

MODELO SARIMA PARA EL PRONÓSTICO DEL ÍNDICE MENSUAL DE PRECIOS AL CONSUMIDOR DE LIMA METROPOLITANA

SARIMA MODEL FOR THE FORECAST OF THE MONTHLY INDEX OF CONSUMER PRICES OF LIMA METROPOLITANA

 Branco Ernesto Arana Cerna^{1a}

 Karl Vladimir Mena Farfán^{2b}

 Ana María Núñez Caballero^{3c}



Fecha de recepción: 15 de abril 2021

Fecha de aprobación: 02 de julio 2021

DOI: 10.26495/tzh.v13i1.1876

Resumen

El presente trabajo de investigación tuvo como motivo estimar un modelo econométrico de pronóstico para el Índice mensual de precios al consumidor de Lima Metropolitana, a partir de la serie histórica mensual del periodo de enero 2010 a diciembre 2020, obtenida de la web del Banco Central de Reserva del Perú. El tipo de investigación fue de corte longitudinal y se empleó la metodología de Box – Jenkins, (identificación, estimación, validación y pronóstico) el modelo estimado fue un modelo de tipo SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂ con variable dummy; que resultó ser adecuado y con validez de pronóstico que estima el índice de precios al consumidor para el periodo de pronóstico con una desviación absoluta media de 0.228 unidades por mes y 0.17% de porcentaje de error absoluto.

Palabras clave: Modelo econométrico, índice mensual de precios al consumidor, SARIMA

Abstract

The purpose of this research work was to estimate an econometric forecast model for the monthly consumer Price index of Metropolitan Lima, based on the monthly historical series for the period from January 2010 to December 2020, obtained from the website of the Central Bank of Reserve of Peru. The type of research was longitudinal and the Box-Jenkins methodology was used, (identification, estimation, validation and prognosis) the estimated model was a SARIMA type model (0,1,1) (1,0,1)₁₂ with dummy variable.; that turned out to be adequate and with forecast validity that estimates the consumer Price index for the forecast period with a mean absolute deviation of 0.288 units per month and 0.17% absolute error percentage.

Keywords: Econometric model, monthly consumer price index, SARIMA

1. Introducción

El Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI, 2010), en su libro titulado; “Metodología del cambio de año base 2009 del índice de precios al consumidor de Lima Metropolitana”, afirma: “La

¹ Universidad Nacional de Barranca – Barranca, Perú

² Universidad Nacional de Tumbes – Tumbes, Perú

³ Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo – Lambayeque, Perú

^a Doctor en Estadística Matemática, barana@unab.edu.pe

^b Magister en Administración, kmenaf@untumbes.edu.pe

^c Magister en Educación, anamariacaballero1407@gmail.com

primera aparición de un Índice de Precios al Consumidor se remonta a 1921, año en el que el Doctor Oscar Arrús publicó un ensayo de la investigación del costo de vida en Lima y la proporción de su aumento con relación a 1913 ese estudio fue publicado en la Revista Studium”

La Comunidad Andina, (2012) afirma que el Índice de Precios al Consumidor (I.P.C.) es un indicador que mide la variación promedio de los precios entre dos períodos de tiempo, para un grupo seleccionado de bienes y servicios que los hogares adquieren para su consumo. La variación del valor del índice se asocia generalmente al concepto de inflación/deflación. Este indicador es utilizado en todos los países a manera de indicador de resultados de la aplicación de las políticas económicas y de su efecto en el ingreso o presupuesto de las familias.

El INEI (2010), en el libro titulado; “Metodología del cambio de año base 2009 del índice de precios al consumidor de Lima Metropolitana”, afirma: “El Índice de Precios al Consumidor, es un indicador estadístico que mide el comportamiento de precios, de un periodo a otro, de un conjunto de productos (bienes y servicios) representativos del gasto de la población de Lima Metropolitana”

En el Perú, la institución responsable de medir y divulgar el IPC es el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI), cuyo soporte actual del Índice de Precios al Consumidor es la Encuesta Nacional de Presupuesto Familiar – ENAPREF, realizada entre mayo 2008 - abril 2009, con lo cual se dio a conocer la estructura del gasto de los hogares, que constituye la base fundamental para la identificación de los bienes y servicios que son consumidos por la población peruana.

Tabla 1.

Estructura porcentual del gasto según grandes grupos de consumo, año base 2009

Grandes grupo de gasto	ENAPREF 2009
Total	100,00
Alimentos y bebidas	37,82
Vestido y calzado	5,38
Alquiler de vivienda, combustible y electricidad	9,29
Muebles, enseres y mantenimiento de la vivienda	5,75
Cuidados de la salud y servicios médicos	3,69
Transporte y comunicaciones	16,45
Esparcimiento, cultura y diversión, servicio de educación	14,93
Otros bienes y servicios	6,69

Fuente: Instituto Nacional de Estadística e Informática

En 1970, Box y Jenkins propusieron una metodología rigurosa para la identificación, estimación, validación y pronóstico de modelos dinámicos para datos de series temporales, como los Modelos Autorregresivos Integrados de Promedio Móvil (ARIMA) o los Modelos Autorregresivos Integrados de Promedio Móvil Estacionales (SARIMA). Partiendo de esta metodología general, se ha desarrollado en la literatura la metodología de pronósticos para series temporales. Investigaciones que pretenden realizar la serie del Índice de Precios al Consumidor en diversos contextos han sido desarrollados por autores como:

Flores, L (2017), estimó un modelo SARIMA ((1,3),1,0) (1,0,1)₁₂ para pronosticar el Índice nacional de precios al consumidor de México, basado en la serie histórica del mes de enero de 2005 al mes de mayo del 2014, para la prueba dentro de la muestra; y los meses de junio 2014 a enero 2016 para la evaluación del pronóstico fuera de la muestra de estudio, los resultados empíricos, al realizar el contraste de la capacidad predictiva, muestran mayor poder de predicción de los modelos lineales (SARIMA) para pronósticos con un horizonte menor a diez días, mientras que el modelo no lineal proyecta valores subestimados. (Red Neuronal)

Siesquen & Riojas (2017), estimó el modelo econométrico ARIMA (0,1,1,) para pronosticar la serie del Índice de precios al consumidor de la Región Lambayeque y un modelo ARIMA (0,1,1) para pronosticar la serie del Índice de precios al consumidor a nivel nacional, en ambos casos utilizó la serie histórica de enero 2010 a diciembre 2016.

Bardales (2015), utilizó la metodología de Box y Jenkins para pronosticar el Índice de precios al consumidor de Lima Metropolitana, se basó en la serie de enero 1994 a diciembre del 2014, el cual fue ajustado a un modelo ARIMA (2,1,1) cuya ecuación es:

$$Y_t = 0.002029 + 2.3008Y_{t-1} - 1.6085Y_{t-2} + 0.3077Y_{t-3} + e_t - 0.9381e_{t-1}$$

El objetivo de la presente investigación es construir un modelo de pronóstico óptimo utilizando la metodología de Box y Jenkins para el índice mensual de precios al consumidor de Lima Metropolitana.

2. Material y Métodos

En la presente investigación de series temporales la población de interés está constituida por la serie histórica del Índice Mensual de Precios al Consumidor de Lima Metropolitana (año base 2009=100). La muestra comprendió desde el periodo enero 2010 a diciembre 2020, la serie se obtuvo de la página web del Ministerio de Economía y Finanzas, siendo la fuente el Instituto Nacional de Estadística e Informática. La metodología utilizada para estimar el modelo econométrico de pronóstico satisfactorio es la de Box-Jenkins, consistente en: identificación, estimación, validación y pronóstico. La serie histórica se divide en dos partes; de enero 2010 a junio 2020 para la identificación, estimación y validación del modelo y el periodo de julio 2020 a diciembre 2020 para la validación del pronóstico. Las pruebas estadísticas correspondientes a cada una de estas etapas se realizaron con el soporte del software econométrico Eviews 10.

