

## Modelación de predictores de precio nominal vs real aplicados a maíz, trigo y cebada en México

Miguel Ángel Martínez-Damián<sup>1</sup>  
José de Jesús Brambila-Paz<sup>1§</sup>

<sup>1</sup>Posgrado en Economía-Campus Montecillo-Colegio de Postgraduados. Carretera México-Texcoco km 36.5, Montecillo, Estado de México, México. CP. 56230. (jbrambilaa@colpos.mx).

§Autor para correspondencia: angel01@colpos.mx.

### Resumen

En la producción agrícola, el desfase en el tiempo entre el momento que se asignan recursos y se obtienen recursos hace necesario generar una predicción en el momento  $t$  (siembra), del precio vigente en  $t + j$  (venta). Sin embargo, en presencia de inflación, es posible que el tomador de decisiones opte por hacer una predicción en términos nominales o bien descuenta dicha inflación. Con precios mensuales, bajo un enfoque de series de tiempo y tras ajustar un modelo IMA (1, 1), se investigó esta disyuntiva para el caso del maíz, trigo y cebada en México. Después de comparar seis criterios de bondad de ajuste para cada alternativa de predicción en cada cultivo para el periodo analizado 2002 a 2019, se encuentra que el empleo de datos nominales o reales es indiferente en la construcción del predictor de precio.

**Palabras clave:** bondad de ajuste, modelo arima, raíz unitaria.

Recibido: enero de 2023

Aceptado: febrero de 2023

La producción agrícola se caracteriza por comprometer recursos en un momento del tiempo, ya sea antes o en la siembra y transcurrido el ciclo agrícola obtener recursos vía la venta del producto; debido al desfase temporal entre erogación e ingreso, en la administración de la producción agrícola, el pronóstico de precios es una opción. Esto último debido a que en el momento que se asignan recursos, se está incierto acerca del precio que se va a recibir tiempo después.

El problema en la toma de decisiones de inversión agrícola es la incertidumbre en expectativas de ganancia generada por un precio incierto al momento de la venta. Por tanto, el problema se resume en tratar de construir una señal o una predicción del precio al tiempo  $t$ , que estará recibiendo al momento  $t + j$ ; llámese esta:  $tE(P_{t+j}) = \hat{P}_{t+j}$ , la expectativa de precio en  $t$  del precio vigente en  $t + j$ . Una herramienta en la toma de decisiones es la predicción de precios de los productos que se venden (Marroquín y Chalita, 2011; Luis *et al.*, 2019).

Sin embargo, ante la presencia de inflación, se tiene la disyuntiva de descontar el efecto de la inflación y producir un pronóstico de precios en términos reales (Ceballos y Pire, 2015; Jadhav *et al.*, 2017) o bien, alternativamente se puede hacer un pronóstico con la serie en términos nominales (Marroquín y Chalita, 2011; Samuel *et al.*, 2019). Con el propósito de explorar ambas posibilidades aquí se ajustan precios de tres productos agrícolas tanto en términos nominales como reales.

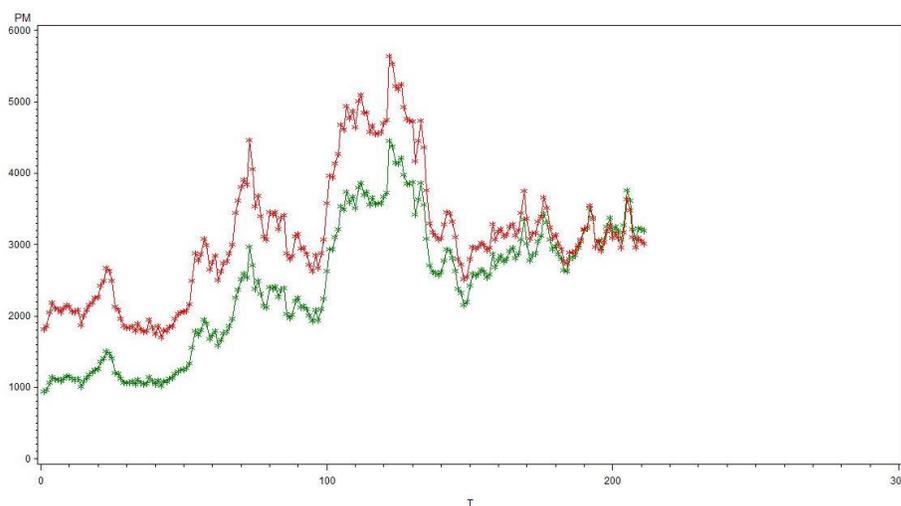
El objetivo del presente trabajo es comparar la bondad predictiva de modelos de series de tiempo aplicado a tres precios agrícolas en México, a saber: maíz, trigo y cebada cuando tomadas en términos nominales comparadas con las mismas en términos reales, el periodo considerado fue de 2002 a 2019 a una frecuencia mensual. Ante estas dos posibilidades de pronóstico se examina la hipótesis de que la capacidad predictiva bajo ambos enfoques sea la misma.

