

Modelos SARIMA para la inflación en México

Rosalba Mercado Ortiz, Alexia Socorro Cabrera Castellán, Mauricio Miguel Carrillo Pineda, Jenny Harumi León Sayago

Benemérita Universidad Autónoma de Puebla



Resumen

Dadas las condiciones económicas del país, con el fin de dar seguimiento de la inflación en México, se realizó el pronóstico de la inflación general y subyacente, a través de un modelo autorregresivo de media móvil integrado estacional (SARIMA) ajustado al INPC subyacente reportado por el Banco de México. La inflación subyacente es el componente más estable y refleja con más precisión los cambios a largo plazo. Se utilizaron datos mensuales, con la tasa de crecimiento anual. Se hizo una estimación a cinco meses hacia adelante para garantizar la precisión de la estimación.

Formulación del modelo

Un modelo ARIMA estacional está representado en notación recursiva de la siguiente manera:

$$\text{ARIMA}(p, d, q)(P, D, Q)[S]:$$

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - \varphi_1 B - \dots - \varphi_P B^P)(1 - B)^d(1 - B)^D y_t = (1 + \vartheta + 1B + \dots + \vartheta_q B^q)(1 + \theta_1 B + \dots + \theta_Q B^Q) \varepsilon_t$$

Donde:

- (p, d, q) representa la **parte no estacional** del modelo, con orden autoregresivo, de integración y de media móvil, respectivamente,
- (P, D, Q) representa la **parte estacional** del modelo, con orden autoregresivo, de integración y de media móvil, respectivamente,
- B es el **operador de regazo** $By_t = y_t - y_{t-1}$,
- y_t es la **variable objetivo**.

Estimación del modelo

El modelo se estimó mediante el criterio de máxima verosimilitud [2] (MLE) por la distribución normal de los errores. Esta técnica encuentra los valores de los parámetros que maximizan la probabilidad de obtener los datos observados.

$$\ln(L^*) = \sum_{n=1}^N \ln f(y_t | y_{t-1}, y_{n-1}, \dots, y_1, \phi_1, \phi_2, \dots, \phi_k, \varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_k, \vartheta_1, \vartheta_2, \dots, \vartheta_k, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$$

El modelo SARIMA tiene una distribución normal residual con varianza constante. Su función log-verosimilitud sería:

$$\ln(L^*) = -\frac{T(\ln(2\pi\hat{\sigma}) + 1)}{2}$$

Donde $\hat{\sigma}$ representa la desviación estándar de los residuos. El criterio de información que se usa para basarse en la determinación del orden [3] del modelo es el Criterio de Información de Akaike corregido (AICc):

$$\text{AICc} = -2\ln(L) + \frac{2k^2 + 2k}{n - k - 1}$$

Donde:

- k es el número de parámetros en el modelo,
- $\ln(L)$ es la log-verosimilitud del modelo SARIMA y
- n es en número de observaciones en la serie de tiempo.

Diagnóstico de la estimación

El modelo estimado para la inflación subyacente fue el SARIMA(2,1,0)(2,0,2)[12], el cual se puede representar como:

$$(1 - \phi_1 B)(1 - B)(1 - B)^{12} \text{INPCS}_t = (1 + \vartheta_1 B + \vartheta_2 B^2)(1 + \theta_1 B + -\theta_2 B^2)$$

Se realizaron dos pruebas diagnósticas en el modelo:

1. **Prueba de raíces inversas del círculo unitario:** Esta prueba garantiza la condición de estabilidad del modelo a partir de las raíces de los polinomios autorregresivo y de media móvil. Se observa que las raíces complejas $\phi(B), \varphi(B), \vartheta(B), \theta(B)$ se encuentran dentro del círculo unitario para la estimación de la inflación subyacente.

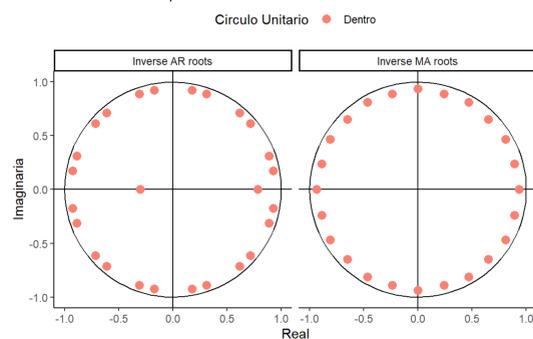


Figura 1. Raíces inversas de los polinomios autorregresivo y de media móvil

2. **Prueba de ruido blanco de los errores:** Se grafican un autocorrelograma y se acompaña de una prueba Box-Ljung [1] lo que nos permite concluir que en ambos modelos estimados los errores son ruido blanco, y por lo tanto, no están correlacionados.

