



COLEGIO DE POSTGRADUADOS

INSTITUCIÓN DE ENSEÑANZA E INVESTIGACIÓN EN CIENCIAS AGRÍCOLAS

CAMPUS MONTECILLO

POSTGRADO DE SOCIOECONOMÍA, ESTADÍSTICA E INFORMÁTICA

ECONOMÍA

**ANÁLISIS Y PREDICCIÓN DE LA SERIE DE TIEMPO
DEL ÍNDICE NACIONAL DE PRECIOS AL
CONSUMIDOR (INPC) DE MÉXICO**

JULIO CÉSAR AYLLÓN BENÍTEZ

T E S I S

**PRESENTADA COMO REQUISITO PARCIAL
PARA OBTENER EL GRADO DE:**

DOCTOR EN CIENCIAS

MONTECILLO, TEXCOCO, ESTADO DE MÉXICO

2021

La presente tesis titulada: “Análisis y predicción de la serie de tiempo del Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC) de México” realizada por el alumno: Julio César Ayllón Benítez, bajo la dirección del Consejo Particular indicado, ha sido aprobada por el mismo y aceptada como requisito parcial para obtener el grado de:

DOCTOR EN CIENCIAS
SOCIOECONOMÍA ESTADÍSTICA E INFORMÁTICA
ECONOMIA

CONSEJO PARTICULAR

CONSEJERO

DR. JOSÉ MIGUEL OMAÑA SILVESTRE

ASESOR

DR. JAIME ARTURO MATUS GARDEA

ASESOR

DR. MIGUEL ÁNGEL MARTINEZ DAMIÁN

ASESOR

DRA. DORA MA. SANGERMAN JARQUÍN

ASESOR

DR. FELIPE DE JESÚS GONZÁLEZ RAZO

Montecillo, Texcoco, Estado de México, enero de 2021

ANÁLISIS Y PREDICCIÓN DE LA SERIE DE TIEMPO DEL ÍNDICE NACIONAL DE PRECIOS AL CONSUMIDOR (INPC) DE MÉXICO

Julio César Ayllón Benítez, D.C.
Colegio de Postgraduados, 2021

RESUMEN

El presente trabajo se integró de tres capítulos, con un enfoque de series de tiempo, siendo el periodo de estudio enero 2002-junio 2020, donde el programa estadístico empleado para procesar los modelos fue SAS[®]. En el primer capítulo, el objetivo fue estimar la variación porcentual (VP) del índice nacional de precios al consumidor (VPINPC), precios de la canasta alimentaria (VPPCA) rural y urbana, y salario mínimo general (VPSMG) de México, para explicar el diferencial existente entre este último y comprobar su efecto al estar sobre o debajo de la VPINPC y VPPCA en México; hasta antes de 2015 el SMG apenas compensaba parte del aumento de los precios, sin embargo en los últimos periodos (2019 y 2020) incrementos en el SMG nominal (16 y 20%) han sido importantes para reducir la brecha entre el SMG real. En el segundo capítulo, para la predicción del INPC se utilizó el modelo de componentes no observables y el modelo estacional autorregresivo integrado de media móvil (UCM y SARIMA, por sus siglas en ingles), se contempló como objetivo realizar la predicción mediante UCM y SARIMA, para evaluar la capacidad predictiva dentro y fuera de muestra, donde el SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)_{s=12}$, fue mejor debido a que presentó valores bajos de raíz del error cuadrático medio (RECM), coeficientes significativos, con un nivel de confianza de 95% y bajos valores de los criterios de información de Akaike (AIC) y Schwarz (SBC). En el tercer capítulo, para el análisis de intervención el objetivo fue medir el impacto de cada intervención sobre la VPINPC, mediante un modelo SARIMA. Los resultados indican cambios en la serie originados por crisis económica, aumentos en precios de energéticos y gasolinas, dándose en marzo 2008, enero 2010 y enero 2017, asimismo, un efecto aditivo descendente en abril 2020 debido a la contingencia sanitaria.

Palabras clave: ARIMA, análisis de intervención, economía, series de tiempo.

ANALYSIS AND PREDICTION OF THE TIME SERIES OF THE NATIONAL CONSUMER PRICE INDEX (NCPI) IN MEXICO

Julio César Ayllón Benítez, D.C.
Colegio de Postgraduados, 2021

ABSTRACT

This research is integrated by three chapters with a time series approach, it covers a study period from January 2002 to June 2020, in which the SAS was the statistical program implemented to process the models. In the first chapter, the objective was to calculate the percentage variation (PV) of the national consumer price index (PVNCPI), rural and urban food basket prices (PVFBP), and the general minimum salary (PVGMS) in Mexico in order to explain the existing difference within this and to prove its effect of being above or below the PVNCPI and the PVFBP in Mexico. Before 2015, the GMS (general minimum salary) hardly compensated part of the price increases, nonetheless in the last periods (2019 and 2020) the nominal increments in the GMS (16% and 20%) have been important to reduce the divide of the real GMS. In the second chapter, in order to predict the NCPI, it was used the unobservable components model and the seasonal autoregressive integrated moving average model (UCM and SARIMA), the objective was to carry out the prediction through UCM and SARIMA to evaluate the predictive capability inside and outside the sample, where the SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)_{s=12}$ was better due to the fact that it showed low values in the root mean square error (RECM), significant coefficients, with a 95% of confidence level and low values in the Akaike information criterion (AIC) and Schwarz (SBC). In the third chapter, the objective in the intervention analysis was to measure the impact in each intervention on the PVNCPI, through a SARIMA model. The results indicate changes in the series originated by economic crisis, price increases in energy and gasoline given in March 2008, January 2010 and January 2017, as well as a downward additive effect in April 2020 due to the health emergency.

Key words: ARIMA, intervention analysis, economy, time series.

AGRADECIMIENTOS

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), por la ayuda económica brindada. Asimismo al Colegio de Postgraduados, campus Montecillo, por la formación integral y facilidades otorgadas.

A la Secretaría de Agricultura y Desarrollo Rural (SADER) por el apoyo.

Al Dr. José Miguel Omaña Silvestre, por la conducción académica y personal, siendo fundamental durante mi estancia en los estudios de doctorado, infinitamente gracias.

Al Dr. Jaime Arturo Matus Gardea, agradezco las facilidades otorgadas, asimismo la formación académica para el presente trabajo, claro sin olvidar los consejos personales y profesionales.

Al Dr. Miguel Ángel Martínez Damián, gracias por las asesorías e ideas que siempre son importantes en mi vida diaria.

A la Dra. Dora Ma. Sangerman Jarquín, por ser guía constante en mi formación, aportando la mejor experiencia en el sentido humano y académico para mi desempeño.

Al Dr. Felipe de Jesús González Razo, por su conducción académica y personal durante la investigación, considerados siempre y ver culminado este trabajo.

Asimismo, al Dr. José de Jesús Brambila Paz y Dr. Juan Manuel Quintero Ramírez, por sus recomendaciones y aportaciones a la investigación. Del mismo modo a la Dra. Martha Elva Ramírez Guzmán por sus consejos e inigualable cátedra de series de tiempo. Agradezco a los doctores del postgrado de economía y administrativos de apoyo de la coordinación. A mis amigos y amigas de cubículo, casa y departamento que siempre su fraternidad y pláticas fueron importantes para ser más amenos los estudios. Algunas personas en este preciso momento parecen olvidarse pero siempre estarán presentes en mi vida.

DEDICATORIAS

A mi hermano Rafa[†] que siempre estarás presente recorriendo mi camino, infinitamente tendré tu camisa bien puesta en lo que haga. Asimismo, mi abuela Eva[†] por inculcar el ímpetu de la superación y ayuda por los demás.

A mis pequeños hijos Sofía y Leonardo Rafael gracias por ser mi mayor motivo en la vida, que este trabajo sea el principio de algo maravilloso para ustedes, donde los llevaré de la mano, los amo mucho. Igualmente a Magali por ser la madre de mis hijos y compañera de vida que siempre estuvo presente a lo largo de todo el proceso.

A mis padres Rafael y Albina, por ser mi ejemplo de lucha y dedicación para afrontar la vida y saber que el mejor título se sostiene con humildad y no solamente con clavos en la pared. A mi hermana Jenny por tu ayuda y cariño cuando más lo necesite, sin olvidar a mis sobrinos Raúl, Emmanuel, Yzel y Anabel, que la vida me alcance para siempre estar con ustedes.

CONTENIDO

RESUMEN	iii
ABSTRACT	iv
LISTA DE CUADROS	ix
LISTA DE FIGURAS	x
INTRODUCCIÓN GENERAL	1
CAPÍTULO I. VARIACIÓN PORCENTUAL DEL INPC, CANASTA ALIMENTARIA Y SALARIO MÍNIMO EN MÉXICO, ENERO 2002-JUNIO 2020.....	4
1.1. RESUMEN.....	4
1.2. INTRODUCCIÓN.....	4
1.3. MATERIALES Y METODOS	11
1.4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	12
1.5. CONCLUSIONES.....	17
1.6. LITERATURA CITADA	18
CAPÍTULO II. PREDICCIÓN DEL ÍNDICE NACIONAL DE PRECIOS AL CONSUMIDOR EN MÉXICO: UN ENFOQUE DE SERIES DE TIEMPO (UCM Y SARIMA), 2002-2020.....	22
2.1. RESUMEN.....	22
2.2. INTRODUCCIÓN.....	23
2.3. MATERIALES Y MÉTODOS	24
Modelo UCM.....	24
Modelo SARIMA	26
2.4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	27
Modelo UCM.....	27
Modelo SARIMA	31
Capacidad predictiva del modelo fuera de muestra, últimas 36 observaciones (julio 2017-junio 2020).	35
Futuras predicciones, 12 observaciones posteriores a la muestra (enero a diciembre 2021).....	37
2.5. CONCLUSIONES.....	38

2.6. LITERATURA CITADA	38
CAPÍTULO III. ANÁLISIS DE INTERVENCIÓN EN LA VARIACIÓN PORCENTUAL DEL INPC EN MÉXICO, ENERO 2002- JUNIO 2020.....	41
3.1. RESUMEN.....	41
3.2. INTRODUCCIÓN.....	41
3.3. METODOLOGÍA.....	45
3.4. RESULTADOS	47
3.5. CONCLUSIONES.....	54
3.6. FUENTES CONSULTADAS	54
CONCLUSIONES GENERALES.....	59
LITERATURA CITADA.....	60

LISTA DE CUADROS

CAPÍTULO I.

Cuadro 1. Ponderadores por componentes del INPC.....	6
Cuadro 2. Valor y variación porcentual (VP) promedio nominal del INPC, PCA y SMG.	13

CAPÍTULO II.

Cuadro 3. Modelos UCM para ajustar los componentes del INPC.	28
Cuadro 4. Estimaciones finales de los parámetros.	29
Cuadro 5. Análisis de significancia individual de cada componente.	29
Cuadro 6. Prueba de Dickey Fuller Aumentada (ADF) para la serie del INPC.	32
Cuadro 7. Valores de los mejores modelos SARIMA identificados.	33
Cuadro 8. Estimación del modelo para la serie de tiempo del INPC por máxima verosimilitud.	34
Cuadro 9. Predicciones del INPC para el periodo enero-diciembre 2021.	37

CAPÍTULO III.

Cuadro 10. Prueba de Dickey Fuller Aumentada (ADF) para la serie del LVPINPC.....	48
Cuadro 11. Detección de intervenciones y estimación conjunta de los parámetros.	49

LISTA DE FIGURAS

CAPÍTULO I.

- Figura 1. Variación porcentual (VP) nominal del INPC, PCA y SMG, 2002:01-2020:06.. 14
Figura 2. Variación porcentual (VP) real del INPC, PCA y SMG, 2002:01-2020:06..... 16

CAPÍTULO II.

- Figura 3. Diagnósticos gráficos para evaluar el ajuste del modelo UCM..... 30
Figura 4. Correlogramas ACF y PACF, para la serie del INPC $Y_t = (1 - B)^d(1 - B^s)^D$. 32
Figura 5. Diagnósticos gráficos para evaluar el ajuste del modelo
SARIMA(2,1,0)X(0,1,1)_{s=12}..... 34
Figura 6. Capacidad predictiva fuera de muestra del INPC julio 2017-junio 2020. 36

CAPÍTULO III.

- Figura 7. Comportamiento de la VPINPC, periodo enero 2002-junio 2020..... 47
Figura 8. Residuos de la serie LVPINPC con intervenciones y sin intervenciones. 50

INTRODUCCIÓN GENERAL

En el capítulo uno, al analizar y modelar la diferencia obtenida de la variación porcentual (VP) del índice nacional de precios al consumidor (VPINPC) o inflación de precios al consumidor y la VP de precios de la canasta alimentaria (VPPCA) se comprobó como en marcados años de inflación de la canasta alimentaria (CA), esta sobrepasaba a veces hasta cuatro puntos, respecto a la inflación general, siendo el año más notorio 2009 y 2012, sin embargo, los mejores años han sido 2010, 2011 y 2015, asimismo, en este último es cuando empieza a ubicarse la VP del salario mínimo general (VPSMG) nominal por encima de los niveles de precios, donde dichas acciones han sido empuje hasta tiempos actuales para que al menos una persona que lo percibe supere la línea de bienestar mínima (LBM). Las grandes brechas de disociación que ha experimentado México respecto al incremento porcentual en cuanto al nivel de los precios, cuando estos han superado a los aumentos salariales, se traducen en pérdida de poder adquisitivo en los años donde se presentó, impactando principalmente en personas más desprotegidas que viven realmente con dicha remuneración en cuestiones muy elementales.

El capítulo dos, explica la iniciativa de esta investigación al usar técnicas de series de tiempo para surgir así la necesidad de evaluar mejor la situación presente y hacer pronósticos correctos que faciliten la construcción e interpretación de eventos reales. La incertidumbre del comportamiento de los precios, motiva a que cualquier institución pública o privada elabore pronósticos confiables. Al referirnos a una serie de tiempo, es la que recopila, observa o registra datos estadísticos en intervalos de tiempo regulares, los cuales pueden ser diarios, semanales, semestrales, anuales, etc. De esta manera, al hacer un análisis de dicha serie podemos utilizar modelos; los más comunes pueden ser modelos aditivos o multiplicativos, donde dentro de los últimos están los puros y mixtos.

La elección del modelo será el que sea capaz de caracterizar los principales componentes o características de la serie en estudio. A través de metodologías univariadas y multivariadas de análisis como la de componentes no observables, autorregresivo integrado de promedio móvil (ARIMA) y últimamente en temas económicos redes neuronales, entre otros.

La descomposición de una serie de tiempo tiene por objetivo construir un modelo que describa de una manera sencilla la evolución de la serie a través del tiempo. Para ello, se asume que los datos (X_t) pueden expresarse como una función de una componente de tendencia (T_t), de una componente estacional (S_t) y de un error (e_t), donde: T_t modeliza el comportamiento a largo plazo de la serie; S_t modeliza el comportamiento periódico de la serie; e_t está formado por el efecto de diversos factores de poca importancia y que a menudo desconocemos, es decir, representa la parte impredecible de la serie.