Se examinan precios medios rurales para maíz, trigo y cebada obtenidas de junio 2002 a diciembre de 2020, la frecuencia de los datos es mensual. <https://www.indexmundi.com/es/precios-de-mercado/?mercancia=cebada&meses=300&moneda=mxn> consultada en julio 2020. Para convertir los datos de precios a precios reales, se empleó el índice nacional de precios al consumidor reportado por el INEGI. INEGI BIE: indicadores económicos de coyuntura > índices de precios > índice nacional de precios al consumidor. Base segunda quincena de julio de 2018= 100 > mensual > índice general (índice base segunda quincena de julio 2018= 100) mensual (abril: 2020).

Por tanto, se trabajó con dos tipos de series:  $P_{nit}$  y  $Pr_{it}$ . Donde: el primero es el precio nominal del producto  $i$ = maíz, trigo y cebada y el segundo es definido como  $Pr_{it} = (P_{nit}/IPC_t) \times 100$ , que es el precio real para el producto  $i$ ; con  $IPC_t$  índice de precios al consumidor. Por tanto, el interés es ajustar un modelo de series de tiempo tanto para el precio nominal como para el real, una vez identificado el modelo, se procede a obtener predictores y de allí se contrastan medidas de bondad de ajuste en los predictores para generar un criterio de discriminación entre ambas opciones.

Una metodología para generar predictores es el enfoque de Box y Jenkins, misma que se resume en tres pasos, identificación, estimación y pronóstico, ejemplos recientes (Broz y Viego, 2014; Ceballos y Pire, 2015; Jadhav *et al.*, 2017). Para que esta metodología sea aplicable, la serie examinada debe ser estacionaria, implica que el primer momento de la serie no cambie en el tiempo, lo mismo se requiere para el segundo; si además se cumple con autocorrelaciones decrecientes y son función de la distancia temporal entre la propia serie al tiempo  $t$  y sus rezagos  $t - j$  para  $j = 1, 2$ , entonces una serie de estas características se denomina débilmente estacionaria (Greene, 2014).

De un examen gráfico (Figura 1) se puede apreciar que tanto la media como la varianza cambian para el caso del precio del maíz (pesos por tonelada), tanto en términos nominales como reales. Para ahorrar espacio solo se presenta el caso del maíz desarrollado, pero el mismo tipo de análisis se hizo para cebada y trigo, tanto nominal como real. Los desarrollos de los otros dos cultivos están disponibles con el autor para correspondencia. El valor real es el menor de los dos, mostrado en verde, esto se puede apreciar ya que la serie presenta primero una tendencia creciente y luego cambia que es sintomático de un cambio de media, esto conlleva a un efecto en la varianza.



**Figura 1. Precio nominal y real del maíz.**

Con respecto a estabilización de varianza cada serie se transformó a logaritmos que es un caso particular de la transformación de Box-Cox (Judge *et al.*, 1985). Con la serie transformada se procedió a contrastar por la presencia de raíz unitaria en cada serie bajo el criterio sugerido por Dickey y Fuller (1981).

En los seis casos examinados (tres de precios real y tres nominales) no se rechazó la hipótesis de que los datos contengan una raíz unitaria por lo que se procedió a procesar las series en primera diferencia (Luis *et al.*, 2019) aun así, se corroboró que las series en diferencia de primer orden rechazaran la hipótesis de raíz unitaria por lo que son aptas para el análisis de series de tiempo (procedimiento ARIMA, Instituto SAS, 2014).