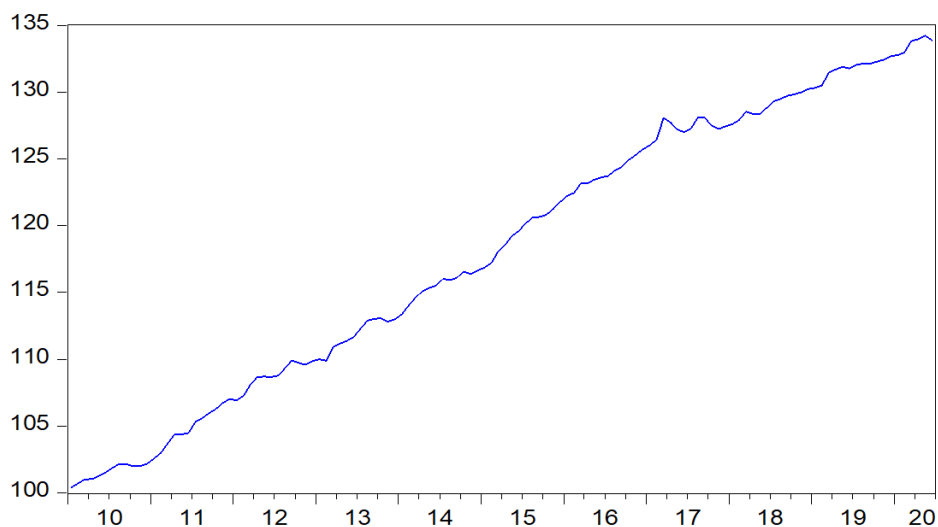
3. Resultados

El análisis del comportamiento de la serie mensual del Índice de precios al consumidor de Lima Metropolitana fue realizado empleando la metodología de Box-Jenkins, cuyos resultados, etapa por etapa se analizan y se presentan a continuación.

Etapa 1: Identificación del modelo

Esta primera etapa de la metodología de Box – Jenkins se inició con la representación gráfica de la serie mensual del Índice de Precios al Consumidor de Lima Metropolitana comprendida entre el periodo del mes de enero 2010 a junio 2020 con el propósito de examinar la tendencia y la volatilidad de la serie; observándose en la figura 1 una evolución creciente de la tendencia durante el periodo analizado, además se observa una variabilidad constante en todo el periodo a excepción del primer semestre del año 2017 donde presenta variabilidad no constante debido al incremento y disminución de precios de los productos de primera necesidad a consecuencia del fenómeno del niño. Todas estas características indican que la serie no evoluciona alrededor de una media constante, como consecuencia es no estacionaria en media.

Figura 1.
Índice de precios al consumidor de Lima metropolitana, enero 2010 - junio 2020



En la figura 1 se identificó por observación que la serie no presenta estacionariedad en media, luego se procedió a confirmar esta característica a través del análisis del correlograma de la serie y la prueba de Dickey - Fuller aumentada. (ADF)

Figura 2.
Función de autocorrelación parcial y autocorrelación parcial del IPC de Lima Metropolitana. Periodo enero 2010 – junio 2020.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.979	0.979	123.56	0.000
		2	0.956	-0.029	242.54	0.000
		3	0.934	-0.006	357.03	0.000
		4	0.912	-0.019	467.01	0.000
		5	0.890	0.005	572.71	0.000
		6	0.869	-0.018	674.12	0.000
		7	0.847	-0.013	771.27	0.000
		8	0.825	-0.010	864.26	0.000
		9	0.803	-0.022	953.04	0.000
		10	0.780	-0.026	1037.6	0.000
		11	0.756	-0.027	1117.7	0.000
		12	0.732	-0.021	1193.6	0.000
		13	0.708	-0.017	1265.3	0.000
		14	0.684	-0.020	1332.7	0.000
		15	0.661	0.001	1396.1	0.000
		16	0.638	0.001	1455.8	0.000
		17	0.615	-0.003	1511.8	0.000
		18	0.593	-0.020	1564.3	0.000
		19	0.571	0.003	1613.4	0.000
		20	0.549	-0.013	1659.3	0.000
		21	0.527	-0.014	1701.9	0.000
		22	0.505	-0.015	1741.5	0.000
		23	0.483	-0.005	1778.0	0.000
		24	0.462	-0.014	1811.8	0.000
		25	0.440	-0.025	1842.6	0.000
		26	0.418	-0.007	1870.9	0.000
		27	0.397	-0.001	1896.6	0.000
		28	0.376	-0.014	1919.9	0.000
		29	0.356	-0.008	1940.9	0.000
		30	0.335	-0.020	1959.8	0.000
		31	0.314	-0.018	1976.5	0.000
		32	0.294	-0.007	1991.3	0.000
		33	0.273	-0.017	2004.2	0.000
		34	0.251	-0.049	2015.3	0.000
		35	0.229	-0.033	2024.6	0.000
		36	0.207	0.001	2032.2	0.000

Planteamiento de hipótesis:

Ho: $\rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_{36} = 0$,

Ha: Para algún $\rho_i \neq 0$; $i = 1, 2, \dots, k$

Estadístico de prueba:

Estadístico Q prueba conjunta

Decisión:

Rechazar Ho, si p-value es ≤ 0.05 .

No rechazar Ho, en caso contrario.

La figura 2, muestra la probabilidad del estadístico Q hasta el rezago 36, p-value = 0000; por consiguiente, se rechaza la Ho, la conclusión es que existe autocorrelación entre los diferentes periodos rezagados de la serie en cuestión, por lo tanto, la serie del IPC de Lima Metropolitana en el periodo analizado es no estacionaria.

Además, el correlograma de la serie, a través de las funciones de autocorrelación (FAC) y autocorrelación parcial (FACP) de los datos justifican la no estacionariedad de la serie en estudio, porque los coeficientes de autocorrelación son muy altos, la figura 2 es un correlograma habitual de una serie de tiempo no estacionaria. El coeficiente de autocorrelación inicia en un nivel muy alto y disminuye de un modo muy lento hacia cero, conforme se prolonga el rezago.

Tabla 2.

Prueba de Dickey – Fuller aumentada al Índice de precios al consumidor de Lima Metropolitana, enero 2010 – julio 2020

Serie	Ecuación de la prueba	t-Statistic	Prob*
Índice de precios al consumidor de Lima Metropolitana. (IPC)	Intercepto	-1.123953	0.7049
	Tendencia e intercepto	-1.196055	0.9066
	Ninguna	9.125147	1.0000

* Mackinnon (1996) valor-p de una cola.

