t is greater than 2 and the p -values are <0.05 . Therefore, the SARIMA model $(0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12}$ is considered moderate, because it is adjusted sufficiently to the older data without the use of any unnecessary parameter (Table 3).

After estimating the parameters of the model, it was validated using an analysis of residuals (Yafee and McGee, 1999). The standardized residuals were analyzed with a histogram, the respective ACF graph and the p values for the white noise tests. It is worth clarifying that standardized residues estimated from this model should behave as an independent and identically distributed sequence, with a mean of zero and a constant variance (Figure 4a). The distribution of residuals came close to a normal distribution, indicating a strong affinity of the data, regardless

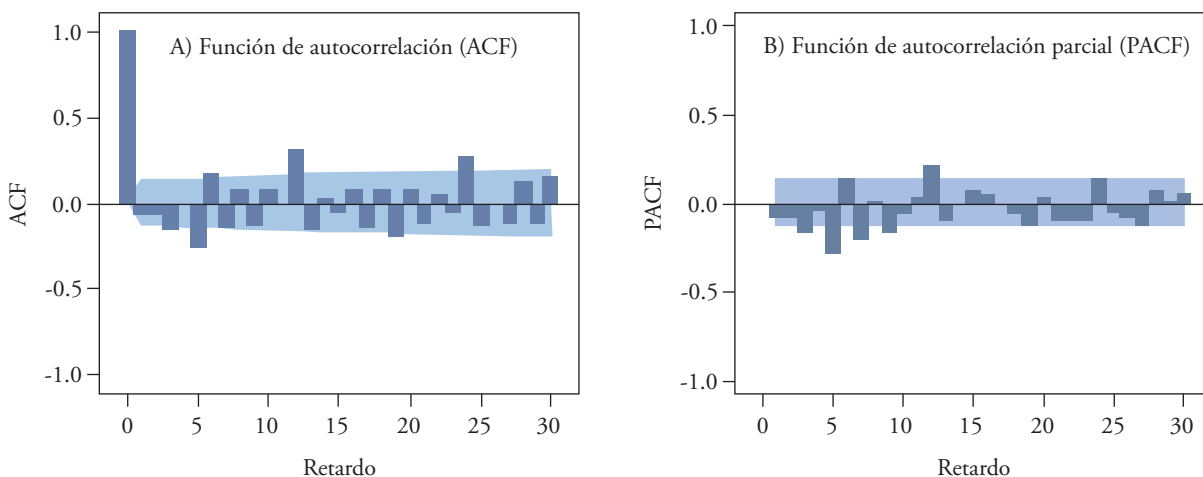


Figura 3. Función de autocorrelación ACF (A) y Función de autocorrelación parcial PACF (B) estimadas para la serie $Y_t=(1-B)LPPHBP$.

Figure 3. Autocorrelation function ACF (A) and Partial autocorrelation function PACF (B) estimated for the series $Y_t=(1-B)LPPHBP$.

Cuadro 2. Valores de AR, MA, SBC y AIC de los modelos SARIMA identificados $(p, 1, q) X (1, 0, 1)_{s=12}$ y estimadores para σ_ϵ^2 .
Table 2. Values of AR, MA, SBC and AIC of the SARIMA models identified $(p, 1, q) X (1, 0, 1)_{s=12}$ and estimators for σ_ϵ^2 .

Mejores modelos SARIMA [†]	Componentes no estacionales		Componentes estacionales		SBC ^b	AIC ^c	σ_ϵ^2
	AR [‡] (p)	MA [§] (q)	AR [¶] (P)	MA ^{§§} (Q)			
1.- (0, 1, 0) X (1, 0, 1) _{s=12}	–	–	0.98831	0.88766	–322.277	–328.904	0.0107
2.- (0, 1, 1) X (1, 0, 1) _{s=12}	–	0.18861	0.99193	0.90043	–322.599	–332.538	0.0104
3.- (1, 1, 0) X (1, 0, 1) _{s=12}	–0.14903	–	0.98678	0.88663	–321.254	–331.194	0.0106
4.- (1, 1, 1) X (1, 0, 1) _{s=12}	–0.99998	–0.99944	0.97302	0.86431	–313.578	–326.831	0.0109