En modelos de series de tiempo, se pone atención en el error de predicción, el cual es la diferencia entre el dato observado y la predicción. La mejor bondad de ajuste se da bajo las siguientes medidas: suma de los errores al cuadrado (SSE), cuadrado medio del error (MSE), raíz del error cuadrático medio (RMSE), desviación cuadrática media (MSD), porcentaje de error absoluto de la media de residuales (MAPE), donde la magnitud grande o pequeño representará el grado de precisión o exactitud de la estimación, mientras más pequeño el error más preciso será el pronóstico y viceversa.

Asimismo, existen algunos criterios que ayudan a la bondad de ajuste como el de Akaike (AIC) y Schwarz (SBC), entre otros, sin embargo, estos son los más comunes que se utilizan para comparar los modelos en competencia que se ajustan a la misma serie, donde el que tenga menor valor se dice que se ajusta mejor a los datos. Bajo el criterio de información de Akaike (AIC), el cual mide el balance entre la bondad de ajuste y el grado de complejidad del modelo.

La predicción dentro de muestra se relaciona con la capacidad del modelo para describir el contexto según la serie que estemos analizando, dentro del intervalo muestral. De esta manera al realizar la estimación se considera todo el intervalo muestral y para la proyección solamente se utiliza una proporción de dicho intervalo muestral. Mientras que la predicción fuera de muestra se relaciona con la capacidad del modelo para describir el contexto según la serie que estemos analizando, fuera del intervalo muestral. De esta manera, se cuenta con dos muestras, es decir, la muestra que se considera para la estimación ya no es utilizada en

el momento de realizar el pronóstico, siendo así, la precisión de un pronóstico, se entiende como el grado de distancia (entre más cerca mejor) entre el valor estimado y el valor observado.

En el capítulo tres, mediante el método de Box-Jenkins se obtuvo el mejor ARIMA que representa a la serie VPINPC, se desarrolló la técnica de análisis de intervención, donde primero se exploraron datos atípicos y de esta manera relacionarlos con algún evento o mecanismo de acción de alguna política o normativa que pudo haber influido de manera exógena sobre el comportamiento de la serie, posteriormente se procedió a postular una función y así representar el efecto de cada intervención, donde su magnitud resulta importante al estimar simultáneamente tanto los parámetros que aparezcan en la función de intervención como los que se satisfagan los supuestos del modelo completo.

CAPÍTULO I. VARIACIÓN PORCENTUAL DEL INPC, CANASTA ALIMENTARIA Y SALARIO MÍNIMO EN MÉXICO, ENERO 2002-JUNIO 2020¹

1.1. RESUMEN

En México, el Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL) utiliza la denominación de pobreza por ingreso, para tal fin emplea la línea de bienestar mínimo (LBM), el cual se refiere a las personas cuyos ingresos son insuficientes para adquirir la canasta básica recomendable (CBA) equivalente al valor de la canasta alimentaria (CA) por persona y el de línea de bienestar (LB), semejante a la anterior denominación de pobreza patrimonial, equivalente al valor de la canasta alimentaria y no alimentaria por persona al mes. Constitucionalmente el salario mínimo debe cubrir las necesidades de una familia, en orden material, social y cultural y para proveer educación. El periodo de estudio fue de enero 2002 a junio 2020. La información se procesó en el programa estadístico SAS[®]. El objetivo del presente trabajo fue estimar la tasa de variación porcentual (VP) del índice nacional de precios al consumidor (INPC), precios de la canasta alimentaria (PCA) rural y urbana, y salario mínimo general (SMG) para explicar el diferencial existente entre este último y comprobar su efecto al estar sobre o debajo de la VPINPC y VPPCA. En episodios de alta inflación, principalmente en el aspecto alimentario, periodos 2004, 2007-2009, 2012-2013 y 2017 el SMG apenas ha compensado parte del aumento, acentuándose el panorama en 2017, sin embargo, aumentos importantes ocurridos desde 2015 y en los últimos periodos (2019 y 2020) en el SMG nominal en 16 y 20% han sido importantes para reducir la brecha entre el SMG real.

Palabras clave: economía, precios, salario mínimo, vulnerabilidad.

1.2. INTRODUCCIÓN

El índice nacional de precios al consumidor (INPC) es un indicador económico que facilita la toma de decisiones económicas inherentes al comportamiento de los precios; ello se debe

¹Manuscrito con estatus de enviado a la Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas editada por el Instituto Nacional de Investigaciones Forestales Agrícolas y Pecuarias (INIFAP).

a que brinda información al gobierno, las empresas y las familias sobre los cambios que tiene el costo de la vida en el país (Flores, 2017), al seguir el comportamiento de los precios al por menor de una canasta de bienes y servicios, donde su incremento o variación porcentual (VP) corresponde a la medida más empleada para la inflación (Alonso y Rivera, 2017).

La nueva metodología del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), para que el año base de referencia fuera segunda quincena de julio 2018=100, cotizaron 55 ciudades (ubicadas en los 32 entidades del país), para recabar en promedio 159,500 precios quincenalmente, agrupados en 299 conceptos de consumo genéricos, los cuales abarcan 91 ramas de actividad económica. Respecto a la recolección de precios de los alimentos se realiza por lo menos dos veces durante la quincena que se reporta, mientras que para el resto de los productos se obtiene por lo menos una vez en tal periodo.

Una vez que se tienen dichas cotizaciones se procesan, para dar lugar a índices de precios, de los cuales se desprenden los índices nacionales oficiales que contemplan conceptos de consumo familiar de acuerdo a cierta canasta de bienes y servicios que consideró el total del gasto en consumo de los hogares, ya que la estructura de ponderación (actualizados a la segunda quincena julio 2018, vía precios relativos [el gasto de cada genérico se actualiza de acuerdo a la variación de sus respectivos índices de precios]) se obtuvo de los gastos reportados en las Encuestas Nacionales de Gastos de los Hogares (ENIGH) 2012 y 2013 (encuestada levantada por dos años consecutivos, en 64,000 hogares, con una encuesta basada en un catálogo de gastos comparable internacionalmente), en complementación con la ENIGH 2014 (INEGI, 2018). De esta manera los ponderadores por componentes, se muestran en el siguiente Cuadro 1.

Cuadro 1. Ponderadores por componentes del INPC.

Concepto	Ponderador (%)
Subyacente	75.55
Mercancías	39.21
Alimentos, bebidas y tabaco	20.06
Mercancías no alimentarias	19.15
Servicios	36.34
Educación	3.61
Vivienda	15.51
Otros servicios	17.22
No subyacente	24.45
Agropecuarios	10.22
Frutas y verduras	4.58
Pecuarios	5.64
Energéticos y tarifas autorizadas por el gobierno	14.23
Energéticos	9.97
Tarifas autorizadas por el gobierno	4.26
Total	100.00

Fuente: INEGI (2020).

En el periodo de mayor inflación interanual observada hasta octubre 2017, la variación porcentual del INPC (VPINPC) se ubicó en 6.37%, siendo superior en 3.31 puntos porcentuales en relación al mismo mes de referencia 2016 (3.06%). Dentro del índice subyacente, los precios de las mercancías y los servicios tuvieron una variación interanual de 5.97 y 3.75% respectivamente, en contraparte el índice no subyacente (11.40%) los productos agropecuarios reportaron una variación en los precios de 8.37% ubicándose en 3.12 puntos porcentuales arriba de la registrada el mismo periodo 2016 (5.25%), respecto a los energéticos y tarifas autorizadas por el gobierno, mostraron aumento en sus precios de

13.36%, siendo mayor 11.84 puntos porcentuales en relación al presentado en 2016 cuando fue de 1.52% (CEFP, 2017).

De acuerdo a Galicia y Martínez (2020), el comportamiento de la VPINPC durante 2018 se mantuvo fuera del objetivo de Banco de México (BANXICO), sin embargo, periodos posteriores se ha conservado a la baja, donde la inflación subyacente apenas varió 0.94 puntos porcentuales, en contraste con la inflación no subyacente la cual no omite precios volátiles como los combustibles, entre otras mercancías, al colocarse entre 6.99 y 9.15%. La inflación asociada a energéticos y tarifas gubernamentales autorizadas, registró un repunte desde el segundo trimestre 2018 extendiéndose hasta septiembre, siendo contrario el comportamiento del componente de productos agropecuarios, sin embargo, a pesar del ritmo creciente observado durante 2018, la VPINPC comenzó a descender a inicios de septiembre 2018, coincidiendo con el desempeño del subíndice no subyacente, específicamente el de energéticos, situación que ha impactado en mejorías a la inflación general objetivo en 2019 en un ritmo más lento asociado al despacio crecimiento económico

No obstante, las tendencias de expectativas mostradas a la baja desde 2018 en la inflación general han sido presionadas por el entorno externo y el cambio de administración gubernamental. En particular, la evolución de los precios de los carburantes debe cuidarse debido a que tienen una alta incidencia en la inflación, agravándose si el tipo de cambio se deteriora, ya que el 70% del consumo nacional de gasolina y diésel proviene del exterior, donde al menos 50% de la constitución del precio al que se venden en el mercado se explica por el pago de los distribuidores a proveedor (Galicia y Martínez, 2020).

Uno de los aspectos más importante es el componente del INPC no subyacente (excluye precios de alimentos y energía), el cual las autoridades gubernamentales se interesan en medir las tendencias, en este rubro entran los precios de algunos bienes que son muy volátiles, lo que indica que los cambios de precios a veces son temporales (Dornbusch *et al.*, 2009). Este esfuerzo continuo que hace tal instituto en la ponderación, es para ser más

concisos en los criterios para la selección de genéricos, agrupar gastos de los hogares con comportamiento similar de precios, etcétera.

Mientras, el Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL) menciona que el principal factor que incide en la identificación de la pobreza, es precisamente la capacidad adquisitiva del ingreso familiar, justamente en materia alimentaria. La medición de la pobreza en México realizada por el CONEVAL, utiliza la denominación de pobreza por ingreso, bajo un esquema metodológico induce y evalúa una canasta alimentaria de precios de productos en el ámbito rural y urbano, es decir, la medición de pobreza utiliza dos líneas de ingreso: línea de pobreza extrema por ingresos (LBM), que equivale al valor de la canasta alimentaria (CA) por persona al mes y línea de pobreza por ingresos (LB), que equivale al valor total de la canasta alimentaria y no alimentaria por persona al mes. En los últimos años 2014, 2016 y 2018 la población con ingreso inferior a la LBM ha sido de 24.6, 21.4 y 21.0 millones de personas, cifras que representaron el 20.6, 17.5 y 16.8% de la población, mientras que el comportamiento en la LB ha sido de 63.8, 62.0 y 61.1 millones de personas, siendo el 53.2, 50.6 y 48.8% de la población (CONEVAL, 2020).

La construcción de la canasta alimentaria sirve de referencia para obtener el valor de la línea de pobreza extrema por ingresos, dentro de las generalidades de la metodología considera la selección del estrato poblacional de referencia (EPR) cuya aproximación de consumo coincide con alguna recomendación nutricional, se analiza el patrón de consumo y la lista de productos y cantidades que consume el estrato de acuerdo con los rubros contenidos en la ENIGH 2016, asimismo clasifica los alimentos en 45 rubros y se obtiene un porcentaje de la frecuencia de consumo y del gasto en alimentos, seleccionando aquellos productos donde su porcentaje de frecuencia de consumo de alimentos con respecto a su rubro sea mayor a 10 y que el porcentaje de gasto de cada alimento con respecto al total sea mayor de 0.5 por ciento. Para el valor de la CA se generó una base de precios implícitos a partir de la información de la ENIGH, donde el precio implícito de cada rubro se calculó como la media geométrica de las razones entre el gasto y la cantidad por rubro de todos los hogares para posteriormente generar el costo de la canasta al multiplicar el precio por el

consumo de cada alimento y así obtener el costo mensual al sumar los costos de todos los alimentos que la componen, multiplicado por 30 (CONEVAL, 2018).

Sin embargo, Noriega (2019) afirma que ante tal escenario de medición de pobreza por ingresos en México es rotundo, debido a una lucha de significativa transformación y modernización del país, tan solo en los últimos 25 años, logros que se han obtenido en materia de ser una nación en potencia exportadora, lugar que se ha mantenido a lo largo de los años. Estos aspectos, hacen que en la evolución histórica de medición de la pobreza, existan y se consideren profundas transformaciones en un mundo globalizado, que al final alteran el comportamiento de los indicadores de la pobreza e ingreso; magnitudes que se arraigan desde la crisis de 1994, además de un gasto público enfocado al desarrollo social, después de la recuperación de mencionada crisis.

Un aspecto clave durante el sexenio 2013-2018, en el programa sectorial de desarrollo social, anunció que entre los causantes principales de los elevados niveles de pobreza de la población, se encuentra crecimiento de los precios de los alimentos que ha repercutido en el poder adquisitivo del ingreso de las familias (SEDESOL, 2018), siendo la principal explicación al desconcertado comportamiento de los indicadores de pobreza por ingresos (Noriega, 2019). De esta manera, Noriega (2019) asume que al recuperarse la producción de alimentos principalmente en Estados Unidos (EEUU) y reducirse los precios de cultivos básicos en el mundo, desciende un poco la inflación, cifra que representa menos de la mitad de años anteriores.

El comportamiento de los precios en México de los energéticos, frutas y verduras, otros servicios, alimentos procesados y productos pecuarios, marcan principalmente el ritmo de ascenso o descenso en el INPC, en la composición de dicho índice los productos agrícolas representan 5.1%, productos como el jitomate, papa y otros tubérculos, frijol y manzana contribuyen con la mayor participación, mientras que los pecuarios 6.6%, siendo la carne de res, pollo, cerdo y huevo los que aportan la mayor parte (SIAP, 2020). Sin embargo, se observa que una verdadera política de precios no se ha implementado, habiendo repercusiones de subidas de precios principalmente en el sector agropecuario que es donde

verdaderamente están productos afectados de estacionalidad e incertidumbre climática, impactando en hábitos de consumo de los individuos y de familias, quienes apenas alcanzan para comprar productos necesarios que doten de energía necesaria al cuerpo.

Según Noriega (2019), el nivel de ingreso de más del 20% de la población nacional esta compactado, al destinar la mayor proporción a alimentos, viéndose afectados por el aumento escalonado de precios, dicho comentario lo concreta con lo estipulado por SEDESOL (2018) en el programa sectorial de desarrollo social, al mencionar que la mayor parte del periodo 2005-2013, la tasa de crecimiento del valor de las canastas alimentarias fue mayor que la inflación promedio, traduciéndose en un menor poder de compra de los alimentos, con efectos particularmente a las familias de menores ingresos, las cuales destinan a la compra de alimentos una mayor proporción de su gasto total. El Artículo 123 de la Constitución prescribe “los salarios mínimos generales deberán ser suficientes para satisfacer las necesidades normales de un jefe de familia, en el orden material, social y cultural, y para proveer a la educación obligatoria de los hijos”, sin embargo, en el citado artículo se refiere a un individuo por familia, siendo así, dicho salario ha sido insuficiente para dos personas (Guerrero y Lomelí, 2017).