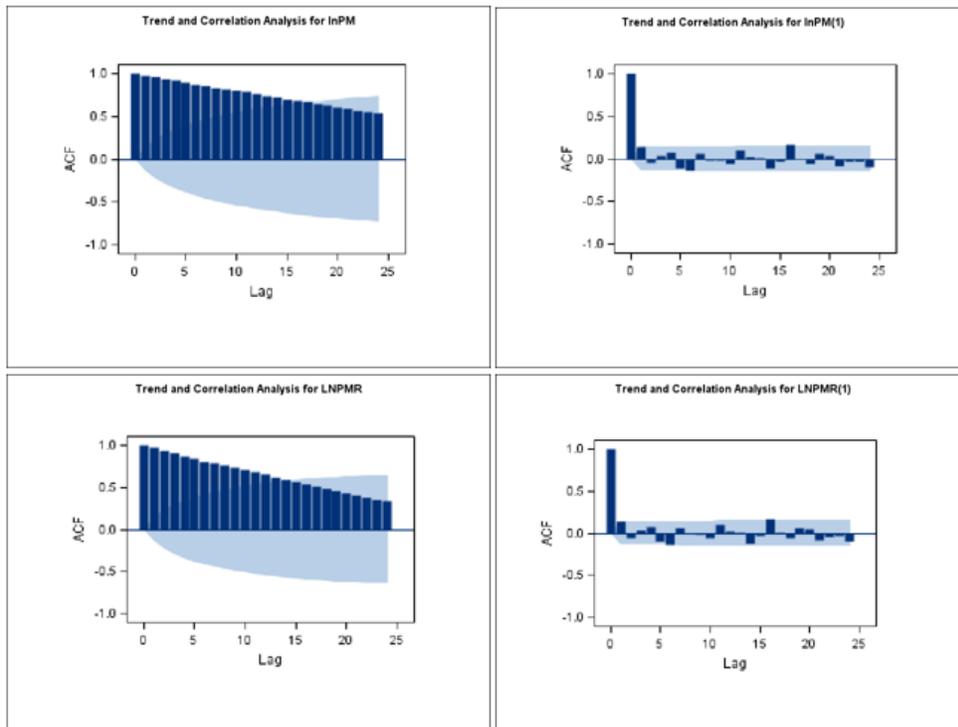
El Cuadro 1 muestra que no se rechaza la hipótesis nula de existencia de raíz unitaria empleando las series en niveles. Por otra parte, en primera diferencia se rechaza la nula consiguiéndose estacionariedad en dicho caso.

**Cuadro 1. Prueba de raíz unitaria dickey-fuller aumentada.**

	Rezago	Tau	Pr < Tau	F	Pr > F
Precio de nominal de maíz					
Con ordenada	0	-1.84	0.3621	2.64	0.3987
	1	-1.85	0.3576	2.38	0.4646

	Rezago	Tau	Pr < Tau	F	Pr > F
	2	-1.62	0.4724	1.95	0.575
Ordenada y tendencia	0	-1.8	0.7024	2.11	0.7562
	1	-2.06	0.567	2.46	0.6864
	2	-1.84	0.6818	1.94	0.7899
Precio real del maíz					
Con ordenada	0	-2.05	0.2638	2.27	0.4915
	1	-2.19	0.2108	2.51	0.4322
	2	-1.93	0.3186	1.94	0.5767
Ordenada y tendencia	0	-1.81	0.6972	2.11	0.756
	1	-2.07	0.5572	2.48	0.682
	2	-1.85	0.6798	1.94	0.7902
Diferencial precio nominal de maíz					
Con ordenada	0	-12.55	<0.0001	78.71	0.001
	1	-10.12	<0.0001	51.23	0.001
	2	-7.85	<0.0001	30.83	0.001
Ordenada y tendencia	0	-12.56	<0.0001	78.93	0.001
	1	-10.13	<0.0001	51.33	0.001
	2	-7.85	<0.0001	30.86	0.001
Diferencial precio real del maíz					
Con ordenada	0	-12.55	<0.0001	78.71	0.001
	1	-10.12	<0.0001	51.23	0.001
	2	-7.85	<0.0001	30.83	0.001
Ordenada y tendencia	0	-12.56	<0.0001	78.93	0.001
	1	-10.13	<0.0001	51.33	0.001
	2	-7.85	<0.0001	30.86	0.001

Del análisis de correlogramas de las series en términos nominales y reales (Figura 2), que destacan la primera autocorrelación como significativa se ensayaron alternativas de modelos ARIMA (1, 1, 1), (0, 1, 1) (1, 1, 0). Con base en el criterio de ajuste de Akaike y la estadística de Schultz la mejor representación de los datos se obtuvo con el modelo ARIMA (0, 1, 1) o bien IMA (1, 1), esta estrategia de elección es análoga a la implementada en Jadhav *et al.* (2017); Luis *et al.* (2019).