[†] SARIMA: Proceso estacional autorregresivo integrado de media móvil, [‡] AR: Coeficiente autorregresivo de orden (p), [§] MA: Coeficiente de media móvil de orden (q), [¶] AR: Coeficiente autorregresivo de orden (P), ^{§§} MA: Coeficiente de media móvil de orden (Q), ^b SBC: Criterio Bayesiano de Shwartz, ^c AIC: Criterio de información Akaike. Fuente: elaboración propia con los resultados de las estimaciones de los modelos SARIMA. [♦] [†] SARIMA: Moving average integrated autoregressive seasonal process, [‡] AR: Autoregressive coefficient of the order (p), [§] MA: Moving average coefficient of the order (q), [¶] AR: Autoregressive coefficient of the order (P), ^{§§} MA: Moving average coefficient of the order (Q), ^b SBC: Shwartz Bayesian Criterion, ^c AIC: Akaike Information Criterion. Source: created by authors with the results of the SARIMA models estimations.

suficientemente a los datos antiguos sin usar ningún parámetro innecesario (Cuadro 3).

Después de estimar los parámetros del modelo se validó mediante el análisis de residuales (Yafee y McGee, 1999). Los residuales estandarizados se analizaron a través de un histograma, el gráfico de ACF respectivo y los valores de p para las pruebas de ruido blanco. Debe aclararse que, los residuales estandarizados estimados a partir de este modelo deberían comportarse como una secuencia independiente e idénticamente distribuida, con una media de cero y una varianza constante (Figura 4A). La distribución de los residuales se aproximó a una distribución normal, lo que indica una gran afinidad de los datos, sin importar la magnitud de éstos (Figura 4B). La ACF de los residuales sugiere que las autocorrelaciones están dentro de la banda de confianza; es decir, son cercanas a cero. Este resultado indica que los residuales no se desviaron significativamente de un proceso de ruido blanco cero, y son puramente aleatorios, por lo que ya no hay información de dependencia de unos datos con otros a través del tiempo (Figura 4C). Dado el alto p -value, asociado con las estadísticas

of their magnitude (Figure 4b). The ACF of the residuals suggests that the autocorrelations are within the confidence interval; that is, their values are close to zero. Also, this is to say that residuals were not significantly deviated from a process of zero white noise, and they are purely random, and so there is no information on the dependence of one set of data with another set through time (Figure 4c). Given the high p -value, associated to the Chi squared statistics, there is no reason to reject the null hypothesis that the residuals are white noise ($p \leq 0.05$). Therefore, the SARIMA model $(0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12}$ is adjusted to the behavior of the LPPHBP data (Figure 4d).

The PPHBP for August 2012 was 21.98 MXN\$ kg^{-1} (1.67 US\$ kg^{-1}), a month in which bird flu was reported in Mexico. Cruz *et al.* (2016) used the value of price elasticity, typical of the supply, and they forecasted that the PPHBP should be 20.16 MXN\$ kg^{-1} (1.52 US\$ kg^{-1}); from that estimation, they concluded that the 73% increase in the price of eggs to the customer, between July and August, 2012 should have been of 45.78%; the additional increase of the price was due, mostly, to speculative issues;

Cuadro 3. Estimación del modelo para la serie de tiempo LPPHBP(1) por máxima verosimilitud.

Table 3. Estimation of the model for time series LPPHBP(1) by highest verisimilitude.