De acuerdo a FAO (2020), en cuestión mundial el índice de precios de los alimentos es una medida de la variación mensual de los precios internacionales de una canasta de productos alimenticios, la cual consiste en el promedio de los índices de precios de cinco grupos de productos básicos, ponderado con las cuotas medias de exportación de cada uno de los grupos, para cierto periodo de análisis. CONEVAL fundamenta la metodología empleada para calcular la línea de pobreza extrema por ingreso rural y urbana (CA rural y urbana) de acuerdo a la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), que toma como referencia los patrones de gasto de los hogares para aproximarse a los valores de consumo de energía y micronutrientes de acuerdo con diferentes niveles de ingreso.

Los alimentos siempre han desempeñado un rol importante, en el contexto internacional el índice de precios de los alimentos se situó en noviembre de 2020 cerca del 4.0% más que en octubre y 6.5% por encima de su valor de hace un año, cabe señalar que desde julio 2012

no se había presentado una subida intermensual como la ocurrida, los productos que más contribuyeron al aumento fueron los aceites vegetales, seguido del azúcar, cereales, productos lácteos y la carne. El índice de precios de los cereales registró 2.5% más que en octubre y 19.9% siendo superior respecto a noviembre 2019. En relación al índice de precios de los vegetales se incrementó 14.5% en noviembre, siendo el más elevado desde marzo 2014. Asimismo, el índice de precios de la carne registró aumentos de 0.9% intermensual en noviembre, tras meses de descensos los precios internacionales. Por último, el índice de productos lácteos subió 0.9% con la misma tendencia en los últimos meses (FAO, 2020).

Actualmente ante el panorama mundial se busca evitar que la crisis sanitaria del COVID-19 no se transforme en una crisis alimentaria, donde los principales canales de transmisión de los impactos de la pandemia son: la demanda, oferta y comercio internacional, asimismo, se reitera probablemente cambios en los patrones de ingreso y consumo, en estas circunstancias se agravaría la desigualdad que precedía a la pandemia, ya que hogares de menores ingresos consumen más granos, panes y cereales y menos lácteos, carnes y huevos que los hogares de mayores ingresos. Los mercados internacionales responden bien, pero su resiliencia no está asegurada si la pandemia se extiende en el tiempo, quienes hasta ahora muestran una situación favorable (CEPAL y FAO, 2020).

1.3. MATERIALES Y METODOS

Se consideró la tasa de variación o inflación porcentual (VP) del INPC (INEGI, 2020), PCA rural y urbana (CONEVAL, 2020), y del SMG (CONASAMI, 2020). De acuerdo a INEGI (2020) y Brambila (2011), para determinar la tasa de variación porcentual del periodo se utilizó la siguiente ecuación:

$$VP = \left[\left(\frac{VF - VI}{VI} \right) \right] * 100$$

Donde VP= variación porcentual (dando origen a las variables VPINPC= variación porcentual del INPC, VPPCA= variación porcentual de los PCA rural y urbana, y

VPSMG= variación porcentual del SMG (nominal y real), VF= valor final y VI= valor inicial. Asimismo, el estudio se basó en Noriega (2019), el cual segmenta los periodos de inflación alimentaria, principalmente donde ocurren movimientos abruptos, que elevan los indicadores. Con la innovación de comparar los distintos índices respecto al ritmo de crecimiento de la VPSMG, para descubrir si verdaderamente la política de aumento salarial ha compensado parte del incremento de precios en México. La información y los datos fueron procesados en el programa estadístico SAS®.

1.4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El Cuadro 2, muestra una descripción del INPC base 2018, PCA rural y urbana, y SMG promedio, asimismo, su VP de cada una en el periodo 2002-2020. En términos nominales el Cuadro 2, muestra acontecimientos de alta inflación en los PCA como en 2004, 2007-2009, 2012 y 2017. A inicios de 2006 existía una marcada tendencia en el incremento de los precios que se extendió hasta 2009. El equilibrio inflacionario se interrumpió al resentir aumentos de precios en cultivos básicos en el mercado mundial, sin embargo, en 2008 precios de insumos agrícolas y petróleo en el mundo descendieron, mientras la inflación mantuvo elevadas tasas de crecimiento (CEDRSSA, 2017).

En la diferencia obtenida de la variación porcentual o inflación de precios al consumidor y la inflación de precios de la canasta alimentaria donde se puede notar como en marcados años de inflación de la canasta alimentaria, esta sobrepasaba a veces hasta cuatro puntos, respecto a la inflación general, siendo el año más notorio 2009 y 2012. Respecto a efectos presentados en la cuestión agrícola, Noriega (2019) atribuye dichos efectos a cuestiones presentadas desde 2006 cuando se presentó sequía en EEUU, asimismo, como heladas en gran parte norte de México, impactando a la población ubicada en línea de bienestar mínima.

Al analizar el periodo 2007-2009 la VPCA rural y urbana en el primer año rondo más de seis puntos porcentuales, siendo superior a la inflación general (3.97%) casi al doble a esta última. En 2009 la inflación general fue de 5.31% mientras que el porcentaje de variación

en la canasta alimentaria rural y urbana era de 10.38% y 9.48% en promedio, comportándose por arriba de la inflación general (5.31%), con aumentos exiguos en el SMG de 4.62%. Una mejoría se notó en 2010 y 2011 en la VPPCA rural y urbana al lograr estar en 3.68 y 4.11% en el primer año, mientras en el segundo año 3.63 y 3.87% respectivamente, al igual la VPSMG debido a que reportó incrementos de 4.85 y 4.11% para el periodo referenciado.

Cuadro 2. Valor y variación porcentual (VP) promedio nominal del INPC, PCA y SMG.

Año	INPC ^{1/}		PCA rural		Diferencia	PCA urbana		Diferencia	SMG		Diferencia
	INPC (unidades)	VPINPC (%)	Valor (\$/pers-mes)	VPPCA (%)	VPPCA - VPINPC (%)	Valor (\$/pers-mes)	VPPCA (%)	VPPCA - VPINPC (%)	Valor (\$/pers-mes)	VPSMG (%)	VPSMG - VPINPC (%)
2002	51.92	5.03	427.67	4.61	-0.42	618.94	4.95	-0.08	1 192.20	5.78	0.75
2003	54.28	4.55	451.26	5.53	0.98	649.98	5.02	0.47	1 245.90	4.5	-0.05
2004	56.83	4.69	483.97	7.22	2.53	694.2	6.78	2.09	1 298.91	4.25	-0.44
2005	59.09	3.99	509.93	5.54	1.55	732.72	5.65	1.66	1 357.23	4.49	0.5
2006	61.24	3.63	509.93	5.54	1.91	732.72	5.65	2.02	1 411.52	4	0.37
2007	63.67	3.97	572.66	6.96	2.99	814.98	6.41	2.44	1 466.40	3.89	-0.08
2008	66.93	5.12	610.6	6.64	1.52	869.92	6.74	1.62	1 525.20	4.01	-1.11
2009	70.48	5.3	673.63	10.38	5.08	952.09	9.48	4.18	1 595.70	4.62	-0.68
2010	73.41	4.16	697.93	3.68	-0.48	990.78	4.11	-0.05	1 673.10	4.85	0.69
2011	75.91	3.41	723.15	3.63	0.22	1 029.05	3.87	0.46	1 741.80	4.11	0.7
2012	79.03	4.11	790.6	9.34	5.23	1 112.58	8.12	4.01	1 815.00	4.2	0.09
2013	82.04	3.81	838.22	6.09	2.28	1 180.90	6.19	2.38	1 893.60	4.33	0.52
2014	85.33	4.02	873.49	4.21	0.19	1 244.65	5.4	1.38	1 967.40	3.9	-0.12
2015	87.65	2.72	908.8	4.06	1.34	1 279.52	2.81	0.09	2 049.90	4.19	1.47
2016	90.13	2.82	955.06	5.1	2.28	1 337.28	4.52	1.7	2 191.33	6.9	4.08
2017	95.57	6.04	1 021.95	7.02	0.98	1 433.95	7.23	1.19	2 401.20	9.58	3.54
2018	100.26	4.9	1 064.73	4.26	-0.64	1 500.84	4.72	-0.18	2 650.80	10.39	5.49
2019	103.9	3.64	1 112.31	4.5	0.86	1 566.30	4.38	0.74	3 080.40	16.21	12.57
2020	106.47	2.48	1 243.62	4.85	2.37	1 632.94	4.19	1.71	3 696.60	20	17.52

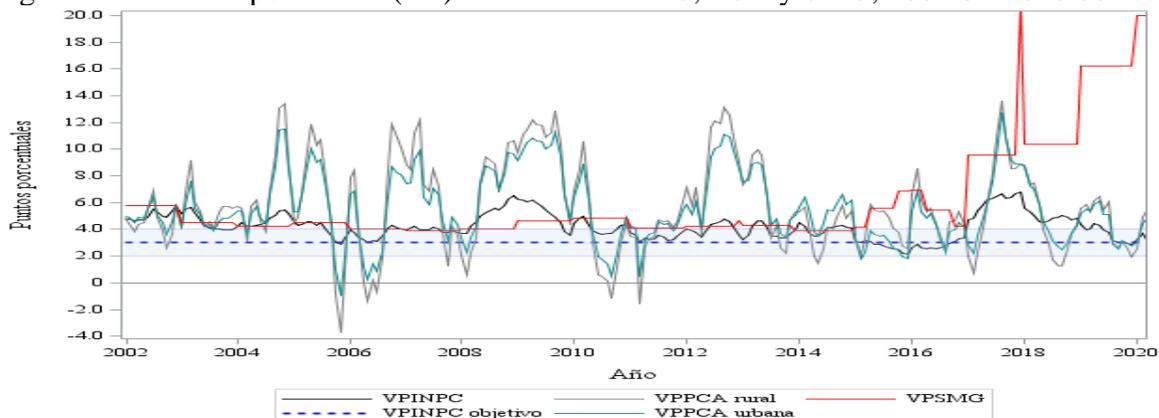
^{1/}Base 2018=100. Fuente: elaboración propia con datos de INEGI (2020) y CONEVAL (2020).

En 2015 la VPCA rural continuo comportándose como años anteriores (4.06%), caso contrario la VPCA urbana con significativas mejorías (2.81%), año que mantuvo el nivel más bajo la inflación general (2.72%). Ante tal panorama en 2015 la VPSMG lograba estar en 4.19%, precisamente en este año apenas y el salario ajustó a los aumentos del INPC y PCA para adquirir dicha cesta, sin embargo, los PCA crecían más por arriba del SMG. Sin

embargo, en 2017 fue un año donde la inflación general presentó el nivel más alto en 6.04%, situándose por arriba del objetivo de inflación (3.0%) de BANXICO, impacto que se vio reflejado en la CA rural y urbana (7.02 y 7.23%) respectivamente. Ante tal escenario y debido a que el valor de una CBA es por persona y por mes, de acuerdo a CONEVAL en su concepto de pobreza extrema se refiere a una persona que muestra insuficiencia para obtener dicha canasta, a pesar de que haga uso de todo su ingreso en comprarla, de ser así, asumiendo que es jefe de familia, la población presentó dificultad para satisfacer sus necesidades básicas y las de su familia precariamente.

Para quien percibe un SMG, de 1999 a 2014 fue insuficiente, apenas cubría la adquisición de la CA a partir de 2015 el poder adquisitivo del SMG comenzó a mejorar en términos de esta canasta y en 2019 con el incremento de \$88.36 a \$102.68 pesos diarios se logró alcanzar dicha canasta al 100%, acción que consiguió que una persona que lo percibe superará la LBM (CONASAMI, 2020). La Figura 1, muestra una comparación de las distintas VP o inflación desde enero 2002 hasta junio 2020 (2002:01-2020:06), donde se observa como antes de 2015 la VPSMG nominal se comportaba en niveles inferiores a la inflación de precios de la CA rural y urbana. Los niveles de precios han sido superiores al ritmo de crecimiento del SMG, sin embargo, los mejores años han sido 2010, 2011 y 2015, asimismo, en este último es cuando empieza a ubicarse la tasa de variación porcentual del SMG nominal por encima de los niveles de precios.

Figura 1. Variación porcentual (VP) nominal del INPC, PCA y SMG, 2002:01-2020:06.



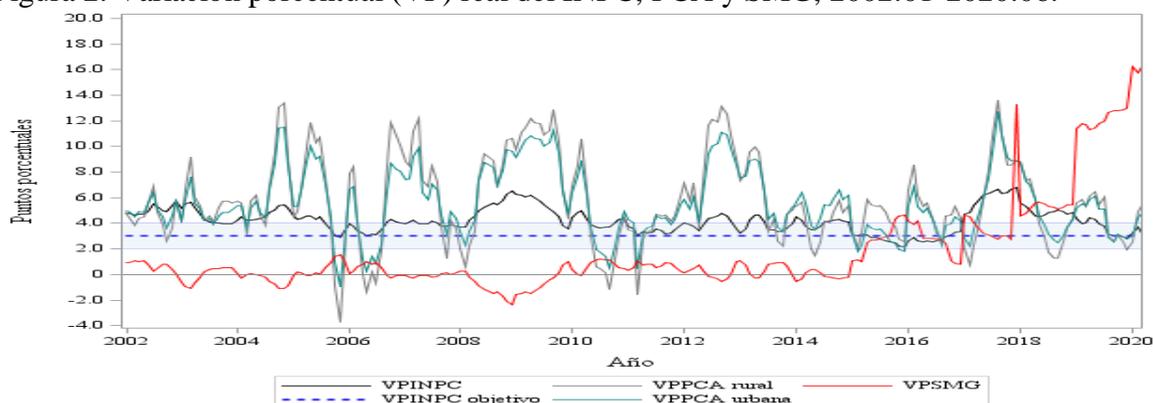
Nota: la banda color azul es rango de inflación (3.0% ± 1%) de BANXICO. Fuente: elaboración propia con datos de INEGI (2020), CONEVAL (2020) y CONASAMI (2020).

Sin embargo, el deterioro que tuvo la capacidad adquisitiva del SMG en las últimas cuatro décadas, principalmente durante los ochenta y noventa del siglo XX, fue tan elevado (cercano al 80%), que la recuperación del SMG real en los últimos años termina siendo marginal (Díaz, 2020). Tasas de inflación altas en 2017 y acontecimientos ocurridos en este mismo año como la contracción del subsidio gubernamental a gasolinas e iniciar la liberación de precios, aumento este indicador, acompañado de alta volatilidad en el tipo de cambio, repercutiendo en el ámbito alimentario (CEDRSSA, 2017).

En términos reales el SMG ha sufrido un profundo deterioro durante varias décadas al punto que su monto no cumple con las normas de la Constitución (Moreno, *et. al.*, 2014). Las grandes brechas de separación que ha experimentado México respecto al incremento porcentual en cuanto a los precios, cuando estos han superado a los aumentos salariales, pueden traducirse como una pérdida de poder adquisitivo en los años donde se presentó, impactando en personas más desprotegidas que viven verdaderamente con dicha retribución en cuestiones muy básicas.

Asimismo, se reitera la mínima capacidad del SMG que tiene sobre la inflación general, mientras esta sea alta y sobresalga de las bandas de margen de maniobra de BANXICO mismas que deben ser acompañadas de buenas prácticas en política implementadas desde 2001 por este banco central, las cuales han impactado positivamente en control de inflación, principalmente a inicios de 2015 con niveles bajos hasta octubre 2016, no obstante, estas no han sido suficientes para que se vean reflejados en el SMG real. En 2020 la VPINPC en marzo, abril y mayo ha sido de 3,25, 2.15 y 2.84% menor que el año pasado, no obstante ante el panorama de la crisis sanitaria por COVID-19 los patrones de consumo, uso de bienes, servicios y precios de los alimentos principalmente pueden tener nuevos comportamientos (Figura 2).