**Figura 2. Función de autocorrelación y autocorrelograma para precio de nominal y real de maíz en nivel y primera diferencia.**

Es de anticipar que ese último resultado es anticipado como modelo de ajuste por Franses (2019), quien sostiene que el modelo IMA (1, 1) tiene un ajuste superior al modelo de caminata aleatoria ya que este último es un caso particular del modelo IMA (1, 1) (Cuadro 2).

**Cuadro 2. Modelos ensayados.**

ARIMA(0 1 1)		ARIMA( 1 1 0)		ARIMA( 1 1 1)	
Modelo precio nominal de maíz					
AIC	-578.054	AIC	-577.52	AIC	-576.477
SBC	-574.707	SBC	-574.172	SBC	-569.783
Modelo precio real de maíz					
AIC	-578.932	AIC	-578.317	AIC	-577.451
SBC	-575.584	SBC	-574.97	SBC	-570.756

Las series se ajustaron con mínimos cuadrados condicionales lo que elimina tener que depender de la posible normalidad de los datos durante la estimación como lo requiere máxima verosimilitud. Una vez ajustados los modelos se procedió a dar predicciones dentro de la muestra, dado que se empleó mínimos cuadrados condicionales estas predicciones son condicionales a la sustitución de la media como inicio de las predicciones iteradas. Estas predicciones se emplearon para calcular las siguientes seis estadísticas (Department of treasury, 2008; Jadhav *et al.*, 2017) mostradas en el (Cuadro 3).

**Cuadro 3. Estadísticas de bondad de ajuste de la predicción.**

Cuadrado medio del error ECM	Error porcentual medio EPM	Error absoluto medio EAM
a) $\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2$	b) $\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{(Y_t - \hat{Y}_t)^2}{Y_t}$	c) $\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n  (Y_t - \hat{Y}_t) $
Error porcentual absoluto medio EPAM	Estadística U1 de Theil	Estadística U2 de Theil
d) $\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{ (Y_t - \hat{Y}_t) }{Y_t} \times 100$	e) $\frac{\sqrt{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}}{\sqrt{\sum_{t=1}^n Y_t^2 + \sum_{t=1}^n \hat{Y}_t^2}}$	f) $\frac{\sqrt{\sum_{t=1}^{n-1} \left(\frac{\hat{Y}_{t+1} - Y_{t+1}}{Y_t}\right)^2}}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n-1} \left(\frac{Y_{t+1} - Y_t}{Y_t}\right)^2}}$

Estas estadísticas se enfocan en la distancia entre la predicción y el valor observado en diferentes formas ie. la distancia directa entre el predicho y el observado en b. Dado que hay distancias positivas y negativas una solución es el valor absoluto como en c y d o bien utilizar el cuadrado como en a, e y f.

Dado que se estará comparando entre modelos en términos nominales y reales, lo que puede implicar un efecto en unidades de medida, se pone énfasis en el error porcentual absoluto medio, así como en las dos estadísticas U1 y U2. Con respecto a U1 valores cercanos a cero implican mejor capacidad predictiva considerando que U1 está acotada entre 0 y 1. Con respecto a U2 la marca a considerar es el valor de 1 si U2 es mayor que 1, la predicción es mala si es igual a 1 es indiferente a predecir el valor rezagado, mientras que, si es menor que 1, se tiene un buen proceso predictivo (Cuadro 4).