Parámetro	Estimación	Error estándar	Valor t	Aprox Pr > t	Retardo
MA1,1	0.18861	0.06740	2.80	0.0051	2
MA2,1	0.90043	0.09707	9.28	<0.0001	12
AR1,1	0.99193	0.01481	66.99	<0.0001	12

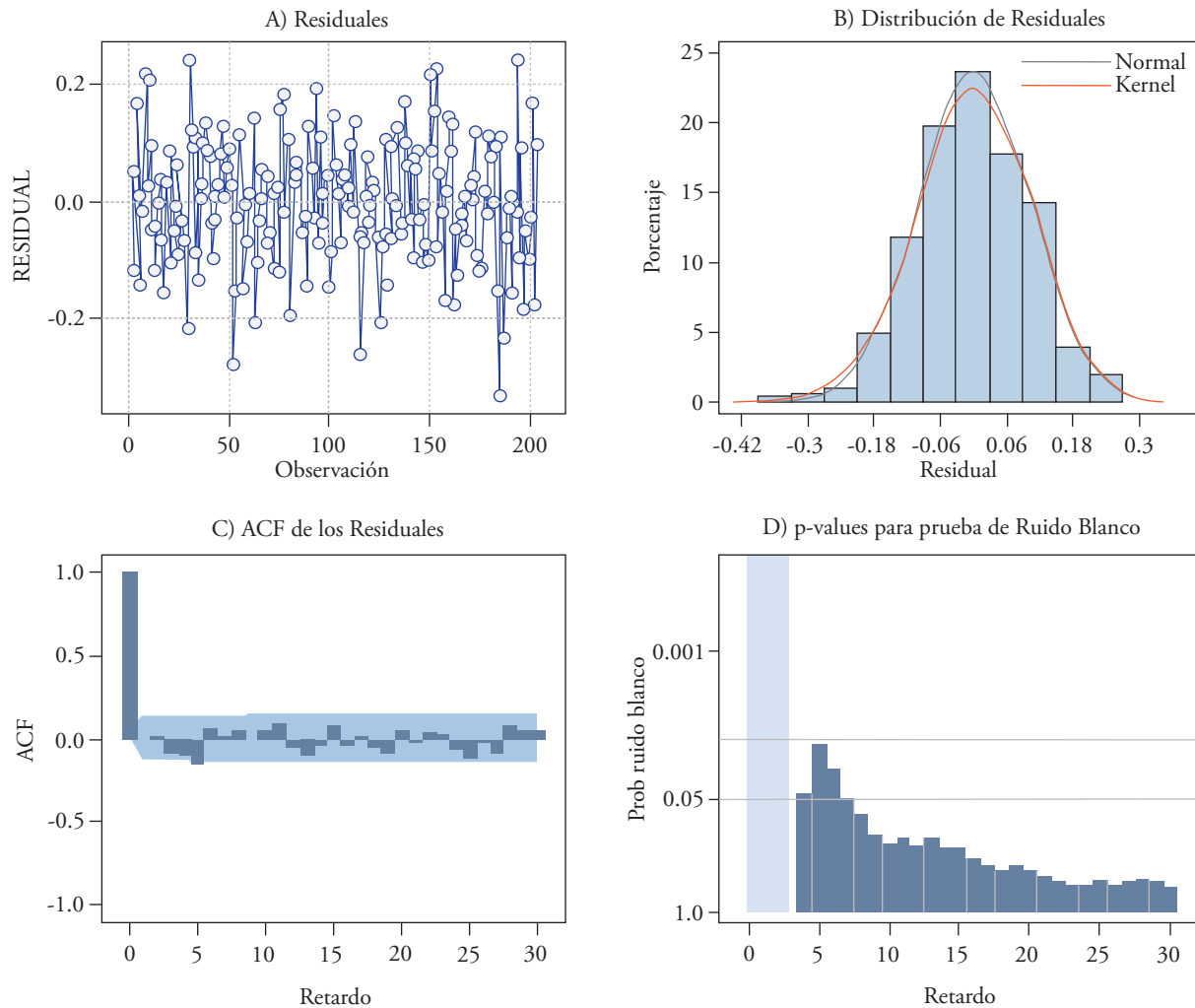


Figura 4. Diagnósticos gráficos para evaluar el ajuste del modelo SARIMA $(0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12}$: A) Residuales estandarizados, B) Histograma de residuales estandarizados, C) ACF de los residuales y D) Valores p para las pruebas de ruido blanco.