Figura 2. Variación porcentual (VP) real del INPC, PCA y SMG, 2002:01-2020:06.



Nota: la banda color azul es rango de inflación (3.0% \pm 1%) de BANXICO. Fuente: elaboración propia con datos de INEGI (2020), CONEVAL (2020) y CONASAMI (2020).

En periodos posteriores al nivel de inflación más alto (año 2017), se comprueba cómo durante 2018-2020 el SMG nominal se incrementó 39.45%, mientras el SMG real sólo 31.31%. Sin embargo, en los dos últimos años 2019 y 2020 el incremento en el SMG nominal ha sido importante, siendo 16.21 y 20.00%, al igual que en el SMG real 12.13 y 17.11% respectivamente (Figura 1 y 2). De acuerdo a Díaz (2020), en 2020 el SMG nominal debió haber sido \$320.00 pesos, es decir más del doble del registrado en este mismo periodo (\$123.22 pesos), para compensar el rezago o estancamiento que ha mantenido el SMG real, sin embargo, aumentos de gran magnitud deben ser graduales, para lograr reducir la brecha existente entre ambos.

De acuerdo a Heath (2012), en los últimos años el incremento porcentual de la CA, es superior a la inflación, que hasta el momento se usa para determinar incrementos salariales. México enfrenta la contingencia sanitaria en condiciones de vulnerabilidad, la crisis sanitaria y humanitaria por COVID-19 pone en riesgo avances en desarrollo social y puede afectar en mayor magnitud a grupos vulnerables, la pobreza por ingresos podría ascender entre 7.2 y 7.9%, teniendo un aumento de la pobreza extrema por ingresos entre 6.1 y 10.7 millones de personas para 2020 (CONEVAL, 2020).

En este trabajo se analizó la diferencia salarial y la manera de relacionarse con el ritmo de los niveles de precios, siendo la VPINPC una de las variables más importantes que han

marcado el crecimiento o descenso de los salarios, el cual es percibido por cualquier clase, donde se logra ver como en algunos episodios del tiempo tiene un posible efecto de pérdida de poder adquisitivo al estar situado por debajo de la inflación general y de los PCA, a lo largo de los años en México.

Esfuerzos por parte de CONEVAL para medir la pobreza, en base a la evolución del valor de la CA arrojan información valiosa para estar monitoreando líneas de pobreza precisamente por ingresos, por parte de la población y conocer precisamente su comportamiento, ya que CONEVAL define a la línea de pobreza extrema por ingreso a quienes solo pueden o están en potencia de adquirir la CA, mientras que la línea de pobreza por ingresos son los que pueden o están en potencia de adquirir la CA ampliada (canasta alimentaria más no alimentaria), siendo los primeros más vulnerables y quienes se debe implementar una política de compensación salarial que ayude a su ingreso y atienda sus necesidades vitales básicas, acompañado de programas y acciones de desarrollo social.

1.5. CONCLUSIONES

Episodios de alta inflación en los precios de la CA fueron en 2004, 2007-2009, 2012 y 2017. Desde 2006 existía una marcada tendencia en el incremento de los precios que se prolongó hasta 2009, con rangos superiores a la inflación general. El periodo de mayor intensidad en la VPCA rural y urbana durante 2007-2009, dieron origen a que en 2007 se incrementaran 6.96 y 6.41% respectivamente, situándose por arriba de la inflación general (3.97%), viéndose casi duplicado su aumento. En 2015 es cuando la inflación general de los precios logra su nivel más bajo (2.72%), al igual que la VPPCA urbana (2.81%), mientras el VPPCA rural continuo con un comportamiento presentado anteriormente (4.06%). El panorama en 2017 fue drástico en sus niveles reportados en la VPPCA rural y urbana debido a que se situaron en 7.02 y 7.23%, mientras que la inflación general registró un aumento desproporcionado en 6.04%, siendo superior a la meta de inflación objetivo propuesta por BANXICO (3.0%, con rango de maniobra máximo superior e inferior de 4.0 y 2.0% individualmente).

Se comprobó cómo los precios de la CA, crecen a un ritmo más rápido que el SMG. Esta situación refleja que los individuos se han encontrado en episodios por debajo de la línea de pobreza alimentaria, como el mostrado en el periodo 2002-2020, donde no han estado en condiciones favorables de mejorar su condición económica, mostrando reducida capacidad adquisitiva. Sin embargo, debido a aumentos recurrentes anticipados en SMG nominal, en diciembre 2017 y nuevas reformas en años subsecuentes implementadas por la CONASAMI en 2019 y 2020 se han logrado incrementos en 16.21 y 20.0%, dichas acciones ante un nuevo modelo de recuperación gradual y sostenido del SMG, mismo que ha ayudado para que al menos este se encuentre por arriba de la inflación general y de los precios de la CA rural y urbana.

Al investigar periodos posteriores (2017) al nivel de inflación más alto, se demuestra cómo durante 2018-2020 el SMG nominal se incrementó 39.45%, mientras el SMG real sólo 31.31%. No obstante, en los dos últimos años 2019 y 2020 el incremento en el SMG nominal ha sido importante, siendo 16.21 y 20.00%, al igual que en el SMG real 12.13 y 17.11% individualmente, sin embargo, para compensar el rezago que ha mantenido este último, el SMG nominal debió rondar más del doble del registrado en 2020 (\$123.22 pesos) para alcanzar reducir la brecha existente entre ambos, donde dichos esfuerzos dependerán de la estabilidad en la inflación y que esta no se contraponga con el SMG, para alcanzar disminuir la gran brecha diferencial existente entre el SMG real.

1.6. LITERATURA CITADA

Alonso, J. C. y Rivera, A. F. 2017. Pronosticando la inflación mensual en Colombia un paso hacia delante: una aproximación “de abajo hacia arriba”. Revista de métodos cuantitativos para la economía y la empresa. 23: 98-118.

Brambila, P. J. 2011. Bioeconomía: instrumentos para su análisis económico. Primera edición. Secretaría de Agricultura, Ganadería, Desarrollo Rural, Pesca y Alimentación (SAGARPA). 313 p.

CONEVAL (Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social). 2020. La Política Social en el Contexto de la COVID-19 en México. 24 p.

CONEVAL (Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social). 2020. Evolución del valor de la canasta alimentaria. Valor de la canasta alimentaria y no alimentaria. En línea: <https://www.coneval.org.mx/Medicion/MP/Paginas/Lineas-de-bienestar-y-canasta-basica.aspx>. Consultado el 05/08/2020.

CEPAL y FAO (Comisión Económica para América Latina y el Caribe, y Organización de la Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura). 2020. Cómo evitar que la crisis del COVID-19 se transforme en una crisis alimentaria: acciones urgentes contra el hambre en América Latina y el Caribe. 33 p.

CEFP (Centro de Estudios de las Finanzas Públicas). 2017. Evolución de precios. Cámara de diputados. LXIV Legislatura del Congreso de la Unión de México. 3 p.

CONEVAL (Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social). 2018. Metodología para la medición multidimensional de la pobreza en México. Anexo único de los “lineamientos y criterios generales para la definición, identificación y medición de la pobreza. 68 p.

CONASAMI (Comisión Nacional de los Salarios Mínimos). 2020. Tabla de Salarios Mínimos Generales y Profesionales por Áreas Geográficas. En línea: <https://www.gob.mx/conasami/documentos/tabla-de-salarios-minimos-generales-y-profesionales-por-areas-geograficas>. Consultado el 05/08/2020.

CONASAMI (Comisión Nacional de los Salarios Mínimos). 2020. Informe mensual del comportamiento de la economía. 131 P.

CEDRSSA (Centro de Estudios para el Desarrollo Rural Sustentable y la Soberanía Alimentaria). 2017. Resultados del índice de la tendencia laboral de la pobreza nacional y rural del tercer trimestre de 2017. Cámara de diputados LXIII Legislatura del Congreso de la Unión de México. 18 p.

Díaz, C. M. 2020. Inflación y salarios reales en México 2015-2019. *Economía actual*. 13(2): 11-14.

Díaz, C. M. 2020. El salario real en México 2015-2019. *Economía actual*. 13(1): 17-20.

Dornbusch, R.; Fischer, S. y Startz, R. 2009. *Macroeconomía*. Décima edición. Ed. Mc Graw Hill. 607 p.

FAO (Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura). 2020. *Food Outlook - Biannual Report on Global Food Markets: June 2020*. Roma, Italia. 161 p.

Flores, C. L. 2017. Pronóstico del Índice Nacional de Precios al Consumidor. *Revista Iberoamericana de Contaduría, Economía y Administración*. 6 (12): 60-88.

Galicia, M. U. y Martínez, N. A. 2020. Un modelo no monetario de la inflación en México, 2007-2018. *Revista de economía y administración*. 38: 135-170.

Guerrero, C. y Lomelí, L. 2017. Reflexiones teóricas en torno a la propuesta de recuperación del poder de compra del salario mínimo en México. *Contaduría y Administración*. 62(3): 958-971.

Heath, J. 2012. Lo que indican los indicadores: cómo utilizar la información estadística para entender la realidad económica de México. Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). 415 p.

INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía). 2020. Índice Nacional de Precios al Consumidor. En línea: <https://www.inegi.org.mx/temas/inpc/>. Consultado el 05/08/2020.

Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). 2020. Calculadora de inflación. En línea: https://www.inegi.org.mx/app/indicesdepuestos/documentos/Calculadora_de_Inflacion.pdf. Consultado el 05/08/2020.

Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). 2018. Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC). Documento metodológico. Base segunda quincena de julio 2018. 137 p.

Moreno, B. J; Garry, S. y Monroy, G. F. 2014 El salario mínimo en México. *Economía unam*. 11(39): 78-93.

Noriega, A. E. 2018. Comportamiento de los precios de los cultivos básicos en el Mercado de Chicago de EUA y de la inflación alimentaria en México. Centro de Estudios para el Desarrollo Rural Sustentable y la Soberanía Alimentaria (CEDRSSA). Dirección de Estudios Sobre la Soberanía Alimentaria y Nueva Ruralidad. Cámara de diputados LXIII Legislatura del Congreso de la Unión de México. México. 22 p.

Noriega, A. E. 2019. La Inflación Alimentaria en 2018. Centro de Estudios para el Desarrollo Rural Sustentable y la Soberanía Alimentaria (CEDRSSA). Dirección de Estudios Sobre la Soberanía Alimentaria y Nueva Ruralidad. Cámara de diputados LXIII Legislatura. México. 23 p.

SIAP (Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera). 2020. Secretaría de Agricultura y Desarrollo Rural (SADER). Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC). 4 p.

SEDESOL (Secretaría de Desarrollo Social). 2018. Programa Sectorial de Desarrollo Social 2013-2018. México. 100 p.

CAPÍTULO II. PREDICCIÓN DEL ÍNDICE NACIONAL DE PRECIOS AL CONSUMIDOR EN MÉXICO: UN ENFOQUE DE SERIES DE TIEMPO (UCM Y SARIMA), 2002-2020²

2.1. RESUMEN

El índice nacional de precios al consumidor (INPC) se utiliza para estimar la evolución del costo promedio de la canasta básica de bienes y servicios, la cual es representativa del consumo final de los hogares. La incertidumbre del comportamiento de los precios, motiva a que cualquier institución pública o privada deba elaborar pronósticos confiables. El objetivo de esta investigación fue realizar la predicción del INPC a través del modelo de componentes no observables y el modelo estacional autorregresivo integrado de media móvil (UCM y SARIMA, por sus siglas en inglés), relacionado con las series de tiempo, por medio de un enfoque cuantitativo descriptivo. La hipótesis fue que el modelo estructural UCM proporciona una constitución de sus componentes similar a SARIMA y su descomposición es sensible a la estabilidad o inestabilidad de la serie estudiada. La muestra fue compuesta por 222 datos mensuales, desde enero 2002 hasta junio 2020. Los modelos se procesaron con el programa estadístico SAS[®]. Los resultados mostrados por cada uno de los modelos se evaluaron respecto al que mostró mejor desempeño en raíz del error cuadrático medio (RECM) fuera de la muestra (julio 2017 a junio 2020). Asimismo, conforme se ajustaron los modelos, los criterios de información de Akaike (AIC) y Schwarz (SBC) disminuyeron. La conclusión es que el mejor modelo fue SARIMA (2,1,0)(0,1,1)_{s=12}, respecto a UCM, debido a que presentó valores bajos de RECM, coeficientes significativos, con un nivel de confianza de 95% y valores bajos de acuerdo con los criterios de información de AIC y SBC. Con los resultados obtenidos se hicieron predicciones futuras de 12 meses posteriores a la muestra, los cuales comprenden de enero a diciembre 2021.

Palabras clave: Box-Jenkins SARIMA, economía, INPC, pronóstico, UCM, series de tiempo.

²Manuscrito con estatus de revisión en la Revista Agrociencia editada por el Colegio de Postgraduados.

2.2. INTRODUCCIÓN

El índice nacional de precios al consumidor (INPC) es un promedio ponderado del precio representativo de una canasta de bienes y servicios de acuerdo a la importancia económica. Su incremento porcentual corresponde a la medida empleada para la inflación (Alonso y Rivera, 2017). En la construcción del INPC, para el año base de referencia segunda quincena de julio 2018=100, se cotizó precios en las 32 entidades del país (55 ciudades), para recabar en promedio 159 500 precios por quincena, agrupados en 299 conceptos de consumo genéricos, los cuales abarcan 91 ramas de actividad económica. Respecto a la recolección de precios, esta se realiza por lo menos dos veces durante la quincena que se reporta, mientras que para el resto de los productos se obtiene por lo menos una vez en el mismo periodo (Heath, 2012; BANXICO, 2018; INEGI, 2018).

En el análisis tradicional de series de tiempo, se supone que una serie de tiempo y_t puede descomponerse en cuatro componentes de tendencia, estacionalidad, ciclo e irregular ($y_t = T_t + S_t + C_t + I$), evidentemente esta descomposición se usa por su facilidad de interpretación en efectos observados y no observados. Sin embargo, Harvey (1989), hizo más elaborado el modelo usado en componentes no observables (UCM) y lo representó como $y_t = \mu_t + \gamma_t + \psi_t + r_t + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^m \beta_j x_{jt} + \varepsilon_t$, donde: μ_t = tendencia, γ_t = estacionalidad, ψ_t = ciclicidad, r_t = autorregresivo, $\sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i}$ = variable atrasada, $\sum_{j=1}^m \beta_j x_{jt}$ = variables explicatorias y ε_t = error.

La metodología Box-Jenkins contempla las etapas de identificación, estimación, verificación y uso del modelo. Utiliza como fuente de información valores pasados de ella misma, donde hay términos: autorregresivos (AR), integración de distinto orden (I) y media móvil (MA). Estos modelos deben presentar estacionariedad en la serie; es decir, media, varianza y covarianza constantes a lo largo del tiempo (Gujarati y Porter, 2010). Para lograr estacionariedad, Guerrero (2009) afirma que la estabilidad de la varianza se logra al elegir la potencia de la transformación persistente. La estabilización del nivel, se consigue por el operador de diferencia, con la ayuda de funciones de autocorrelación simple y parcial (FAC y FACP).