Planteamiento de hipótesis

Ho: La serie mensual del IPC de Lima Metropolitana presenta raíz unitaria (serie no estacionaria)

Ha: La serie mensual del IPC de Lima Metropolitana no presenta raíz unitaria (serie no estacionaria)

Estadístico de prueba

Estadístico de Dickey – Fuller aumentada

Decisión

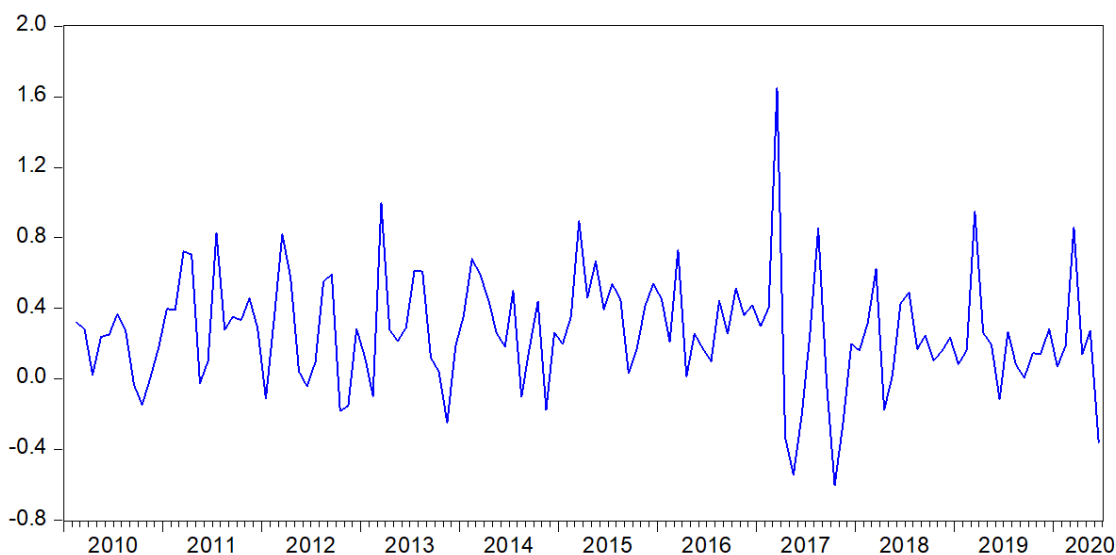
Rechazar Ho, si p-value es ≤ 0.05

No rechazar en caso contrario.

La tabla 2, proporciona los valores de las probabilidades de la prueba de Dickey – Fuller aumentada en los tres modelos posibles de ecuación, todos ellos superiores a 0.05; concluyendose que la serie del IPC de Lima metropolitana en el periodo estudiado presenta raiz unitaria por consiguinete es no estacionaria; por lo tanto se necesita diferenciar la serie para conseguir la estacionariedad.

Figura 3

Primera diferencia del índice de precios al consumidor de Lima metropolitana, enero 2010 – junio 2020



La no estacionariedad de la serie del IPC de Lima Metropolitana determinó la necesidad de usar la primera diferencia regular D(IPC), la cual se muestra en la figura 3; observandose ya la ausencia de tendencia pero con ciertos movimientos estacionales.

Tabla 3.

Prueba de Dickey – Fuller aumentada a la primera diferencia regular del Índice de precios al consumidor de Lima Metropolitana, enero 2010 – julio 2020

Serie	Ecuación de la prueba	t-Statistic	Prob*
Primera diferencia regular del Índice de precios al consumidor de Lima Metropolitana.	Intercepto	-8.766617	0.0000
D(IPC)	Tendencia e intercepto	-8.830661	0.0000
	Ninguna	-1.987650	0.0452

* Mackinnon (1996) valor-p de una cola.

Planteamiento de hipótesis:

H₀: La primera diferencia IPC de Lima Metropolitana presenta raiz unitaria (serie no estacionaria)

H_a: La primera diferencia IPC de Lima Metropolitana no presenta raiz unitaria (serie estacionaria)

Estadístico de prueba:

Estadístico de Dickey – Fuller aumentada

Decisión:

Rechazar H_0 , si p-value es ≤ 0.05 .

No rechazar en caso contrario.

La tabla 3, proporciona las probabilidades de la prueba de Dickey – Fuller aumentada en los tres modelos posibles de ecuación, todos ellos inferiores a 0.05; concluyéndose que la serie de la primera diferencia del IPC de Lima Metropolitana no presenta raíz unitaria, por consiguiente la serie es estacionaria.

Figura 4.

Función de autocorrelación y autocorrelación parcial de la primera diferencia del IPC de Lima Metropolitana. Periodo enero 2010 – junio 2020.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.145	0.145	2.6861	0.101
		2	-0.185	-0.210	7.0956	0.029
		3	-0.153	-0.096	10.124	0.018
		4	-0.021	-0.021	10.182	0.037
		5	0.161	0.129	13.598	0.018
		6	-0.006	-0.079	13.603	0.034
		7	-0.018	0.045	13.649	0.058
		8	-0.096	-0.093	14.906	0.061
		9	-0.066	-0.037	15.509	0.078
		10	-0.028	-0.073	15.620	0.111
		11	0.018	0.014	15.663	0.154
		12	0.331	0.321	31.075	0.002
		13	-0.010	-0.119	31.089	0.003
		14	-0.100	0.046	32.513	0.003
		15	-0.079	-0.030	33.409	0.004
		16	-0.015	-0.013	33.441	0.006
		17	-0.016	-0.171	33.479	0.010
		18	-0.073	-0.014	34.262	0.012
		19	0.037	0.040	34.462	0.016
		20	0.100	0.143	35.965	0.016
		21	0.025	-0.004	36.058	0.022
		22	-0.055	0.013	36.524	0.027
		23	-0.053	-0.012	36.962	0.033
		24	0.265	0.173	47.992	0.003
		25	0.048	-0.083	48.362	0.003
		26	-0.059	0.029	48.924	0.004
		27	-0.079	-0.006	49.938	0.005
		28	-0.073	-0.034	50.817	0.005
		29	-0.020	-0.049	50.880	0.007
		30	-0.063	-0.045	51.548	0.009
		31	0.025	0.010	51.653	0.011
		32	0.021	-0.064	51.729	0.015
		33	-0.089	-0.095	53.102	0.015
		34	-0.089	-0.056	54.482	0.014
		35	-0.003	0.062	54.483	0.019
		36	0.233	0.045	64.145	0.003

El correlograma de la figura 4, muestra significativos los coeficientes de autocorrelación (FAC), 12, 24 y 36 indicando un posible modelo de tipo estacional en la componente de medias móviles (SMA), además también son significativos los coeficientes de autocorrelación parcial (FACP) 12, 24, denotando componentes autorregresivos estacionales (SAR)

Etapa 2: Estimación del modelo

En esta etapa se estimaron los posibles modelos para la serie del IPC de Lima Metropolitana teniendo a consideración que en la etapa anterior se indicó que presentan componentes estacionales autorregresivos y de medias móviles.

1° Modelo: SARIMA (1,1,0) (0,0,2)₁₂ con constante.

Parámetro	Coefficiente	Error estándar	t-Statistic	Prob	AIC	SC	HQC
C	0.260335	0.053051	4.907299	0.0000	0.478529	0.591661	0.524489
AR(1)	0.182238	0.070385	2.589161	0.0108			
SMA(12)	0.288061	0.111371	2.586498	0.0109			
SMA(24)	0.187410	0.100869	1.857956	0.0656			

2° Modelo: SARIMA (1,1,0) (1,0,1)₁₂ con constante.

Parámetro	Coefficiente	Error estándar	t-Statistic	Prob	AIC	SC	HQC
C	0.263702	0.083964	3.140646	0.0021	0.364290	0.477423	0.410250
AR(1)	0.174670	0.073212	2.385797	0.0186			
SAR(12)	0.991577	0.05021	19.74841	0.0000			
SMA(12)	-0.908983	0.264082	-3.442051	0.0008			

3° Modelo: SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂ con constante.