Figure 4. Graphic diagnoses to evaluate the adjustment of the SARIMA model $(0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12}$: A) Standardized residuals, B) Histogram of standardized residuals, C) ACF of the residuals and D) p values for the white noise tests.

de Chi cuadrada, no existe razón para rechazar la hipótesis nula de que los residuales son ruido blanco ($p \leq 0.05$). Por lo tanto, el modelo SARIMA $(0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12}$ se ajusta al comportamiento de los datos de LPPHBP (Figura 4D).

El PPHBP para agosto de 2012 fue 21.98 (MXN) \$ kg^{-1} (1.67 US\$ kg^{-1}), mes en que se reportó la presencia de la gripe aviar en México. Cruz *et al.* (2016) usaron el valor de la elasticidad precio propia de la oferta, y pronosticaron que el PPHBP debió de ser 20.16 \$ kg^{-1} (1.52 US\$ kg^{-1}); a partir de esta estimación concluyeron que el aumento del precio al consumidor de huevo de 73%, originado de julio a agosto

while the SARIMA model $(0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12}$ estimated that increase in 18.82 \$ kg^{-1} (1.43 US\$ kg^{-1}) for the same date; a price 14.38% below the one reported by UNA and 8.28% lower than that estimated by Cruz *et al.* (2016).

The values forecasted out of the sample for the months of 2017, considering the SARIMA model $(0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12}$, were compared with those the PPHBP series. Predictions were adequate, and a mean absolute percentage error of 12.38 (MAPE) was obtained, indicating that our forecast is mistaken by 12.38%. However, the forecast must not be based only on this indicator, and the Chi squared test must

de 2012, debió ser 45.78%; el incremento adicional del precio en buena medida se debió a cuestiones especulativas, mientras que el modelo SARIMA (0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12}, para la misma fecha lo estimó en 18.82 \$ kg⁻¹ (1.43 US\$ kg⁻¹), un precio inferior en 14.38% al reportado por la UNA y menor en un 8.28% al estimado por Cruz *et al.* (2016).

Los valores pronosticados fuera de muestra para los meses del 2017 teniendo en cuenta el modelo SARIMA (0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12}, se compararon con los de la serie PPHBP; las predicciones son buenas, y se obtuvo un error porcentual absoluto medio (MAPE) de 12.38 que indica que nuestro pronóstico está errado en 12.38%. Sin embargo, no se debe basar el pronóstico sólo en este indicador, y la prueba de Chi cuadrada se debe examinar para conocer si la serie presenta residuales que se comportan como ruido blanco. Este modelo predice valores de PPHBP muy próximos a los observados, porque todas se ubican dentro de la banda de confianza estimada al ±95% (Cuadro 4).

Este modelo se usa para predecir fuera de la muestra los PPHBP y fue capaz de hacerlo con relativa precisión para un año posterior. Sin embargo Chu (1978), planteó que estas estimaciones pueden no ser creíbles para predecir los precios en el mediano y largo plazo, por lo cual es preciso señalar que, el principal inconveniente que presenta este tipo de modelos radica en su propio fundamento, porque al estar basados en hechos pasados y aprender de la propia historia para realizar las predicciones, estas serán acertadas en la medida en que los factores que determinan la evolución sigan actuando del mismo modo y no sean alterados de forma notoria.

be examined to know if the series presents residuals that behave as white noise. This model predicts values for PPHBP very close to those observed, since all are located within the confidence interval, estimated at ±95% (Table 4).

This model is used to forecast outside of the PPHBP sample, and it was able to do so with relative accuracy for a later year. However, Chu (1978), stated that these estimations cannot be trustworthy to predict prices in the medium and long terms, and it is therefore advisable to point out that the main issue presented by this type of models lies on its own bases, since because of being based on past facts and learning from history to carry out predictions, these latter will be accurate as long as the factors that determine the evolution keep behaving in the same way and are not altered in a notorious way.

Since eggs are a strategic product in the diet and consumption of our national population, it is important that in future studies using the Box-Jenkins method, new variables should be introduced to the model to explain the random disruption and also, these variables should be directly related to the increase of the PPHBP. These variables to be considered would be the prices of monthly sorghum, soy paste and yellow maize, because the diets of the poultry chicken account for more than 63% of the production costs. Those diets are based on these other crops, so considering their prices as new variables for our proposed model would help give more accurate estimations. For this, we suggest the use of multivariant models of time series, also called Transference Function Models (TFM). According to Keller (1987), these models help simulate and study

Cuadro 4. Precios nominales observados y pronosticados de huevo blanco pagados al productor en México, 2017 (\$ kg⁻¹), obtenidos a través del modelo SARIMA (0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12}.