En la evaluación de la capacidad predictiva de los modelos existen medidas de error del pronóstico, como el error medio, error absoluto medio, error porcentual medio, error porcentual absoluto medio y error cuadrado medio (ME, MAE, MPE, MAPE y MSE, por sus siglas en inglés respectivamente), la magnitud grande o pequeño representará el grado de precisión o exactitud de la estimación, mientras más pequeño el error más preciso será el pronóstico y viceversa (Farrera, 2013).

El objetivo de esta investigación fue realizar el pronóstico del INPC a través de dos modelos (UCM y SARIMA), para posteriormente comparar y evaluar la capacidad predictiva de los mismos, con lo cual se estableció la hipótesis bajo el principio de parsimonia de que al confrontar los dos métodos de predicción, el modelo estructural UCM proporciona una constitución de sus componentes similar a SARIMA y su descomposición es sensible a la estabilidad o inestabilidad de la serie estudiada.

2.3. MATERIALES Y MÉTODOS

La base de datos histórica del INPC contempló de enero 2002 a junio 2020 (INEGI, 2020). De acuerdo a Sabau (2011) se trabajó con logaritmo de la serie de tiempo, para no presentar problemas de unidades o magnitudes y las medidas obtenidas puedan ser comparables entre los distintos modelos.

Modelo UCM

Con base a Pelagatti (2016) y con adecuaciones propias se construyó el modelo estructural básico (BSM, por sus siglas en inglés). La ecuación estimada es:

$$y_t = \mu_t + \gamma_t + \psi_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

Donde:

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \beta_t + \eta_t \quad (1.1)$$

$$\beta_t = \beta_{t-1} + \xi_t$$

Así que: y_t = representa la serie de tiempo a modelar y pronosticar, μ_t = componente de tendencia (μ_0 = nivel, β_t = pendiente, η_t = ruido blanco con varianza σ_η^2 , ξ_t = ruido blanco con varianza σ_ξ^2), γ_t = componente estacional, ψ_t = componente de ciclo, ε_t = componente irregular. De acuerdo a Sabau (2011), para modelar ciclos de duraciones posiblemente distintas a la estacional, se soportan en funciones trigonométricas básicas (coseno y seno). Fomby (2008), alude una representación formal del componente cíclico, de la siguiente manera:

$$\begin{aligned}\psi_t &= \cos\lambda\psi_{t-1} + \text{sen}\lambda\psi_{t-1}^* + v_t \\ \psi_t &= -\text{sen}\lambda\psi_{t-1} + \cos\lambda\psi_{t-1}^* + v_t^*\end{aligned}\tag{1.2}$$

Donde *cos* y *sen* son funciones trigonométricas básicas, v_t y v_t^* son perturbaciones o ruidos blancos no correlacionados entre sí, ni con ninguna de las otras, además con varianza común σ_v^2 , λ = la frecuencia calculada en radianes (simboliza el número de veces que el ciclo se repite en un periodo de tiempo de longitud 2π , de esta manera el periodo del ciclo es $2\pi/\lambda$). Vidal y Fundora (2004), complementa lo propuesto por Harvey (1989) y Fomby (2008), al mencionar que para recoger los comportamientos de ciclos falsos que caracterizan a varias series de corte económico, se incluye el factor de amortiguación ρ , que aporta más flexibilidad al ciclo; es decir:

$$\begin{aligned}\psi_t &= \rho\cos\lambda\psi_{t-1} + \rho\text{sen}\lambda\psi_{t-1}^* + v_t \\ \psi_t &= \rho\text{sen}\lambda\psi_{t-1} + \rho\cos\lambda\psi_{t-1}^* + v_t^*\end{aligned}\tag{1.3}$$

De acuerdo a lo anterior, el ciclo es estacionario si $|\rho| < 1$.

Para el componente estacional:

$$\sum_{i=0}^{s-1} \gamma_{t-i} = \omega_t\tag{1.4}$$

La suma de los efectos estacionales (ω_t) tiene una media cero, aunque su estocástico la naturaleza les permite evolucionar lentamente con el tiempo (cuando σ_ω^2 es pequeño) o se termina rápidamente sobre el tiempo (cuando σ_ω^2 es grande). Cuando $\sigma_\omega^2 = 0$, en este caso los efectos estacionales son fijos y no varían con el tiempo (Fomby, 2008). Se recomienda modelar la estacionalidad de manera determinista cuando el número de años para los que se dispone información es pequeña y no existan suficientes observaciones que permitan la consideración de un patrón estacional; en contraste, el componente estacional puede ser estocástico evolucionando a lo largo del tiempo (Vidal y Fundora, 2004), por consiguiente $\sigma_\omega^2 \neq 0$.

Modelo SARIMA

Con base en Box *et al.* (2008) y adecuaciones propias se infiere que el modelo SARIMA es una técnica de series de tiempo, extensión que se adapta al modelo ARIMA, al tomar en cuenta la estacionalidad en los datos. Este enfoque intenta predecir los valores actuales y futuros de una variable; utiliza un promedio ponderado de sus propios valores pasados. Es decir si la serie Y_t es modelada como un proceso SARIMA, el cual considera primero la parte no estacional (p, d, q), posteriormente la parte estacional (P, D, Q) entonces el modelado está dado por:

$$\phi(B)\Phi(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \theta(B)\Theta(B^s)e_t \quad (2)$$

Donde: $\phi(B) = 1 - \phi_1(B) - \phi_2(B^2) - \dots - \phi_p B^p$ = operador autorregresivo no estacional de orden p, $\Phi(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_P B^{Ps}$ = operador autorregresivo estacional de orden P, $(1-B)^d$ = operador de diferenciación no estacional de orden d para provocar estacionariedad no estacional de los datos diferenciados d veces, $(1-B^s)^D$ = operador de diferenciación estacional de orden D para producir estacionariedad estacional de los datos diferenciados D veces, $\theta(B) = 1 - \theta_1(B) - \theta_2(B^2) - \dots - \theta_q B^q$ = operador no estacional de orden q, $\Theta(B^s) = 1 - \Theta_1 B^s - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_Q B^{Qs}$ = operador de media móvil estacional de orden Q, e_t = término de error aleatorio o comúnmente llamado ruido blanco.

En la ecuación del modelo anterior, $s =$ longitud de periodicidad (estacionalidad); asimismo, B^i se usa como operador de retroceso en Y_t , definiéndose como $B^i(Y_t) = Y_{t-i}$.

El modelo óptimo se fue ajustando mediante análisis gráfico de residuales (correlograma) contra el tiempo; es decir, que se distribuyan de forma aleatoria alrededor del cero, sin que muestren algún patrón o tendencia. La elección del modelo se hizo de manera parsimoniosa; asimismo, la bondad de ajuste de los mismos se llevó a cabo mediante los criterios de información de Akaike (AIC) y Schwarz (SBC), donde menores valores indican mejor ajuste, los cuales se basan en la suma de cuadrados de los errores, donde buscan minimizarla para varias órdenes promedio autorregresivas y móviles, al hacer diversas combinaciones.

Una de las condiciones en modelos ARIMA es que la serie sea estacionaria al comprobar la existencia de raíz unitaria en la misma, al aplicar la prueba de Dickey Fuller Aumentada (DFA). Es decir, contrastar la hipótesis $H_0: \varphi = 0$ (proceso inestable) v/s $H_a = \varphi < 0$ (proceso débilmente estacionario). La prueba se hace potente con la inclusión de las diferencias hasta un orden sensato. La ecuación para la prueba de raíces unitarias DFA sigue de substrair un rezago de la variable endógena en ambos lados de esta relación que se define, $\varphi = \alpha - 1$ (Dickey-Fuller, 1981).

2.4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Modelo UCM

Los seis modelos utilizados, al ajustar los componentes, fueron: 1) nivel aleatorio, pendiente aleatoria, estacionalidad aleatoria, 2) nivel aleatorio, pendiente fija, estacionalidad aleatoria, 3) nivel fijo, pendiente aleatoria, estacionalidad fija, 4) nivel fijo, pendiente aleatoria, estacionalidad fija, un ciclo aleatorio, 5) nivel fijo, pendiente aleatoria, estacionalidad fija, dos ciclos aleatorios y 6) nivel fijo, pendiente aleatoria, estacionalidad fija, ciclo fijo. Para discriminar entre los distintos modelos competidores, se verificaron los criterios de bondad de ajuste de Akaike (AIC) y Schwarz (SBC) (Cuadro 3).

Cuadro 3. Modelos UCM para ajustar los componentes del INPC.

Modelo	Descripción	Componentes de varianza	AIC ^b	SBC ^a
UCM 1	Nivel aleatorio	$\sigma_n^2 > 0$	-1888	-1874
	Pendiente aleatoria	$\sigma_\xi^2 > 0$		
	Estacionalidad aleatoria	$\sigma_\omega^2 > 0$		
UCM 2	Nivel aleatorio	$\sigma_n^2 > 0$	-1890	-1880
	Pendiente fija	$\sigma_\xi^2 = 0$		
	Estacionalidad aleatoria	$\sigma_\omega^2 > 0$		
UCM 3	Nivel fijo	$\sigma_n^2 = 0$	-1836	-1829
	Pendiente aleatoria	$\sigma_\xi^2 > 0$		
	Estacionalidad fija	$\sigma_\omega^2 = 0$		
UCM 4	Nivel fijo	$\sigma_n^2 = 0$	-1901	-1885
	Pendiente aleatoria	$\sigma_\xi^2 > 0$		
	Estacionalidad fija	$\sigma_\omega^2 = 0$		
	Un ciclo aleatorio	$\sigma_v^2 > 0$		
UCM 5	Nivel fijo	$\sigma_n^2 = 0$	-1895	-1869
	Pendiente aleatoria	$\sigma_\xi^2 > 0$		
	Estacionalidad fija	$\sigma_\omega^2 = 0$		
	Dos ciclos aleatorios	$\sigma_v^2 > 0, \sigma_{v'}^2 > 0$		
UCM 6	Nivel fijo	$\sigma_n^2 = 0$	-1832	-1818
	Pendiente aleatoria	$\sigma_\xi^2 > 0$		
	Estacionalidad fija	$\sigma_\omega^2 = 0$		
	Ciclo fijo	$\sigma_v^2 = 0$		

^aSBC= criterio de información de Schwartz, ^bAIC: criterio de información de Akaike.

El mejor modelo fue el cuatro, las estimaciones correspondientes, valores t y valores asociados empleados para probar la hipótesis empleada en el mejor UCM, la cual fue: H0: el componente correspondiente no es aleatorio, Ha: el componente correspondiente es aleatorio. Se puede determinar si el modelo es determinista o no, a partir de estimaciones de los parámetros (Cuadro 4).

Las estimaciones de los parámetros (Cuadro 4) se sustentan en la significancia individual de cada componente, para ayudar a decidir si dicho componente se puede quitar del modelo después de probar las hipótesis: H0: el componente dado no es significativo, Ha: el componente dado es significativo.

Cuadro 4. Estimaciones finales de los parámetros.

Componente	Parámetro	Estimador	Error Estándar	Valor t	Aprox Pr > t
Irregular	Varianza del error	3.56E-12	2.17E-10	0.02	0.9869
Pendiente	Varianza del error	1.89E-07	6.41E-08	2.96	0.0031
Ciclo	Factor de amortiguación	0.79881	0.03674	21.74	<.0001
Ciclo	Periodo	8.69015	0.88363	9.83	<.0001
Ciclo	Varianza del error	0.00000204	3.85E-07	5.3	<.0001

Fuente: elaboración propia con datos obtenidos del programa estadístico SAS.

La bondad de ajuste del análisis de componentes, indica que todos los componentes son significativos y se deben considerar en el modelo, excepto el componente irregular (Cuadro 5). Sin embargo, el componente irregular es de gran contribución, Brintha *et al.* (2014), afirmaron que no puede eliminarse del modelo, siendo así, no se removió, porque es una perturbación aleatoria que oscila sin dirección particular.

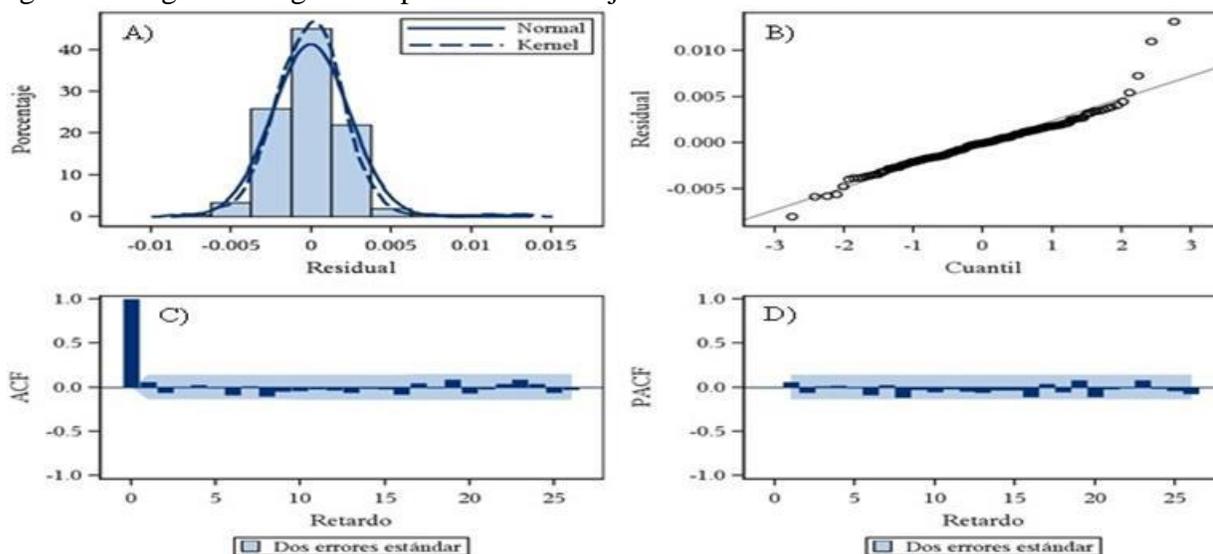
Cuadro 5. Análisis de significancia individual de cada componente.

Componente	DF	Chi-cuadrado	Pr > ChiSq
Irregular	1	0.01	0.9996
Nivel	1	6785080	<.0001
Coefficiente angular	1	14.87	0.0001
Ciclo	2	6.44	0.04
Estacionalidad	11	365.36	<.0001

Fuente: elaboración propia con datos obtenidos del programa estadístico SAS.

El modelo ajustado es apropiado para los datos, los residuos son ruido blanco; es decir, sin correlación y aproximadamente normal, además, no muestran ningún patrón discernible. La normalidad se puede verificar examinando el histograma y el gráfico de cuantiles (Q-Q) normales de residuos. Asimismo, el modelo mostró nula autocorrelación en las gráficas de ACF y PACF ante diferentes rezagos (Figura 3).

Figura 3. Diagnósticos gráficos para evaluar el ajuste del modelo UCM.



Nota: A) Histograma de residuales, B) gráfico de cuantiles (Q-Q) de los residuales, C) ACF de los residuales y D) PACF de los residuales. Fuente: elaboración propia con datos obtenidos del programa estadístico SAS.