Parámetro	Coefficiente	Error estándar	t-Statistic	Prob	AIC	SC	HQC
C	0.261756	0.086849	3.013911	0.0031	0.350090	0.463222	0.396050
MA(1)	0.256420	0.072241	3.549518	0.0006			
SAR(12)	0.980194	0.062010	15.80708	0.0000			
SMA(12)	-0.859108	0.212475	-4.043332	0.0001			

4° Modelo: SARIMA (1,1,0) (3,0,1)₁₂ con constante.

Parámetro	Coefficiente	Error estándar	t-Statistic	Prob	AIC	SC	HQC
C	0.264554	0.085005	3.112231	0.0023	0.395620	0.554005	0.459964
AR(1)	0.176745	0.064051	2.759442	0.0067			
SAR(12)	0.042467	0.002697	15.74403	0.0000			
SAR(24)	0.999812	0.00016	6229.795	0.0000			
SAR(36)	-0.042285	0.002727	-15.5062	0.0000			
SMA(24)	-0.996250	0.010214	-97.53724	0.0000			

Los coeficientes autorregresivos y de medias móviles estimados en cada uno de los modelos son estadísticamente significativos $p\text{-value} < 0.05$ con excepción del coeficiente SMA(24) del primer modelo cuya significancia es $p\text{-value} < 0.07$; para seleccionar uno o más modelos para la etapa siguiente de validación optamos por contrastar los modelos que presenten los menores valores en los criterios de información; es así, que los modelos seleccionados son SARIMA (1,1,0) (1,0,1)₁₂ con termino constante cuyos valores son de 0.364290, 0.477423 y 0.410250 en los criterios de información de Akaike, Schwarz y Hannan Quinn respectivamente; y el modelo SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂ con termino constante con valores de 0.350090, 0.463222 y 0.396050 en los criterios de información de Akaike, Schwarz y Hannan Quinn respectivamente.

Etapa 3: Validez del modelo

En esta etapa procedimos a validar el ajuste de los modelos seleccionados, es decir corroborar el cumplimiento de los supuestos de los residuos de cada modelo; comenzamos con el grafico de los correlogramas a los residuos y luego probamos la normalidad de los errores con el test de Jarque-Bera.

- Para el modelo: SARIMA (1,1,0) (1,0,1)₁₂

Figura 5.

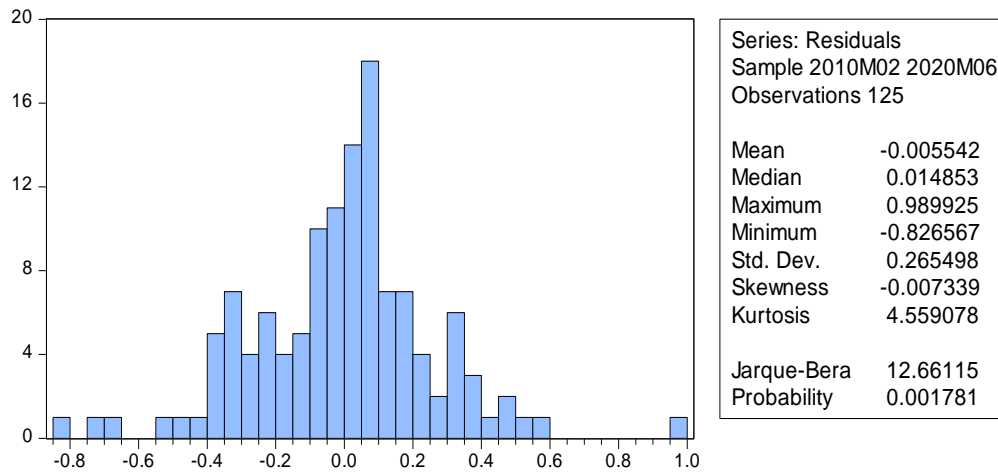
Función de autocorrelación y autocorrelación parcial de los residuos del modelo SARIMA (1,1,0) (1,0,1)₁₂

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.033	0.033	0.1392	
		2	-0.170	-0.172	3.8830	
		3	-0.072	-0.061	4.5522	
		4	-0.023	-0.049	4.6216	0.032
		5	0.239	0.227	12.179	0.002
		6	0.018	-0.014	12.223	0.007
		7	-0.042	0.034	12.461	0.014
		8	-0.139	-0.129	15.077	0.010
		9	0.013	0.045	15.099	0.020
		10	0.112	0.013	16.822	0.019
		11	-0.036	-0.042	17.005	0.030
		12	0.041	0.062	17.241	0.045
		13	-0.067	-0.026	17.877	0.057
		14	-0.018	-0.003	17.924	0.083
		15	0.024	-0.025	18.005	0.116
		16	0.033	0.043	18.160	0.152
		17	-0.020	-0.055	18.221	0.197
		18	-0.079	-0.032	19.142	0.207
		19	-0.001	-0.019	19.142	0.261
		20	0.135	0.151	21.908	0.188
		21	0.108	0.075	23.691	0.165
		22	0.061	0.111	24.255	0.187
		23	-0.129	-0.086	26.862	0.139
		24	-0.014	0.046	26.892	0.174
		25	0.026	-0.077	27.003	0.211
		26	0.017	-0.026	27.049	0.254
		27	0.012	-0.035	27.072	0.301
		28	-0.058	0.022	27.624	0.325
		29	-0.008	0.004	27.634	0.377
		30	-0.055	-0.063	28.132	0.404
		31	-0.010	-0.028	28.150	0.457
		32	0.050	0.016	28.577	0.487
		33	-0.032	-0.020	28.759	0.530
		34	0.009	-0.004	28.773	0.581
		35	-0.056	-0.011	29.321	0.603
		36	-0.015	-0.016	29.360	0.649

En la figura 5; se observa que hasta el rezago 12, la probabilidad de los coeficientes de autocorrelación son inferiores al 0.05, luego del rezago 13 hasta el 36 p-value > 0.05, indicando que existe autocorrelación en los residuos del modelo SARIMA (1,1,0) (1,0,1)₁₂ por lo tanto, el modelo seleccionado no cumple con el supuesto de residuos aleatorios.

Figura 6.

Test de Jarque – Bera a los residuos del modelo SARIMA (1,1,0) (1,0,1)₁₂



En la figura 6; se evaluó la normalidad de los residuos del modelo, mediante el test de Jarque – Bera planteándose la siguiente hipótesis.

Planteamiento de hipótesis:

Ho: Los residuos del modelo estimado SARIMA (1,1,0) (1,0,1)₁₂ presentan distribución normal.
Ha: Los residuos del modelo estimado SARIMA (1,1,0) (1,0,1)₁₂ no presentan distribución normal.

Estadístico de prueba:

Test de Jarque-Bera

Decisión:

Rechazar Ho, si p-value es ≤ 0.05 .
No rechazar Ho, en caso contrario.

En la figura 6, la probabilidad del estadístico de Jarque-Bera es $= 0.001781 < 0.05$; por lo tanto se rechaza la Ho, se concluye que los residuos del modelo estimado SARIMA (1,1,0) (1,0,1)₁₂ no presentan distribución normal, violándose el supuesto de normalidad de residuos.

- Para el modelo: SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂

Figura 7.