Table 4. Nominal prices observed and forecasted for white eggs paid to producers in Mexico, 2017 (MXN\$ kg⁻¹), obtained with the SARIMA model (0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12}.

Año 2017	Meses											
	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
PPHBP	15.54	17.10	15.16	15.38	18.48	15.30	17.01	19.28	19.50	20.16	21.55	20.03
Límite inferior 95%	13.65	13.32	12.15	11.51	9.94	9.29	9.27	10.42	9.62	9.85	9.69	9.82
Pronóstico	16.66	17.67	16.83	16.55	14.79	14.27	14.67	16.95	16.08	16.87	17.00	17.63
Límite superior 95%	20.34	23.43	23.31	23.81	22.03	21.94	23.23	27.59	26.86	28.90	29.82	31.65
Residual	-1.12	-0.57	-1.67	-1.17	3.69	1.03	2.34	2.33	3.42	3.29	4.55	2.40

Dado que el huevo de gallina es un producto estratégico en la dieta y el consumo nacional, es importante que en estudios futuros donde se utilice la metodología Box - Jenkins, nuevas variables se introduzcan al modelo para explicar la perturbación aleatoria y que estén asociadas de manera directa con el incremento de los PPHBP. Las variables a considerar serían los precios mensuales del sorgo, pasta de soya y maíz amarillo, porque la alimentación de las aves se basa en estos otros cultivos, y representa más del 63% de los costos de producción, con lo cual, al introducir estos precios en el modelo propuesto, se esperarían estimaciones más precisas. Para lograrlo, se sugiere el uso de los modelos multivariantes de series de tiempo también llamados modelos de función de transferencia (TFM). Según Keller (1987), estos modelos permiten simular y estudiar cómo ciertos “escenarios” definidos por posibles evoluciones de la variable explicativa, afectan a la variable respuesta, de ahí que la predicción sea más confiable que los métodos que utilizan el modelo de regresión clásica.

CONCLUSIONES

Es posible modelar los PPHBP en México utilizando la metodología propuesta por Box y Jenkins, dado que el comportamiento de estas series no es completamente aleatorio y se describen como series de tiempo con una probabilidad alta de éxito en la modelación a través de dicha metodología. El mejor modelo que representó el comportamiento de los PPHBP fue el SARIMA (0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12} al demostrar que el precio al productor de huevo blanco en un mes dado se puede estimar por el precio del huevo que ocurrió en 2 y 12 meses antes.

Las estimaciones de los parámetros y los pronósticos fueron apropiados y significativos estadísticamente, aun cuando la serie estudiada mostró una variabilidad alta. La serie estudiada presenta estacionalidad a lo largo de 12 meses y los mismos patrones se repiten de manera periódica. Las predicciones del modelo en el corto plazo difieren en 12.38% de los datos observados, con lo que se minimiza el error aleatorio. Los PPHBP estimados proporcionan información útil para planificar y tomar decisiones en el sector avícola productor de huevo para plato en el corto plazo.

how certain “scenarios” defined by possible evolutions of the explicative variable affect the response variable, making the prediction more trustworthy than methods that use classic regression model.

CONCLUSIONS

It is possible to model the PPHBPs in Mexico using the methodology proposed by Box and Jenkins, given that the behavior of these series is not completely random, and they are described as time series with a high probability of success in modelling using such methodology. The model that best represented the behavior of the PPHBP was SARIMA (0, 1, 1) X (1, 0, 1)_{s=12}, which showed that the price of white egg to the producer in a given month can be estimated by its price in the earlier 2 and 12 months.

The estimations of the parameters and forecasts were statistically adequate and significant, although the studied series displayed a high variability. The series studied presents seasonality over 12 months, and the same patterns are repeated periodically. The predictions of the model in the short term differ by 12.38% with the data observed, thus minimizing the random error. The estimated PPHBPs provided useful information to plan and make decisions in the egg-producing poultry sector in the short term.