Por lo tanto, el modelo es de tendencia (compuesta por nivel determinístico y pendiente estocástica), estacionalidad determinística, ciclo estocástico y componente irregular estocástico. La ecuación estimada es: $y_t = \mu_t + \gamma_t + \psi_t + \varepsilon_t$, donde $\mu_t = \mu_0 + \beta_t + \eta_t$ y $\beta_t = \beta_{t-1} + \xi_t$, en este modelo al ser la pendiente estocástica $\sigma_\eta^2 > 0$ y nivel no estocástico $\sigma_\xi^2 = 0$, es considerado en la literatura económica como de tendencia alisada.

De esta manera, la variabilidad del componente de tendencia se atribuye a cambios en la pendiente o tasa de crecimiento de largo plazo, más que a cambios en el nivel. Al ser la pendiente aleatoria y el nivel fijo, indica que la evolución tendencial de la variable INPC, se caracteriza por tener un crecimiento que se ha ido modificando de manera continua a través del tiempo.

El componente irregular está presente en la serie por no ser un hecho aislado, mientras que el ciclo estimado, presenta un comportamiento aleatorio. Respecto al componente cíclico del INPC, puede apreciarse un comportamiento aleatorio por las irregularidades que presenta en su trayectoria; sin embargo, no es tan brusco durante este periodo de análisis,

siendo irregular el patrón, entonces la evolución y duración de un ciclo no es exactamente igual a otro; es decir, las condiciones que generan una onda cíclica en un periodo determinado no son las mismas para todos los ciclos, esto se apega a la realidad en series de tiempo de este tipo, ya que esperar un patrón cíclico determinista sin diferencias entre los ciclos puede ser poco probable, ante tal situación Mankiw (2012), menciona que los ciclos deben ser vistos como fluctuaciones recurrentes pero no periódicas.

Modelo SARIMA

En este estudio se estimaron y evaluaron modelos de series de tiempo de distinto orden, para lo cual se probó estacionariedad en la serie (media, varianza y covarianza constantes a lo largo del tiempo); sin embargo, cuando la serie no presenta estacionariedad se induce por medio de la diferenciación, ya que extrae la raíz unitaria y con esto se define el orden de integración de una serie de tiempo.

La prueba formal para la detección de existencia de raíz unitaria fue Dickey Fuller Aumentada (DFA), planteándose la hipótesis H_0 : la serie no es estacionaria ($\rho = 1$) y tiene raíz unitaria vs. H_a : la serie es estacionaria ($\rho \neq 1$) y no tiene raíz unitaria, la regla de decisión es: Se rechaza H_0 si tau calculado \leq tau de tablas (Pankratz, 1983).

Primero se diferencié una vez la serie, después debido a que presentaba un patrón oscilatorio y grandes picos que se repetían cada 6, 12 y 24 observaciones, se recurrió a diferenciar parte ordinal $d=1$ y parte estacional $D=1$; es decir, una vez en ambos lados. En este caso debido a 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 del INPC una vez diferenciada en la parte ordinal y una vez diferenciada en la parte estacional, no tiene raíz unitaria, siendo estacionaria, significando que tenga media y varianza constante en el tiempo (Cuadro 6).

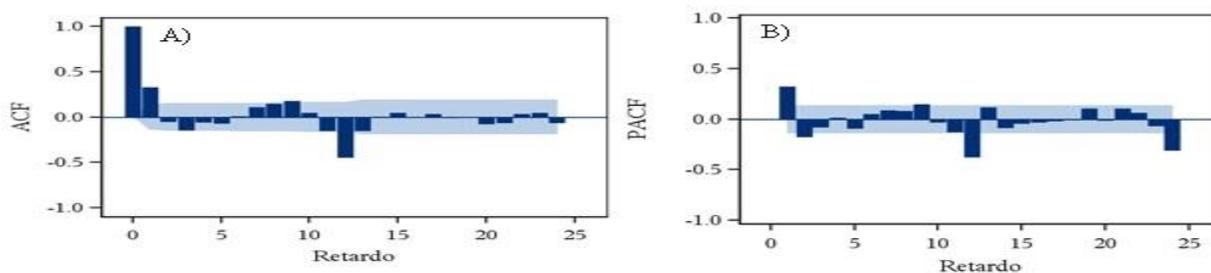
Cuadro 6. Prueba de Dickey Fuller Aumentada (ADF) para la serie del INPC.

Tipo	Retardos	Tau	Pr < Tau	F	Pr > F
Media simple	0	-10.15	<.0001	51.55	0.001
	1	-9.81	<.0001	48.16	0.001
	2	-8.82	<.0001	38.87	0.001
Tendencia	0	-10.13	<.0001	51.35	0.001
	1	-9.79	<.0001	47.95	0.001
	2	-8.79	<.0001	38.67	0.001

Fuente: elaboración propia con datos obtenidos del programa estadístico SAS.

La función de autocorrelación simple y parcial (ACF y PACF) estimadas de la serie, diferenciada $d=12$ y $D=12$, hay un patrón sistemático en las observaciones, en el ADF en los retrasos 1,3 y 12, por ser la serie mensual ($s=12$), se aprecia un componente estacional que aparece repetidamente con un comportamiento cada 12 periodos y se comporta como un término autorregresivo (AR). Respecto al PACF se presentan picos altos en las correlaciones para los retrasos 12 y 24 y se repite un patrón cada 12 periodos, con el comportamiento de un término de media móvil (MA), los diagramas de autocorrelación ayudaron para presentar un proceso SARIMA que describe a la serie de tiempo del INPC (Figura 4).

Figura 4. Correlogramas ACF y PACF, para la serie del INPC $Y_t = (1 - B)^d(1 - B^s)^D$.



Nota: A) Función de autocorrelación programa estadístico simple, B) Función de autocorrelación parcial.

Fuente: elaboración propia con datos obtenidos del SAS.

En la etapa de identificación del modelo se revisaron los ACF y PACF, para tener un diagnóstico visual de la información de la serie estudiada, de los cuales sólo tres de ellos

cumplieron con significancia respecto a las pruebas de ruido blanco. Los coeficientes autorregresivos (AR) y media móvil (MA), se estimaron ante distintas combinaciones de p y q, lo mismo para la parte estacional SAR y SMA, con diferentes elecciones de P y Q, verificando siempre los criterios de información de AIC y SBC. El mejor modelo fue el SARIMA(2,1,0)(0,1,1)_{s=12}, el cual mostró el mejor desempeño (Cuadro 7).

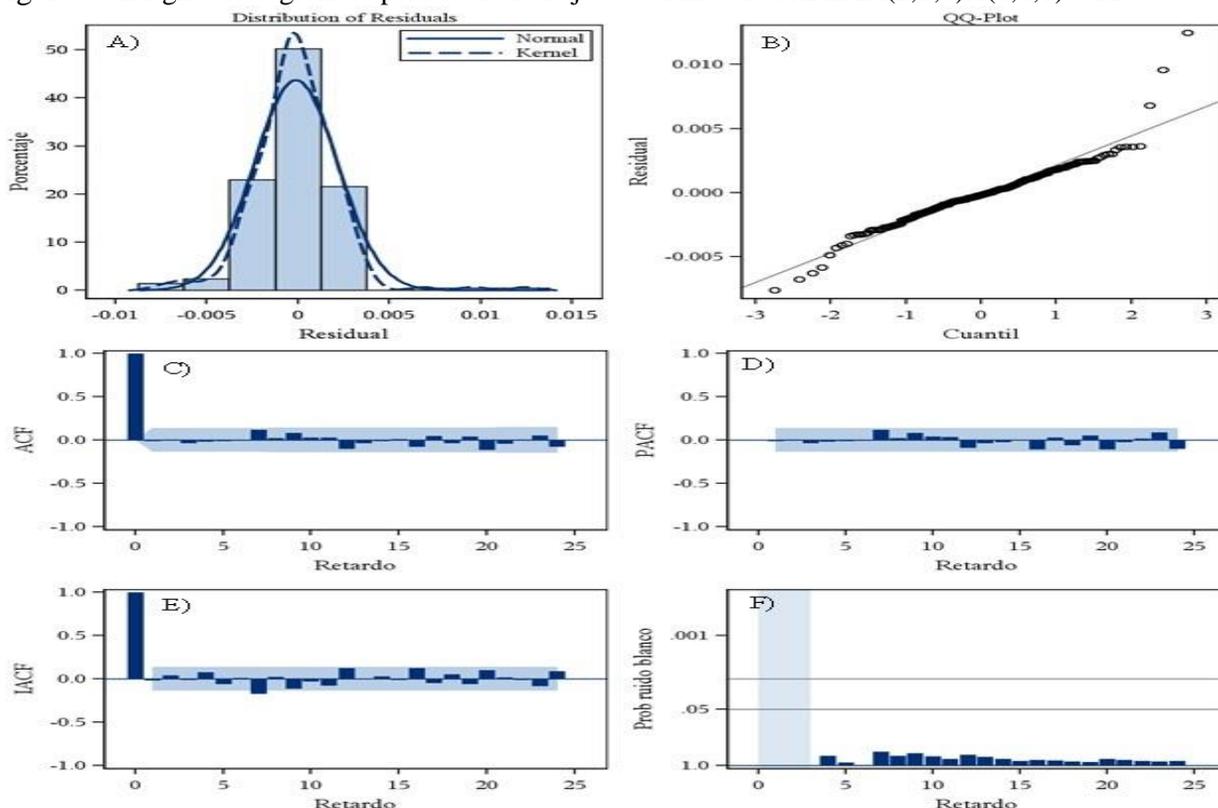
Cuadro 7. Valores de los mejores modelos SARIMA identificados.

SARIMA [†]	Parte ordinal		Parte estacional		SBC [¶]	AIC [Ⓟ]
	AR [§] (p)	MA [¶] (q)	AR ^{§§} (P)	MA ^{¶¶} (Q)		
(2,1,0)X(0,1,1) _{s=12}	0.19991	.	.	0.81988	-	-1930.54 1920.51
(1,1,0)X(2,0,0) _{s=12}	0.40713	.	0.7932	.	-	-1980.70 1990.90
(1,1,0)X(0,1,1) _{s=12}	0.31067	.	.	0.81658	-	-1927.61 1920.92

Nota: [†]SARIMA: 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), [¶]SBC= criterio de información de Schwartz, [Ⓟ]AIC: criterio de información de Akaike. Fuente: elaboración propia con datos obtenidos del programa estadístico SAS.

Después de estimados los parámetros del modelo, se validó mediante el análisis de residuales, el modelo ajustado SARIMA(2,1,0)X(0,1,1)_{s=12} es apropiado para los datos, los residuos son ruido blanco; es decir, sin correlación y aproximadamente normal, además, no muestran ningún patrón discernible. La normalidad se puede verificar examinando el histograma y el gráfico de cuantiles (Q-Q) normales de residuos; se puede mostrar la nula autocorrelación con las gráficas de ACF y PACF ante diferentes rezagos, al estar dentro de la banda de confianza. Los resultados indican que los residuales no se desviaron significativamente de un proceso de ruido blanco cero, siendo puramente aleatorios y por consiguiente ya no hay información de dependencia de unos datos con otros a través del tiempo (Figura 5).

Figura 5. Diagnósticos gráficos para evaluar el ajuste del modelo SARIMA(2,1,0)X(0,1,1)_{s=12}.



Nota: A) Histograma de residuales, B) gráfico de cuantiles (Q-Q) de los residuales, C) ACF de los residuales, D) PACF de los residuales E) autocorrelograma inverso de los residuales, F) ruido blanco en los residuales.
 Fuente: elaboración propia con datos obtenidos del programa estadístico SAS.

Al seguir la metodología de Box-Jenkins respecto a la interpretación y significancia de los estimadores, los parámetros que se consideran son aquellos donde la estadística t absoluta sea mayor a 2, con los p-valores <0.005 (Enders, 2014), afirmando que el mejor modelo es el SARIMA(2,1,0)(0,1,1)_{s=12}, respecto a los demás (Cuadro 8).

Cuadro 8. Estimación del modelo para la serie de tiempo del INPC por máxima verosimilitud.

Parámetro	Estimador	Error estándar	Valor t	Aprox Pr> t	Retardo
MA1,1	0.81988	0.06458	12.7	<.0001	12
AR1,1	0.35658	0.06674	5.34	<.0001	1
AR1,2	-0.15667	0.06814	-2.3	0.0215	2

Fuente: elaboración propia con datos obtenidos del programa estadístico SAS.

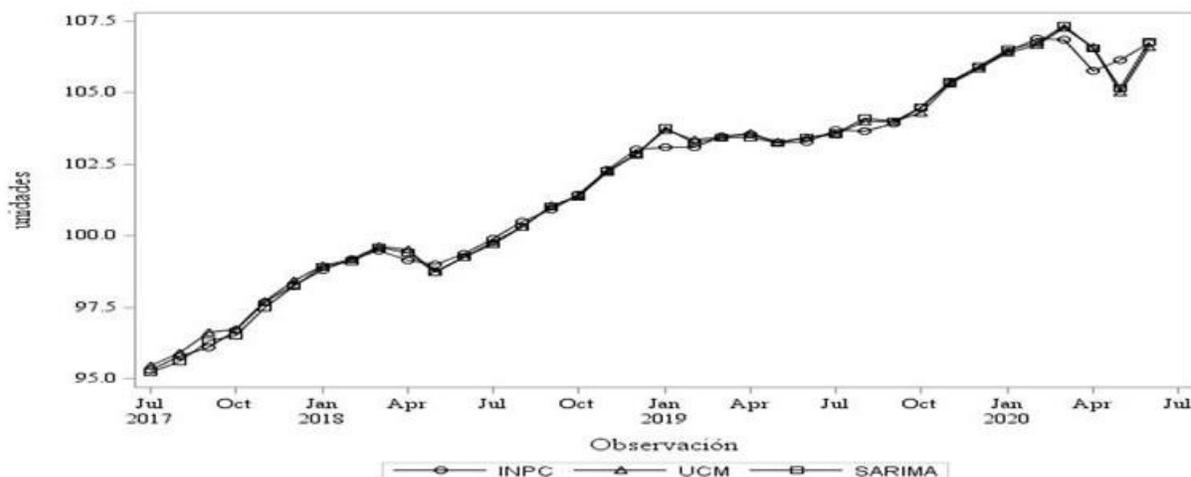
Los pronósticos que se obtuvieron del modelo fueron la etapa de uso; la que se sugiere para determinar la optimalidad el error cuadrático medio (ECM). Luis *et al.* (2019), menciona que las estimaciones para predicción presentan un inconveniente, porque al basarse en hechos pasados y aprender de la historia propia, estas serán acertadas en la medida en que los componentes que dictan su evolución sigan comportándose del mismo modo y no se alteren de manera brusca.

Capacidad predictiva del modelo fuera de muestra, últimas 36 observaciones (julio 2017-junio 2020).

Los valores observados, ajustados y pronosticados de cada uno de los modelos fuera de muestra abarcaron las últimas 36 observaciones finales, donde al compararlos con los pronosticados, son parecidos. Para evaluar el desempeño de los modelos se contempló la raíz del error cuadrático medio (RECM), para que el error tenga las mismas unidades que estamos midiendo. Al medir la cantidad de error que hay entre los datos, el que mostró mejor desempeño fue el SARIMA con un RECM de 0.2951, mientras que el UCM reportó un RECM de 0.3207. El valor más pequeño, significa que los valores pronosticados están cerca de los valores observados, en diciembre 2018 y en el último año sobrestima, principalmente en las últimas observaciones de la serie (Figura 6).