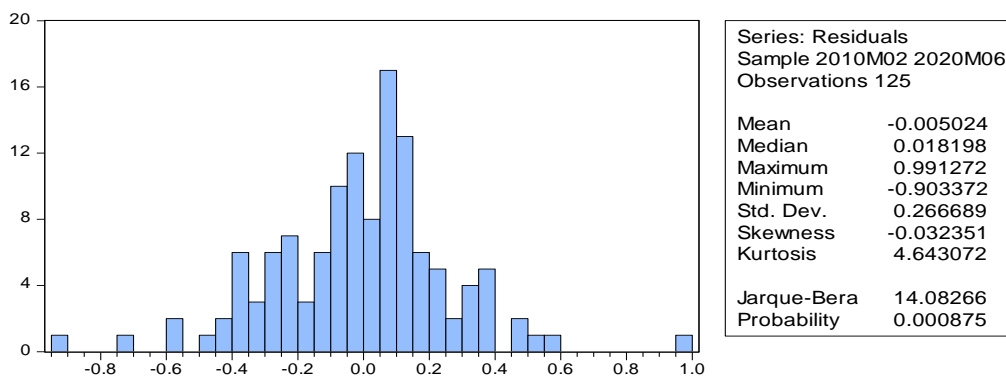
Función de autocorrelación y autocorrelación parcial de los residuos del modelo SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.030	-0.030	0.1147	
		2	-0.131	-0.132	2.3182	
		3	-0.051	-0.060	2.6507	
		4	-0.043	-0.066	2.8961	0.089
		5	0.243	0.229	10.690	0.005
		6	-0.003	-0.003	10.691	0.014
		7	-0.024	0.036	10.768	0.029
		8	-0.134	-0.129	13.217	0.021
		9	0.009	0.030	13.228	0.040
		10	0.112	0.025	14.965	0.036
		11	-0.047	-0.043	15.267	0.054
		12	0.041	0.045	15.503	0.078
		13	-0.066	-0.014	16.115	0.096
		14	-0.016	-0.010	16.149	0.136
		15	0.019	-0.029	16.200	0.182
		16	0.031	0.041	16.337	0.231
		17	-0.019	-0.046	16.388	0.290
		18	-0.068	-0.029	17.082	0.314
		19	-0.004	-0.026	17.085	0.380
		20	0.133	0.151	19.763	0.287
		21	0.087	0.073	20.916	0.284
		22	0.067	0.119	21.615	0.304
		23	-0.126	-0.087	24.101	0.238
		24	-0.014	0.033	24.130	0.287
		25	0.025	-0.070	24.230	0.335
		26	0.008	-0.033	24.242	0.391
		27	0.018	-0.035	24.296	0.445
		28	-0.059	0.020	24.865	0.470
		29	-0.001	0.011	24.865	0.527
		30	-0.051	-0.056	25.298	0.558
		31	-0.014	-0.036	25.332	0.610
		32	0.056	0.022	25.869	0.633
		33	-0.040	-0.017	26.140	0.668
		34	0.017	-0.001	26.193	0.712
		35	-0.061	-0.019	26.843	0.725
		36	-0.008	-0.007	26.856	0.766

En la figura 7; se observa que hasta el rezago 10, la probabilidad de los coeficientes de autocorrelación son inferiores al 0.05; luego del rezago 11 hasta el 36 p-value > 0.05, indicando que existe autocorrelación en los residuos del modelo SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂ por lo tanto, el modelo seleccionado no cumple con el supuesto de residuos aleatorios.

Figura 8.

Test de Jarque – Bera a los residuos del modelo SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂



En la figura 8; se probó la normalidad de los residuos del modelo; mediante el test de Jarque – Bera, ($p\text{-value} = 0.000875 < 0.05$); permitiendo concluir que la distribución de los residuos del modelo no presenta distribución normal, violándose el supuesto de normalidad de los residuos.

Los dos modelos seleccionados para la etapa de validez no cumplen los supuestos de aleatoriedad y normalidad de los residuos.

Pérez (2012). “Habitualmente, la falta de normalidad en los residuos suele provenir de la presencia de datos atípicos (...) una forma de solucionarse es ingreso variables dummy en el modelo estimado”.

En las figuras 9 y 10 se verifican los residuos de los modelos SARIMA (1,1,0) (1,0,1)₁₂ y SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂ respectivamente, se puede identificar que en los meses de marzo, abril, agosto y octubre del año 2017 los residuos sobrepasan de manera considerable las bandas de confianza, lo que estaría causando ausencia de normalidad de los residuos de ambos modelos.

Figura 9.

Valores ajustados y residuos del IPC de Lima Metropolitana, con el modelo SARIMA (1,1,0) (1,0,1)₁₂

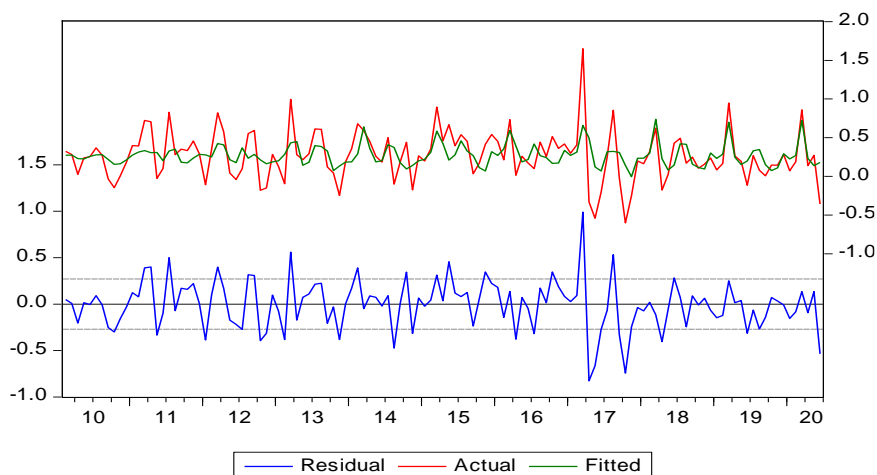
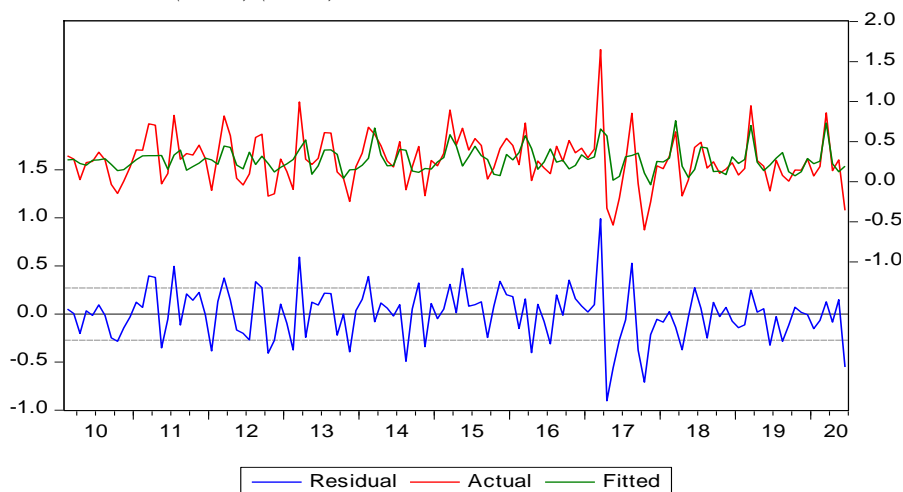


Figura 10.

Valores ajustados y residuos del IPC de Lima Metropolitana, con el modelo SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂



Por lo tanto, se procedió a estimar los coeficientes de los modelos juntamente con la variable Dummy en el 3er mes del año 2017, con el propósito de corregir la ausencia de normalidad de los residuos.

Modelo: SARIMA (1,1,0) (1,0,1)₁₂ con constante.