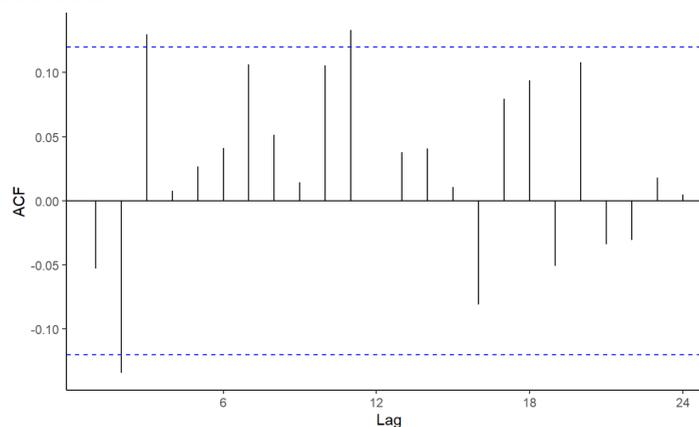


Figura 2. Autocorrelograma de los residuos

χ^2	Grados de libertad	Valor-p
24.049	23	0.4011

Cuadro 1. Prueba Box-Ljung

Resultados

En el Cuadro 2 se recopilan los pronósticos de la inflación para cinco periodos desde el mes de febrero 2023 para la inflación subyacente, añadiendo límites de confianza al 80 y 95 %.

Periodo	Pronóstico	80 LI	80 LI	80 LI	80 LI
Marzo	8.18 %	8.03 %	8.34 %	7.94 %	8.42 %
Abril	7.96 %	7.68 %	8.24 %	7.53 %	8.39 %
Mayo	7.86 %	7.44 %	8.28 %	7.22 %	8.50 %
Junio	7.66 %	7.11 %	8.21 %	6.82 %	8.50 %
Julio	7.53 %	6.85 %	8.22 %	6.49 %	8.58 %

Cuadro 2. Resultados del modelo

Se muestran también los resultados gráficamente:

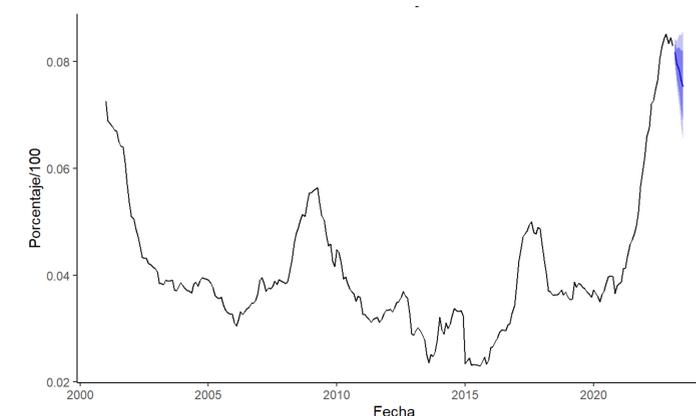


Figura 3. Pronóstico marzo-julio 2023

Precisión del modelo y conclusión

Por último, con el fin de observar la precisión del modelo de acuerdo con los datos estimados y a los datos observados se realizaron dos pruebas de precisión, la prueba del **error absoluto medio** (MAE) y la prueba del **error cuadrático medio de la raíz** (RMSE):

RMSE	MAE
0.0012119	0.0008864

Se observa un respaldo teórico suficiente, al obtener valores cercanos a cero para las pruebas de MAE y RMSE, como para concluir que el modelo presentado contribuye al análisis del panorama inflacionario en México. El modelo refleja la desaceleración de la inflación en el país, producto de la política económica, en especial la monetaria, que se han llevado a cabo en los últimos años. Podemos usar este tipo de estimaciones para monitorear la salud económica de variables clave.

Referencias

- [1] D. A. Box, G. E. P. y Pierce. Distribution of residual correlations in autoregressive-integrated moving average time series models. *Journal of the American Statistical Association*, 65(332):1509-1526, 1970.
- [2] G. et al Gardner. Algorithm as 154: An algorithm for exact maximum likelihood estimation of autoregressive-moving average models by means of kalman filtering. *Applied Statistics*, 29(3):311-322, 1980.
- [3] Y Hyndman, G. y Khandakar. Automatic time series forecasting: The forecast package for r. *Journal of Statistical Software*, 27(3):1-22, 2008.