**Cuadro 4. Resultados de las estadísticas de bondad de ajuste.**

	ECM	EPM	EAM	EPAM	U1	U2
Maiz nominal	26030.77	-0.186	117.5349	4.762	0.031	0.9824
Maiz real	42044.6	-0.1851	150.9543	4.7406	0.0315	0.9874
Cebada nominal	12872.73	0.0794	80.1353	4.2807	0.028	0.9412
Cebada real	22565.65	-0.2313	105.1972	4.2623	0.0287	0.9403
Trigo nominal	45276.82	-0.2655	157.4357	5.0745	0.0332	0.979
Trigo real	80161.98	-0.2659	207.3332	5.0704	0.0346	0.9832

ECM= error cuadrático medio; EPM= error porcentual medio; EAM= error absoluto medio; EPAM= error porcentual absoluto medio; U1= estadística U1 de Theil; U2= estadística U2 de Theil.

Con tres productos y seis estadísticas de bondad de ajuste la comparación hace un total de 18 posibles pares de comparaciones entre un modelo de predicción con datos nominales relativo a uno en términos reales. Para determinar si hay alguna diferencia se empleó una prueba de signos (Wackerly *et al.*, 2008), bajo la hipótesis de que la capacidad predictiva es la misma contra la alternativa de que difieren, se encontró un total de 12 diferencias negativas (seis positivas), que con un valor de probabilidad aproximado de 10% se tiene como región de rechazo de 0 a 5 y 13 a 18, negativos (nominal menos real). Por tanto, no se rechaza la hipótesis de igualdad de poder predictivo en los modelos nominales comparados a los reales.

## Conclusiones

Se encuentra que en el problema de hacer una predicción empleando datos nominales o datos reales para maíz, trigo y cebada, en México, no existe diferencia estadísticamente significativa entre ambos tipos de datos. Esto implica que para un tomador de decisiones en la construcción de predictores puede hacerlo vía datos nominales o reales de manera indistinta. Esto puede ser útil dependiendo del objetivo ya sea referir a un periodo base o bien en diferentes periodos.

## Literatura citada

- Brozl, D. R. y Viego, V. N. 2014. Predicción de precios de productos de *pinus* spp. con modelos arima. Madera y Bosques. 20(1):37-46.
- Ceballos, P. S. G. y Pire, R. 2015. Estimación del precio internacional del arroz (*Oryza sativa* L.) bajo el modelo arima. Rev. Mexic. Cienc. Agríc. 11(esp):2083-2089.
- Department of Treasury (DT). 2008. Forecasting accuracy of the act budget estimates. <http://www.treasury.act.gov.au/documents/Forecasting%20Accuracy%20%20ACT%20Budget.pdf>. 1-10 pp.
- Dickey, D. A. and Fuller, W. A. 1981. Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. Econometrica. 49(4):1057-1072.
- Franses, P. H. 2019. IMA (1, 1) as a new benchmark for forecast evaluation. Applied Economics Letters. 27(11):1419-1423.
- Greene, W. H. 2014. Econometric analysis. 7<sup>th</sup> Ed. Pearson education limited. 1240 p.
- Jadhav, V. B. V.; Chinnappa R. B. V. and Gaddi, G. M. 2017. Application of ARIMA model for forecasting agricultural prices. J. Agric. Sci. Technol. 19(5):981-992.
- Judge, G. G. R. C.; Hill, W. E.; Griffiths, H. X. and Lütkepohl, T. Ch. 1985. Lee, introduction to the theory and practice of econometrics. 2<sup>nd</sup>. Ed. NewYork. 1024 p.
- Luis, R. S.; García, S. R.; García, M. O.; Arana, C. A. y González, E. A. 2019. Metodología box Jenkins para pronosticar los precios de huevo blanco pagados al productor en México. Agrociencia. 53(6):911-925.
- Luis, R. S.; García, S. R.; García, M. X. y Ramírez, M. E. G. 2019. Estimación de los precios mensuales de pollo en México, usando un modelo de función de transferencia. Avances de la investigación sobre producción animal y seguridad alimentaria en México. Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo. 1297-1301 pp.
- Marroquín, M. G. y Chalita, T. L. E. 2011. Aplicación de la metodología box jenkins para pronóstico de precios en jitomate. Rev. Mex. Cienc. Agríc. 2(4):573-577.
- SAS. Institute. 2014. SAS/ETS 13.2 User's Guide. The arima procedure. Cary NC: SAS Institute Inc. 298 p.
- Wackerly, D. D.; Mendenhall, W. and Scheaffer R. L. 2008. Mathematical statistics with applications, seventh Ed. Brooks-Cole, Belmont, CA USA. 939 p.