Parámetro	Coficiente	Error estándar	t-Statistic	Prob	AIC	SC	HQC
C	0.256255	0.0775	3.306491	0.0012	0.231842	0.367601	0.286994
D1703	1.106324	0.347308	3.185427	0.0018			
AR(1)	0.257603	0.084873	3.03516	0.0030			
SAR(12)	1.000000	0.000042	24086.42	0.0000			
SMA(12)	-0.999987	0.000037	-27034.33	0.0000			

Modelo: SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂ con constante.

Parámetro	Coficiente	Error estándar	t-Statistic	Prob	AIC	SC	HQC
C	0.256340	0.075484	3.395954	0.0009	0.215085	0.350844	0.270237
D1703	1.076855	0.305778	3.521685	0.0006			
MA(1)	0.319106	0.090904	3.51035	0.0006			
SAR(12)	0.997360	0.05086	19.71627	0.0000			
SMA(12)	-0.952168	0.45283	-2.102707	0.0376			

Luego de estimar los coeficientes de los modelos SARIMA (1,1,0) (1,0,1)₁₂ con constante y SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂ con constante, se optó por no continuar con el análisis de los residuales del primer modelo al presentar el coeficiente SAR (12) igual a 1; por lo que se estaría violando la condición de estacionariedad $|\phi| < 1$.

Validez del modelo SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂ con constante y variable dummy

- **Probando la condición de los residuos**

Tabla 4.

Test t Student a los residuos del modelo SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂ con constante y variable dummy

Test of Hypothesis: Mean = 0.000000		
Sample Mean = -0.007986		
Sample Std. Dev. = 0.242072		
Method	Value	Probability
t-statistic	-0.368850	0.7129

En la tabla 4, se evaluó que la media de los residuos sea igual a cero, a través del test t Student de media (p-value=0.7129 < 0.05); por lo tanto, concluimos que la media de los residuos del modelo SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂ con constante y variable dummy es igual a cero; de esta forma el modelo cumple el supuesto de que el valor esperado de los residuos sea cero. $E(u_t) = 0$.

Figura 11.

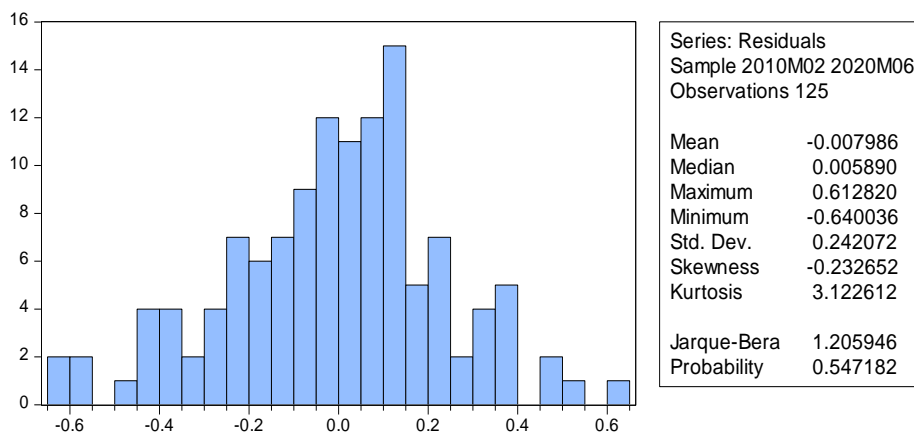
Función de autocorrelación y autocorrelación parcial de los residuos del modelo SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂ con constante y variable dummy.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	-0.015	-0.015	0.0296	
		2	-0.058	-0.059	0.4695	
		3	-0.042	-0.044	0.6996	
		4	-0.048	-0.053	1.0046	0.316
		5	0.137	0.131	3.4883	0.175
		6	0.018	0.015	3.5321	0.317
		7	0.045	0.058	3.8001	0.434
		8	-0.076	-0.066	4.5805	0.469
		9	0.007	0.027	4.5878	0.598
		10	0.114	0.096	6.3937	0.495
		11	-0.033	-0.033	6.5409	0.587
		12	0.062	0.056	7.0830	0.628
		13	-0.006	0.017	7.0888	0.717
		14	-0.026	-0.016	7.1858	0.784
		15	-0.041	-0.063	7.4227	0.828
		16	-0.029	-0.030	7.5471	0.872
		17	0.019	-0.011	7.6007	0.909
		18	-0.070	-0.069	8.3266	0.910
		19	-0.011	-0.030	8.3446	0.938
		20	0.114	0.121	10.321	0.890
		21	0.088	0.110	11.509	0.872
		22	0.018	0.017	11.560	0.904
		23	-0.125	-0.099	13.997	0.831
		24	-0.061	-0.043	14.579	0.843
		25	0.026	0.012	14.687	0.875
		26	0.002	-0.044	14.688	0.905
		27	0.048	0.022	15.066	0.919
		28	-0.026	0.026	15.180	0.937
		29	-0.019	0.011	15.237	0.953
		30	-0.047	-0.073	15.613	0.960
		31	0.059	0.042	16.205	0.963
		32	0.020	-0.008	16.273	0.972
		33	-0.039	-0.033	16.531	0.978
		34	0.038	0.029	16.777	0.982
		35	-0.092	-0.047	18.285	0.975
		36	0.018	0.045	18.343	0.982

En la figura 11; se observa que todos los rezagos (hasta el 36), presentan un p-value > 0.05, indicando que no existe autocorrelación en los residuos del modelo SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂ con constante y variable dummy; por lo tanto, el modelo seleccionado cumple con el supuesto de residuos no autocorrelacionados y como consecuencia los residuos se distribuyen de forma aleatoria.

Figura 12.

Test de Jarque – Bera a los residuos del modelo SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂ con constante y variable dummy.



En la figura 12; se evaluó la normalidad de los residuos del modelo; mediante el test de Jarque – Bera, (p-value = 0.547182 > 0.05); permitiendo concluir que la distribución de los residuos del modelo presenta distribución normal, por lo tanto, los residuos del modelo cumplen el supuesto de normalidad.

- **Probando la condición de los coeficientes.**

Tabla 5.
Raíces del polinomio del modelo SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂
Con constante y variable dummy.

AR Root(s)	Modulus	Cycle
0.865835 ± 0.499890i	0.999780	12.00000
-0.999780	0.999780	
0.499890 ± 0.865835i	0.999780	6.000000
-0.499890 ± 0.865835i	0.999780	3.000000
0.999780	0.999780	
2.22e-16 ± 0.999780i	0.999780	4.000000
-0.865835 ± 0.499890i	0.999780	2.400000
No root lies outside the unit circle. ARMA model is stationary.		
MA Root(s)	Modulus	Cycle
-0.995924	0.995924	
0.862495 ± 0.497962i	0.995924	12.00000
2.22e-16 ± 0.995924i	0.995924	4.000000
-0.497962 ± 0.862495i	0.995924	3.000000
-0.862495 ± 0.497962i	0.995924	2.400000
0.497962 ± 0.862495i	0.995924	6.000000
0.995924	0.995924	
-0.319106	0.319106	
No root lies outside the unit circle. ARMA model is invertible.		

En la tabla 5, se observa que todas las raíces del polinomio tanto de los componentes autorregresivos y de medias móviles del modelo SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂ con constante y variable dummy son menores a la unidad por lo que se concluye que el modelo es estacionario e invertible, como consecuencia el modelo estimado reúne el requisito de estabilidad.