Respecto al criterio fuera de muestra, no hay un punto de corte exacto en las series económicas, debido a que los comportamientos son tan cambiantes hasta el último momento, con eventos adversos difíciles de predecir. Capistrán *et al.* (2009), realizó cuatro modelos para pronosticar la inflación de corto plazo en México, empleando los distintos índices que componen el INPC, para considerar tanto estacionalidad determinista como aleatoria y llegó al resultado de que modelos con estacionalidad determinista parecen tener mejor desempeño entre todos, para pronosticar así mismo sus componentes, y comprueba que el componente estacional de la inflación es determinístico; la capacidad predictiva la mide a través del ECM para distintos horizontes (36 observaciones fuera de muestra), siendo la mejor la de menor magnitud.

Figura 6. Capacidad predictiva fuera de muestra del INPC julio 2017-junio 2020.



Fuente: elaboración propia con datos obtenidos del programa estadístico SAS.

En México para el pronóstico del INPC, Flores (2017) obtuvo un SARMA(2,0)(1,1)_{s=12}, para el periodo dentro de muestra (enero 2005-mayo 2014) y fuera de muestra (junio 2014-enero 2016) con un ECM de 0.2587. En la estimación de una tasa de inflación (con el índice de precios al consumidor) en India, por medio de UCM, Sujata (2010) no encontró variaciones estacionales e irregulares; el impacto de los factores estacionales surge y desaparece, en los cuales no existen cambios estacionales ni intervenciones de autoridades monetarias. Sin embargo, existen otros impactos de corta duración que controla el banco central, a menos que se incluyan componentes irregulares. Asimismo, Sujata (2010) afirma que el número de ciclos son estimados en estos modelos de cinco a diez meses de duración. Los UCM tienen la ventaja de permitir que los responsables políticos decidan algunas veces que componentes deben definirse como permanentes y transitorios, en función de su duración.

El modelo SARIMA al suponer estacionariedad y considerar componentes estacionales y no estacionales predijo mejor. Sin embargo, la variabilidad en los resultados fue similar, donde en el mejor modelo fue aquel con diferencia menor entre el valor observado y pronosticado. Brinda información sobre cambios que presenta el costo de la vida en un

país; además permite la planeación a largo plazo en la toma de decisiones de los agentes económicos.

Futuras predicciones, 12 observaciones posteriores a la muestra (enero a diciembre 2021)

Una etapa clave de la metodología Box-Jenkins es el uso del modelo SARIMA. Con los resultados obtenidos se estimaron futuras predicciones del INPC, para el periodo de enero a diciembre 2021; los modelos (UCM y SARIMA) presentan diferencias mínimas, los meses parecen idénticos con varianza mínima (Cuadro 9).

Cuadro 9. Predicciones del INPC para el periodo enero-diciembre 2021.

Mes	modelo UCM			modelo SARIMA		
	pronóstico	límite inferior (95%)	límite superior (95%)	pronóstico	límite inferior (95%)	límite superior (95%)
Ene.	110.16	108.35	112.00	110.51	108.88	112.16
Feb.	110.55	108.5	112.64	110.86	109.12	112.63
Mar.	111	108.68	113.37	111.21	109.35	113.09
Abr.	110.95	108.34	113.62	110.93	108.98	112.91
May.	110.59	107.69	113.57	110.72	108.68	112.8
Jun.	110.75	107.54	114.05	110.99	108.85	113.17
Jul.	111.07	107.53	114.71	111.38	109.12	113.68
Ago.	111.41	107.54	115.41	111.71	109.33	114.14
Sep.	111.97	107.75	116.35	112.18	109.67	114.74
Oct.	112.53	107.95	117.3	112.79	110.16	115.47
Nov.	113.42	108.45	118.61	113.71	110.97	116.53
Dic.	113.97	108.62	119.59	114.33	111.47	117.26

Fuente: elaboración propia con datos obtenidos del programa estadístico SAS.

2.5. CONCLUSIONES

Las variaciones en el modelo usado de componentes no observables respecto a la tendencia se atribuyen a cambios en la pendiente, más que en el nivel, con crecimiento positivo a lo largo del periodo en tasa constante. El modelo estacional autorregresivo integrado de media móvil permitió modelar perfectamente una serie de tiempo estable o inestable por medio de diferencias simples, regresores tendenciales para elementos de tendencia determinística o no determinística. El proceso estacional autorregresivo integrado de media móvil SARIMA(2,1,0)X(0,1,1)_{s=12}, representó mejor a la serie de tiempo del índice nacional de precios al consumidor en México. Su desempeño fue adecuado por su error menor a 30% fuera de muestra. Las estimaciones de los parámetros y pronósticos, bajo el principio de parsimonia y con la historia de la serie de tiempo fueron apropiadas, para proporcionar información a sectores involucrados en la toma de decisiones.

2.6. LITERATURA CITADA

- Alonso, J. C., y A. F. Rivera. 2017. Pronosticando la inflación mensual en Colombia un paso hacia delante: una aproximación “de abajo hacia arriba”. *Revista de métodos cuantitativos para la economía y la empresa*. 23: 98-118.
- BANXICO (Banco de México). 2018. Principales Elementos del Cambio de Base del INPC. Extracto del Informe Trimestral Abril - Junio 2018. pp 55-56.
- Brintha, N. K. K., S. Samita., N. R. Abeynayake., I. M. S. K. Idirisinghe, and A. M. D. P. 2014. Use of Unobserved Components Model for Forecasting Non-stationary Time Series: A Case of Annual National Coconut Production in Sri Lanka. 25: 423-431.
- Box, G. E., G. M. Jenkins, and G. C. Reinsel. 2008. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 4th Ed. A John Wiley & sons, Inc., Publication. 729 p.
- Capistrán, C., C. Constandse, y M. Ramos-Francia. 2009. Uso de modelos estacionales para pronosticar la inflación de corto plazo de México. *Documentos de Investigación 2009-05*. Banco de México. 31 p.
- Dickey, D. A., and W. A. Fuller. 1981. Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. 49: 1057-1072.

- Enders, W. 2014. Applied econometric. 4th edition. John Wiley & sons, Inc., Publication. 479 p.
- Farrera, G. A. 2013. Manual de pronósticos para la toma de decisiones. Editorial digital Tecnológico de Monterrey. Primera edición. 278 p.
- Flores, C. L. 2017. Pronóstico del Índice Nacional de Precios al Consumidor. Rev. Iberoam. de Cont. Econ. y Admón. 6: 60-88.
- Fomby, T. 2008. The Unobservable Components Model. Presentation contained in the SAS help file under the keyword Proc UCM. Department of Economics. Southern Methodist University. Dallas, TX 75275. 42 p.
- Gujarati, D., y D. Porter. 2010. Econometría. Quinta edición. Edit. Mc Graw Hill. México. 909 p.
- Guerrero, G. V. M. 2009. Análisis estadístico y pronóstico de series de tiempo económicas. Tercera Edición. Jit Press, S.A de C.V. 393 p.
- Heath, J. 2012. Lo que indican los indicadores: cómo utilizar la información estadística para entender la realidad económica de México. Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). 415 p.
- Harvey, A. C. 1989. Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter. Cambridge, Inglaterra. Cambridge University Press. 578 p.
- INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía). 2020. Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC). Base de datos de consulta pública. <https://www.inegi.org.mx/temas/inpc/> (Consulta: junio 2020).
- INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía). 2018. Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC). Documento metodológico. Base segunda quincena de julio 2018. 137 p.
- Luis, R. S., R. C. García S., R. García M., O. A. Arana C., y A. González E. 2019. Metodología Box-Jenkins para pronosticar los precios de huevo blanco pagados al productor en México. Agrociencias. 53:911-925.
- Mankiw, N. G. 2012. Principios de economía. Sexta edición. Cengage Learning Editores, S.A. de C.V., México, D. F. 841 p.
- Pankratz, A. 1983. Forecasting with Univariate Box-Jenkins Models Concepts and Cases. Ed. John Wiley & Sons. USA. 566 p.
- Pelagatti, M. M. 2016. Time series modelling with unobserved components. 1th Ed. Chapman & Hall/CRC Press. 247 p.

- Sabau, G. H. 2011. Análisis econométrico dinámico: una exploración para series de tiempo con el método econométrico. Primera Edición. Universidad Iberoamericana, A. C. México. 437 p.
- Sujata, Kar. 2010. UCM: A measure of core inflation, *Int. J. Monetary Economics and Finance*. 3:248-269.
- Vidal, A. P., y F. A. Fundora. 2004. Tendencias y ciclos en el Producto Interno Bruto de Cuba. Estimación de un modelo estructural univariante de series temporales. 42 aniversario de los estudios de economía en la Universidad de la Habana. Publicación electrónica ISBN 959-16-0289-0: 1-26.

CAPÍTULO III. ANÁLISIS DE INTERVENCIÓN EN LA VARIACIÓN PORCENTUAL DEL INPC EN MÉXICO, ENERO 2002- JUNIO 2020³

3.1. RESUMEN

El análisis de intervención concierne a series de tiempo. El objetivo fue cuantificar el impacto de cada intervención sobre la variación porcentual del índice nacional de precios al consumidor (VPINPC). Para el periodo enero 2002-junio 2020, los efectos se estimaron mediante un modelo estacional autorregresivo integrado de media móvil (SARIMA), con el software SAS[®]. Los resultados indican cambios en el nivel de la serie provocados por crisis económica, aumentos en precios de energéticos y gasolinas, dándose en periodos marcados como: marzo 2008, enero 2010 y enero 2017, asimismo, un efecto aditivo descendente en abril 2020 debido a la contingencia sanitaria.

Palabras clave: ARIMA, economía, inflación, series de tiempo.

3.2. INTRODUCCIÓN

Por medio de la variación porcentual del índice nacional de precios al consumidor (VPINPC) se mide la inflación, ya que dicho indicador sigue la dinámica del comportamiento de los precios de una canasta de bienes y servicios (Alonso y Rivera, 2017). La inflación baja y estable que ha mantenido México, es atribuible principalmente desde su autonomía en 1994 y la implementación de objetivos de inflación (OI), misma que ha logrado tasas de inflación menor a dos dígitos, asimismo, antes de su autonomía las variaciones porcentuales en dicha tasa era mayor de dos dígitos, atribuyéndose a desequilibrios macroeconómicos internos y externos, así como un ascendente ritmo de expansión en el gasto público, choques petroleros y crisis de deuda, traducándose en pérdida de estabilidad macroeconómica. Dicha autonomía ha permitido el buen manejo de deuda publica ya que los bancos centrales al ser independientes del gobierno, dado que un

³Manuscrito con estatus de enviado a la Revista Economía, Sociedad y Territorio editada por el Colegio Mexiquense A. C.

exceso de emisión de bonos gubernamentales y monetización de déficit fiscal alto generan incremento en los precios, advirtiendo de esta manera la consecución del objetivo primordial de inflación baja y estable. El costo de episodios de desinflación ha sido alto en aspectos económicos como el crecimiento, déficit fiscal, oferta de crédito a la inversión productiva y distribución del ingreso (Novelo y Muller, 2020).

En el contexto en que se han desarrollado cambios en la serie estudiada pareciera que algunos efectos son atribuibles a enero de cada año, debido a que es cuando entran en vigor algunas normativas, ajuste de impuestos por inflación, entre otros. De acuerdo a Castañeda (2014), la opción de un gobierno de realizar reformas tributarias depende del grado de competencia política al que se enfrenta, tan sólo en enero 2008 entraron en vigor dos nuevos impuestos como el impuesto empresarial de tasa única (IETU) e impuesto sobre los depósitos en efectivo (IDE), tras las recesiones ocurridas entre 1980 y 2010 tendió a crecer la dependencia de los impuestos al consumo (Castañeda, 2014). La reforma fiscal de 2013 en México identificó conductas y actividades que deterioran el medio ambiente (elevado consumo de combustibles fósiles) y la salud (alimentos con alto contenido calórico) que podían ser atenuadas mediante el uso de instrumentos fiscales especialmente el impuesto especial sobre la producción y servicios (IEPS) a gasolinas esencialmente debido a que el precio internacional cayó, siendo su recaudación positiva con la encomienda de que posteriormente dejara de ser un impuesto que se cobre como una tasa impositiva, dichas medidas afectaron la capacidad de gasto de las empresas y las familias, todo esto acompañado del IEPS cobrado también a alimentos no básicos con alta densidad calórica y a las bebidas saborizadas (Clavellina y Villareal, 2016).

A partir de 2013 el gobierno inicio a percibir ingresos por IEPS a combustibles, sin embargo, el precio de la gasolina es grabado por dos impuestos IVA e IEPS, siendo este último un importante componente de su gasto, donde antes era un subsidio, siendo desde 2013 quitado gradualmente con incrementos mensuales a la gasolina. De lo anterior se puede discernir que los precios ocurridos en 2017 se debe a la volatilidad que han experimentado los precios de referencia de la gasolina en la Costa Golfo de los Estados Unidos (EEUU), los precios internacionales de petróleo y la depreciación del peso frente al

dólar, siendo mínimo el incremento en el IEPS causado por su actualización (CEFP, 2017). El principal generador de la inflación observada en el periodo 2016-2018 fue el aumento de precios de energéticos, administrados por el Estado, sin embargo han existido factores intrínsecos como el comportamiento de la tasa de interés, tipo de cambio, salarios, precios de los bienes y servicios ofrecidos por el gobierno e inercia inflacionaria (Gutiérrez, 2019).

En el contexto de la contingencia sanitaria del coronavirus (COVID-19), BANXICO (2020) menciona que los patrones de consumo sobre la demanda, oferta y tipo de cambio han determinado la evolución de la inflación, en abril registró su segundo nivel históricamente más bajo (ubicándose en 2.1%), originada por disminuciones en precios de energéticos, servicios turísticos y los de alimentación, viéndose reducidos por el distanciamiento social, al igual de medicamentos y productos del hogar que presentaron mayor demanda por el confinamiento, no obstante, para meses posteriores (mayo y junio) las referencias internacionales de los energéticos han aumentado, presionando precios internos. Asimismo, el confinamiento ha representado ajustes en el consumo y el gasto, este último visto desde el dinamismo de pago con tarjeta señala una contracción a mediados de marzo 2020, el cual alcanzó su punto más bajo en abril 2020 (-30.0%), recuperándose paulatinamente para regresar a los niveles anteriores, sin embargo, en sectores como empleo y pobreza puede ser permanente a medida en que la crisis sanitaria se prolongue o que la recuperación sea más lenta de lo anticipado, en tanto no se cuente con una solución definitiva (Esquivel, 2020).