—End of the English version—

---*---

LITERATURA CITADA

- Alonso P, F. A. 2017. Situación de la actividad avícola nacional. Los Avicultores y su Entorno. 116: 96-104.
- Box, G. E. P., and G. M. Jenkins. 1976: Time Series Analysis: Forecasting and Control. Ed. Holden-day. San Francisco, CA. 575 p.
- Box, G. E. P., G. M. Jenkins, and G.C. Reinsel. 1994: Time Series Analysis: Forecasting and Control. 3rd Ed. Prentice Hall. Englewood Cliffs, NJ. 712p
- Burnham, K. P., and D. R. Anderson. 2002. Model Selection and Multimodel Inference: A Practical Information-Theoretic Approach. 2da ed. Ed. Springer. New York, N.Y. 515 p.
- Chu, K.Y. 1978. Short-run forecasting of commodity prices: An application of autoregressive moving average models. IMF Staff Papers. 25: 90-111.

- CONAPO. (Consejo Nacional de Población). 2013. Proyecciones de la población de México 2010-2050. <<http://www.conapo.gob.mx/es/CONAPO/Proyecciones>> (Consulta: enero a marzo 2018).
- CONASAMI. (Comisión Nacional de los Salarios Mínimos). 2018. <<https://www.gob.mx/conasami>> (Consulta: enero a marzo 2018).
- Cox, D. R., and G. E. Box. 1964. An analysis of transformations. *J Royal Stat. Soc.* 26: 211-252.
- Cruz J., S., R. García M., J. S. Mora F., y R. C. García S. 2016. El mercado de huevo para plato en México, 1960-2012. *Agric. Soc. Desarro.* 13: 385-399.
- Dickey, D. and W. Fuller. 1981. Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica.* 49: 1057-1072.
- FAO. (Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación). 2018. FAOSTAT. <<http://faostat.fao.org>> (Consulta: enero a marzo 2018).
- García M., R., J. A. García S., y R. C. García S. 2003. Teoría del Mercado de Productos Agrícolas. Instituto de Socioeconomía, Estadística e Informática, Programa de Postgrado en Economía. Colegio de Postgraduados. Montecillo, Texcoco, Estado de México. 382 p.
- Greene, W. H. 2003. *Econometric Analysis*. 5th edition. Ed. Prentice Hall. Upper Saddle River. New Jersey. 1026 p.
- Guerrero G., V. M. 1991. *Análisis Estadístico de Series de Tiempo Económicas*. Ed. UAM - Iztapalapa. México. 309 p.
- Gujarati, D. N. y C. Porter D. 2009. *Econometría*. 5ta ed., Ed. Mc Graw Hill, México. 921 p.
- Keller, A. 1987. Modeling and forecasting primary production rates using Box-Jenkins transfer function Models. *Can. J. Fisheries Aquatic Sci.* 44: 1045-1052.
- Ljung, G. M. and G. E. Box. 1978. On a measure of lack of fit in time series models. *Econometrica.* 65: 297-303.
- Ortega, S. de T. J. 2014. Plan Rector Visión 2014-2024. Sistema Producto Huevo para Plato. Imagen Editorial Yire. Cd. de México. 110 p.
- Pankratz, A. 1983. *Forecasting with Univariate Box-Jenkins Models Concepts and Cases*. Ed. John Wiley & Sons. USA. 566 p.
- SAS Institute Inc. 2014. *The SAS (Statistical Analysis System) System for Windows V. 9.4*. SAS Institute, Inc. Cary, NC. USA.
- Tomek, W. G., and H. M. Kaiser. 2014. *Agricultural Product Prices*. Ithaca and London. Cornell University Press. 394 p.
- UNA (Unión Nacional de Avicultores). 2016. *Compendio de Indicadores Económicos del Sector Avícola*. México. 147 p.
- Yafee, R. A., and M. McGee. 1999. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. Ed. Academic Press, Inc. Brooklyn, New York. pp: 83-89.