Etapa 4: Pronóstico del modelo

En esta última etapa se realizó el pronóstico para el periodo de julio a diciembre de 2020, con el modelo estimado SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂ con constante y variable dummy. La tabla 6 muestra los errores de pronóstico: Desviación absoluta media (DAM) indica que cada pronóstico se desvía en promedio de 0.228 unidades al mes y de 0.274 unidades al mes según el error medio cuadrático (EMC) = $\sqrt{0.075}$, el porcentaje de error medio absoluto (PEMA) es 0.17% y por último el porcentaje medio de error (PME) de 0.10%. Los valores de los errores son bajos cercanos a cero, el cual nos indica que el pronóstico no tiene presenta sesgo.

Tabla 6.

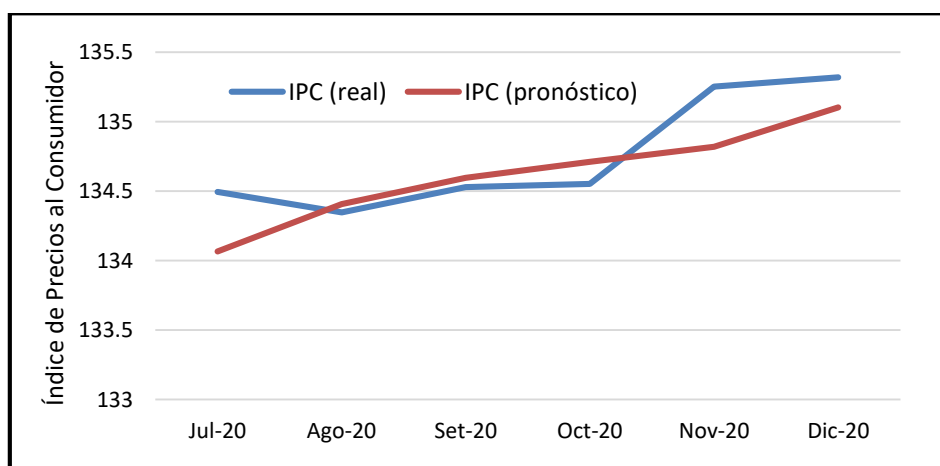
Errores de pronóstico del Índice de precios al consumidor de Lima Metropolitana, Periodo julio a diciembre 2020.

Periodo	IPC (real)	IPC (pronóstico)	Error	ERROR DE PRONÓSTICO			
				DAM	EMC	PEMA	PME
Jul-20	134.494	134.066	0.428	0.428	0.183	0.32%	0.32%
Ago-20	134.346	134.407	-0.061	0.061	0.004	0.05%	-0.05%
Set-20	134.529	134.595	-0.066	0.066	0.004	0.05%	-0.05%
Oct-20	134.552	134.710	-0.159	0.159	0.025	0.12%	-0.12%
Nov-20	135.252	134.818	0.434	0.434	0.188	0.32%	0.32%
Dic-20	135.318	135.101	0.217	0.217	0.047	0.16%	0.16%
Promedio	134.748	134.616		0.228	0.075	0.17%	0.10%

Apellidos y Nombres	Teléfono	correos	Escuela Profesional	Línea de Investigación
Alvarado Peña Lisandro José				
Barboza Meca Joshuan Jordano				
Calanchez Urribarri África del Valle				
Chávez Vera Kerwin José				
Córdova Chirinos José Williams				
Ludeña González Gerardo Francisco				
Mamani Benito Oscar Javier				
Moyano Muñoz Juan José Augusto				

Figura 13.

Valores reales y pronósticos del Índice de precios al consumidor de Lima Metropolitana. Periodo julio a diciembre 2020.



En la figura 13, se observa el comportamiento de los valores pronosticados comparado con los valores reales, indicando que ambos índices siguen la misma tendencia creciente.

4. Discusión.

Se analizó la serie mensual del Índice de precios al consumidor de Lima Metropolitana, durante el periodo de enero 2010 a junio 2020, comprendiendo un total de 126 observaciones que se utilizaron para la identificación, estimación y validación del modelo econométrico.

Se identificó un modelo SARIMA(p,1,q)(P,0,Q)₁₂ y se procedió con la estimación siguiendo la metodología de Box y Jenkins. El modelo estimado corresponde al modelo SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂ con constante y variable dummy, previamente la serie analizada sufrió una diferencia regular con el propósito de convertirla en serie estacionaria; el modelo presentó a todos los coeficientes altamente significativos ($p < 0.01$), con valores de los criterios de información más bajos y cercanos a uno comparados con otros modelos propuestos; al analizar los residuos se comprobó que estos presenten media cero, ausencia de autocorrelación, y se distribuyen en forma normal, para lograr este último supuesto fue necesario ingresar una variable dummy (d1703). En la validación de los pronósticos con las observaciones de julio a diciembre del 2020 presentó desviación absoluta media (DAM) de 0.228 y de 0.274 unidades al mes según el Error medio cuadrático (EMC) = $\sqrt{0.075}$, el porcentaje de error medio absoluto (PEMA) fue de 0.17% y el porcentaje medio de error (PME) de 0.10%.

Comparado con el modelo de Bardales (2015) que también utilizó la metodología de Box y Jenkins para pronosticar el Índice de precios al consumidor de Lima Metropolitana, en la serie de enero 1994 a diciembre del 2014 en el cual ajustó un modelo ARIMA (2,1,1) si necesitó de realizar una diferencia estacional porque el comportamiento de la serie en el periodo de tiempo estudiado no muestra grandes oscilaciones, además obtuvo con un error promedio de 0.31755 por mes; en nuestro modelo se incorporó coeficientes estacionales SAR y SMA y una variable Dummy por presentar la serie oscilaciones irregulares y se obtuvo un error medio cuadrático de 0.274 unidades por mes; menor al error encontrado en el modelo de Bardales.

En el antecedente de Siesquen & Riojas (2017), que estimó un modelo econométrico ARIMA (0,1,1) para pronosticar la serie del Índice de precios al consumidor de la Región Lambayeque y un modelo ARIMA (0,1,1) para pronosticar la serie del Índice de precios al consumidor a nivel nacional, en ambos casos utilizó la serie histórica de enero 2010 a diciembre 2016, además presentó un Error Absoluto Promedio MAE = 0.170 y 0.302 por mes respectivamente por cada modelo, tampoco fue necesario incorporar diferencia estacional ni coeficientes estacionales; si comparamos los errores de estos modelos antecedentes con el modelo nuestro verificamos que nuestra Desviación absoluta media (DAM) es 0.228 inferior al 0.302 del modelo del Índice de precios al consumidor a nivel nacional.

En el antecedente internacional de Flores (2017), quien estimó un modelo SARIMA ((1,3),1,0) (1,0,1)₁₂ para pronosticar el Índice nacional de precios al consumidor de México, basado en la serie histórica de enero de 2005 a mayo del 2014, es muy semejante al nuestro porque ambas series sufrieron diferencia regular para convertirla en estacionaria; además porque incorporan coeficientes estacionales SAR y SMA en sus modelos; respecto al diagnóstico de los pronósticos fuera de la muestra se verifica que al realizar el contraste de la capacidad predictiva, muestran mayor poder de predicción en los modelos lineales (SARIMA).

5. Conclusiones.

- El modelo econométrico óptimo de pronóstico para la serie del índice mensual de precios al consumidor de Lima Metropolitana en el periodo de enero 2010 a julio 2020 es un modelo SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂, con constante y variable dummy, cuya ecuación es:

$$\hat{y}_t = 0.256340 + \hat{y}_{t-1} + 0.319106\varepsilon_{t-1} + 0.997360(y_{t-12} - y_{t-13}) - 0.952168\varepsilon_{t-1} - 0.303843\varepsilon_{t-13} + 1.076855D_{1703}$$

- La calidad de los pronósticos del modelo SARIMA (0,1,1) (1,0,1)₁₂, estimado para el índice de precios al consumidor de Lima Metropolitana, se evaluaron en base a los indicadores de errores de pronóstico de julio a diciembre del 2020 con Desviación absoluta media (DAM) de 0.228 unidades al mes, Error medio cuadrático (EMC) de 0.075, Porcentaje de error medio absoluto (PEMA) de 0.17% y el Porcentaje medio de error (PME) de 0.10%; lo cual indica que la estimación del modelo no es sesgada

6. Referencias

- Al-Daghir, M., Hashim, S., y Mutlag, H. (2020). El efecto de la inflación en la formulación de la política monetaria en Iraq. *Revista Opción*. Vol. 36, Edición Especial 27. <https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-85084986791&origin=resultslist&sort=p>
- Bardalez (2015). “Modelo de pronóstico óptimo del Índice de Precios al Consumidor. Metodología de Box y Jenkins”. Lima Metropolitana – Perú, de enero de 1994 – junio del 2014,
- Campos, L. (2020). El producto potencial, la brecha del producto y la inflación en Argentina (2007-2015). *Estudios de Economía*. Vol. 47, Núm. 1. <https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-85084258029&origin=resultslist&sort=pl>
- Gonzales, J., Amado, N., y Serrano, A. (2018). Análisis de la probabilidad de depreciación del tipo de cambio e inflación pronosticada en Colombia mediante un modelo de regresión logística y series de tiempo estacionarias 2005 – 2016. *Revista Espacios*. Vol. 39, Núm. 8. <https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-85042633622&origin=resultslist&sort=p>
- Flores, L. (2017), Pronóstico del Índice Nacional de Precios al Consumidor. *Revista Iberoamericana de Contaduría, Economía y Administración*. Vol. 6, Núm. 12. Julio – Diciembre 2017. <https://dspace.ucuenca.edu.ec/bitstream/123456789/1042/1/teco737.pdf>
- Harvey, A. y Thiele, S. (2021). Cointegración y control: evaluación del impacto de eventos utilizando datos de series de tiempo. *Revista de Econometría Aplicada*. Vol. 36, Núm. 1. <https://www.scopus.com/record/display.uri?origin=citedby&eid=2-s2.0-85099012708&noHigh>
- Instituto Nacional de Estadística e Informática, (2010). *Metodología del cambio de año base 2009 del índice de precios al consumidor de Lima Metropolitana*. https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/2_1.pdf
- Instituto Nacional de Estadística e Informática, (2020). *Indicadores de Precios de la Economía*. https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1728/Libro4.pdf
- Kahn, K., Su, C., Tao, R., y Chu, C. (2018). ¿Existe alguna relación entre el índice de precios al productor y el índice de precios al consumidor en la República Checa? *Investigación Económica*. Vol. 31, Núm. 1. <https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-85057179049&origin=resultslist&sort=plf>

- Kahn, K., Su, C., Tao, R., y Lobont O. (2018). Índice de precios al productor e índice de precios al consumidor: causalidad en los países de Europa central y oriental. *Ekonomicky Casopis*. Vol. 66, Núm. 4.
<https://www.scopus.com/record/display.uri?origin=recordpage&zone=relatedDocuments&eid=2-s2.0-85053693689&citeCnt=1&noHighlight=false&sort=plf-f&cite=2-s2.0->
- La Comunidad Andina, (2012). *Índice de Precios al Consumidor Armonizado*.
<http://intranet.comunidadandina.org/documentos/DEstadisticos/SGde572.pdf>
- Libman, E. (2018). Política monetaria y cambiaria asimétrica en países latinoamericanos que usan metas de inflación. *Revista de la CEPAL*. Vol. 2018, Núm. 125.
<https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-85064968807&origin=resultslist&sort=p>
- Libman, E., Palazzo, G. (2020). Metas de inflación, desinflación y trampas de deuda en Argentina. *Revista europea de economía y políticas económicas*. Vol. 17, Núm. 17.
<https://www.scopus.com/record/display.uri?origin=citedby&eid=2-s2.0-85084008475&citeCnt>
- Meyer, D. (2017). Una evaluación empírica de las relaciones entre el sector manufacturero, el crecimiento económico y los cambios en los índices de precios: el caso de Polonia. *Revista internacional de Innovación, Creatividad y Cambio*. Vol. 12, Núm. 7, Pág. 186-203.
<https://www.scopus.com/record/display.uri?origin=citedby&eid=2-s2.0->
- Quinde, V & Otros (2019). Análisis de cointegración entre el índice de precios al productor y al consumidor de alimentos. Caso Ecuador. *Revista Espacios*. Vol. 40, Núm. 1.
<https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-5059988286&origin=resultslist&sort=plf>
- Ribeiro, J. (2019). Inflación de alimentos en Perú: El rol de la política monetaria. *Revista de Análisis Económico*. Vol. 34, Núm. 2. <https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-85082774763&origin=resultslist&sort=plf->
- Siesquen & Riojas (2017), Modelos de Pronósticos del índice de Precios al Consumidor Región Lambayeque y a Nivel Nacional. Enero 2010 a diciembre 2016.
https://alicia.concytec.gob.pe/vufind/Record/UPRG_712dfdf22bded0ae9a708c6506d11f67
- Sui, J. y Li, Y. (2019). Mecanismo impulsor interno entre el IPC y el IPP en vista de la causalidad del cambio de régimen. *Zhongguo Xitong Gongcheng Xuehui*.39(4). Pág. 1001-1017.
<https://www.scopus.com/record/display.uri?origin=recordpage&zone=relatedDocuments&eid=2-s2.0-84925009520&citeCnt=0&noHighlight=false&sort=plf>
- Sun, J., Xu, J. y Cheng, X. (2021). Causalidad Dinámica entre el IPP y el IPC en China: Un enfoque de arranque de ventana móvil. *Revista Internacional de Finanzas y Economía*.
<https://www.scopus.com/record/display.uri?origin=citedby&eid=2-s2.0->
- Szafranek, K. (2019). Redes neuronales empaquetadas para pronosticar la (baja) inflación polaca. *Revista Internacional de Previsión*. Vol. 35, Núm. 3.
<https://www.scopus.com/record/display.uri?origin=recordpage&zone=relatedDocuments&eid=2-s2.0-85065124618&citeCnt=0&noHighlight=false&sort=plf->
- Topuz, Y., Yazdifar, H., y Sahadev, S. (2018). La relación entre los índices de precios al productor y al consumidor: un estudio de dos países. *Revista de Gestión de Ingresos y Precios*. Vol. 17, Núm. 3

ARANA, B. E., MENA, K. V. y NÚÑEZ, A. M. *Modelo Sarima para el pronóstico del índice mensual de precios al consumidor de Lima metropolitana. Rev. Tzhoecoen. Marzo - julio 2021. Vol. 13 / N° 1. pp. 101 -120 - ISSN: 1997-8731*

<https://www.scopus.com/record/display.uri?origin=recordpage&zone=relatedDocuments&eid=2-s2.0-85033365355&citeCnt=0&noHighlight=false&sort=plf->

Vesga, E., Romero, H. y Fajardo, E. (2019). Efectividad de la política de meta de inflación en Colombia: Un análisis de intervención. *Revista Espacios*. Vol. 40, Núm. 6. <https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-85061668462&origin=resultlist&sort=>