En 2020 el gobierno tomó acciones, anunciando un plan anticrisis por COVID-19, entrando en vigor en abril y hasta diciembre 2020, el cual constó de 11 medidas: no habrá despidos, se mantendrán los mismos trabajadores, se reducirá el salario a altos funcionarios de manera progresiva, no se ejercerá el 75% del presupuesto disponible de partidas y servicios materiales y suministros, se extenderá la suspensión de labores con goce de sueldo a trabajadores del gobierno, cierre de oficinas con excepción de las esenciales, se suspenden acciones y el gasto de gobierno con excepción de algunos programas prioritarios (38 en total), la Secretaría de Hacienda y Crédito Público (SHCP) cumplirá cabalmente con la entrega de participaciones federales a los estados, tendrán trato excepcional la Secretaría de Salud (SS), la Guardia Nacional (GN) y las secretarías de Marina (SEMAR) y de Defensa

Nacional (SEDENA), aplicación de la Ley de Austeridad Republicana de manera rigurosa, otorgamiento de tres millones de créditos dirigidos a pequeñas empresas, la población más necesitada y a clase media, no aumentar el precio de combustibles, impuestos, sin endeudar al país, dichas medidas aplican para todo el poder ejecutivo federal (DOF, 2020).

La técnica de análisis de intervención aparece por primera vez en Box y Tiao (1975), donde la intervención se presenta como un evento exógeno al comportamiento que presenta la serie a lo largo del tiempo, interpretándose estas como cambio en la política económica (acontecimiento como la devaluación de la moneda en septiembre 1976 y diciembre 1994), política fiscal (el impuesto al valor agregado [IVA] en enero 1980, impuesto especial sobre producción y servicios [IEPS] entrando en vigor en enero 1981, impuesto empresarial a tasa única [IETU] entrando en vigor en enero 2008, entre otros) crisis, nuevas normativas, fechas marcadas de vacaciones, aumentos salariales, además de efectos por desastres naturales, huelgas movimientos sociales, entre otros de naturaleza muy variada, los cuales si se piensa que una serie de tiempo estacionaria está constituida por dos partes una determinista y otra estocástica que da origen a las fluctuaciones alrededor de dicho nivel se pueden tener efectos que influyen en la elevación o caída momentánea que decaen y no afectan posteriormente a la serie, los que ejercen una influencia sostenida no momentánea y otros que si alteran ambas partes; de esta manera el análisis de intervención se ve como una extensión del proceso ARIMA, ya que un modelo completo contiene dichos efectos (Guerrero, 2009).

De acuerdo a Guerrero (2009), Guerrero (1984), Guerrero y Vera (1981) el análisis de intervención consiste primero en determinar el momento en el que se introdujo algún mecanismo o alguna política que pudo influir de manera exógena sobre el comportamiento de la variable en estudio, sin embargo, a veces no se conoce exactamente el evento, comportándose estos como observaciones no consistentes o como puntos aislados (outliers) donde pueden identificarse con el modelo ARIMA cuatro tipos: outlier innovativo (IO), outlier aditivo (OA), cambio de nivel (LS) y cambio temporal (TC) en la serie (Wei, 2019; Chen y Liu, 1993). Luego se construye un modelo mediante el método de Box *et al.* (2016), para representar a la serie durante el período que comprenda la observación considerada

como inicial y la observación inmediata anterior a la intervención; posteriormente se procede a postular una función, del tipo propuesta por Box y Tiao (1975), para representar el efecto de la intervención.

Según Díaz y Vergara (2009) recientemente investigaciones explican el proceso inflacionario basado en sus propiedades estadísticas, en el caso de Urbina (2001) mediante regresión múltiple, al considerar corto y largo plazo concluye que efectos en el incremento de la VPINPC ha sido la inflación pasada, precios de las gasolinas y los salarios, no obstante, el tipo de cambio y la tasa de interés han tenido un efecto marginal sobre ésta. En estudios de décadas pasadas mediante análisis de intervención, Guerrero (2009) encontró que decisiones gubernamentales y eventos ocurridos como la devaluación de 1976 hicieron que se estableciera un nivel inflacionario acentuado por la carga de un punto porcentual, el establecimiento del IVA en enero de 1980 y su posterior modificación no provocó aumentos en la serie sino que solamente de corte momentáneo en el mismo mes que se da, posteriormente la devaluación dada en febrero 1982 si altero el nivel de inflación elevándolo más de tres puntos porcentuales, mientras que aumentos salariales tampoco son inflacionarios a pesar de que su absorción se tarde algunos meses. Sin embargo, periodos de cambio de régimen político y diferentes mecanismos de política han abordado de distinta manera el ataque de presiones inflacionarias altas, con buen desempeño desde que en 2002 BANXICO implementó metas de inflación.

3.3. METODOLOGÍA

La base de datos mensual estuvo integrada de 222 observaciones (enero 2002 a junio 2020), la cual fue obtenida de manera oficial por el Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática (INEGI) de México (INEGI, 2020). Para alcanzar el objetivo, el modelo empleado en el análisis de intervención se formuló con adecuaciones propias, Box *et al.* (2016) y Guerrero (2009) de la siguiente manera:

$$LVPINPC_t = y_t + N_t \quad (1)$$

Donde $LVPINPC_t$ es el logaritmo natural de la variación porcentual del INPC, y_t expresa los efectos asociados con factores exógenos en determinado mes t y N_t representa la parte estocástica de la variación de la serie asumiendo la representación ARIMA(p, d, q) siguiente:

$$\phi(B)\nabla Y_t = \theta(B)\alpha_t \quad (2)$$

Donde $\phi(B) = 1 - \phi_1(B) - \phi_2(B^2) - \dots - \phi_p B^p =$ operador autorregresivo de orden p , $\nabla = 1 - B$ es el operador de diferenciación de orden d para provocar estacionariedad de los datos diferenciados d veces, $\theta(B) = 1 - \theta_1(B) - \theta_2(B^2) - \dots - \theta_q B^q =$ operador de orden q , $\alpha_t =$ término de error aleatorio o comúnmente llamado ruido blanco, B^i se usa como operador de retroceso en Y_t , definiéndose como $B^i(Y_t) = Y_{t-i}$. De esta manera al detectarse outliers (IO, AO, LS, TC) significativos en la serie se introducen a manera de regresión dinámica, capturando el efecto que la variable de entrada tiene sobre la de salida usando una función de transferencia:

$$Y_t = \frac{w(B)}{\delta(B)} I_t^{t_0} \quad (3)$$

Donde $w(B)$ y $\delta(B)$ son polinomios de operadores de retraso, específicamente w representa la magnitud de la intervención, mientras δ muestra distintos tipos de cambios temporales dependiendo su valor, asimismo, $w(B)$ y $\delta(B)$ deben estar fuera del círculo unitario para cumplir la condición de estacionariedad, $I_t^{t_0}$ es la intervención siendo esta una variable de impulso ($P_t^{t_0}$) o escalón ($S_t^{t_0}$), donde t_0 denota el momento en que ocurrió la intervención (toma el valor de 1 en el momento de la ocurrencia del evento y 0 en cualquier otro momento) como se describe a continuación:

$$P_t^{t_0} = \begin{cases} 1, & t = t_0 \\ 0, & t \neq t_0 \end{cases} \quad (4)$$

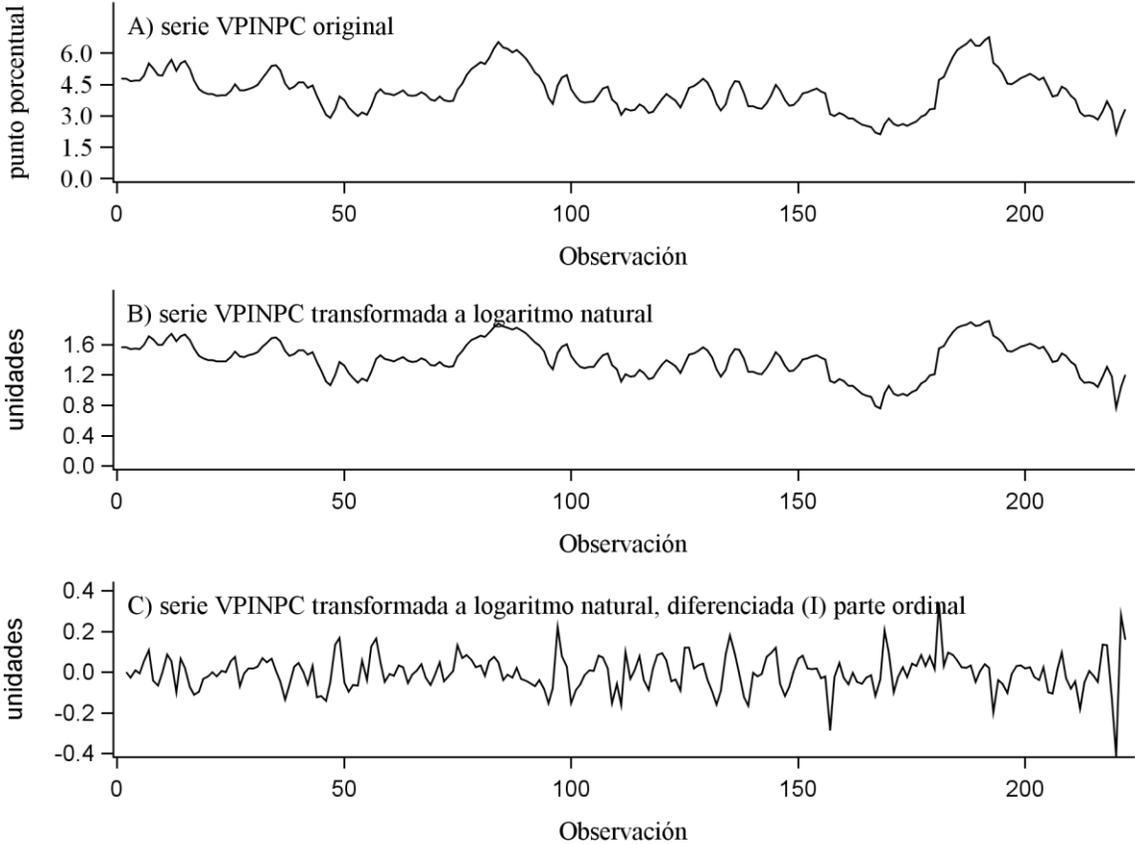
$$S_t^{t_0} = \begin{cases} 1, & t \geq t_0 \\ 0, & t < t_0 \end{cases} \quad (5)$$

Finalmente se calcula el modelo completo, es decir, se estiman simultáneamente tanto los parámetros que aparezcan en la función de intervención como los que se satisfagan los supuestos del modelo completo.

3.4. RESULTADOS

La base de datos histórica mensual de la VPINPC periodo enero 2002-junio 2020 (222 observaciones), se trabajó en logaritmo natural debido a su alta variabilidad, asimismo, para que no presentará problema alguno de magnitudes (figura 7).

Figura 7. Comportamiento de la VPINPC, periodo enero 2002-junio 2020.



Fuente: elaboración propia con base a INEGI (2020).

Primero se probó estacionariedad en la serie con la prueba formal para detectar la existencia de raíz unitaria (Dickey Fuller Aumentada [DFA]), donde debido a que el valor absoluto de

la tau calculada es menor que la tau de tablas (H_0 : la serie no es estacionaria [$\rho = 1$] y tiene raíz unitaria vs. H_a : la serie es estacionaria [$\rho \neq 1$] y no tiene raíz unitaria), se rechaza la hipótesis nula y se concluye que la serie diferenciada una vez en la parte ordinal no tiene raíz unitaria (cuadro 10). De esta manera, la serie diferenciada de orden uno muestra un mejor comportamiento estacionario, es decir, media varianza y covarianza constantes a lo largo del tiempo (figura 7).

Cuadro 10. Prueba de Dickey Fuller Aumentada (ADF) para la serie del LVPINPC.

Tipo	Retardos	Tau	Pr < Tau	F	Pr > F
Media simple	0	-11.27	<.0001	63.51	0.001
	1	-10.98	<.0001	60.34	0.001
	2	-9.44	<.0001	44.52	0.001
Tendencia	0	-11.24	<.0001	63.21	0.001
	1	-10.96	<.0001	60.06	0.001
	2	-9.41	<.0001	44.32	0.001

Fuente: elaboración propia con base en los resultados obtenidos del modelo en SAS®.

El modelo estimado por máxima verosimilitud que mostró mejor desempeño fue SARIMA(2,1,0)(0,0,1)_{s=12}, es decir, el factor que más afecta el comportamiento de la serie son sus propios rezagos pasados para la parte ordinal y una media móvil para la parte estacional, los residuos son ruido blanco, es decir, sin correlación y aproximadamente normal, además, no muestran ningún patrón discernible, asimismo, a través de este se detectaron intervenciones para proceder a estimarlo en conjunto y ver los efectos de los atípicos que influyeron en la serie de estudio.

Respecto a la interpretación y significancia de los estimadores, los parámetros que se consideran son aquellos donde la estadística t absoluta sea mayor a 2, con los p-valores <0.005 (Enders, 2014) y así tomar el mejor (cuadro 11).

Cuadro 11. Detección de intervenciones y estimación conjunta de los parámetros.

Parámetro	Estimador	Error estándar	Valor t	Aprox. Pr > t	Retardo	Variable	Tipo	Tiempo
MA1,1	0.73781	0.05798	12.73	<.0001	12	LVPINPC	.	.
AR1,1	0.48463	0.06454	7.51	<.0001	1	LVINPC	.	.
AR1,2	-0.33197	0.06494	-5.11	<.0001	2	LVINPC	.	.
NUM1	-0.09404	0.02335	-4.03	<.0001	0	13	AO	enero 2003
NUM2	0.05461	0.02959	1.85	0.0550	0	75	LS	marzo 2008
NUM3	0.0907	0.02991	3.03	0.0024	0	97	LS	enero 2010
NUM4	-0.16172	0.035	-4.62	<.0001	0	157	LS	enero 2015
NUM5	0.42028	0.04665	9.01	<.0001	0	181	LS	enero 2017
NUM6	-0.21871	0.04446	-4.92	<.0001	0	193	LS	enero 2018
NUM7	-0.26257	0.02534	-10.36	<.0001	0	220	AO	abril 2020

Fuente: elaboración propia con base en los resultados obtenidos del modelo en SAS[®].

La especificación del modelo con las siete intervenciones es:

$$LVINPC_t = w_1 I_{1t}^{t_0=13} + \frac{w_2}{\nabla} I_{2t}^{t_0=75} + \frac{w_3}{\nabla} I_{3t}^{t_0=97} + \frac{w_4}{\nabla} I_{4t}^{t_0=157} + \frac{w_5}{\nabla} I_{5t}^{t_0=181} + \frac{w_6}{\nabla} I_{6t}^{t_0=193} + w_7 I_{7t}^{t_0=220} + \frac{(1-\theta_1^{12})}{(1-\phi_1+\phi_2^2)} a_t$$

Las intervenciones descritas fueron:

$$I_{1t}^{t_0=13} = \begin{cases} 1, & t = 13 \\ 0, & t \neq 13 \end{cases}$$

$$I_{2t}^{t_0=75} = \begin{cases} 1, & t \geq 75 \\ 0, & t < 75 \end{cases}$$

$$I_{2t}^{t_0=97} = \begin{cases} 1, & t \geq 97 \\ 0, & t < 97 \end{cases}$$

$$I_{2t}^{t_0=157} = \begin{cases} 1, & t \geq 157 \\ 0, & t < 157 \end{cases}$$

$$I_{2t}^{t_0=181} = \begin{cases} 1, & t \geq 181 \\ 0, & t < 181 \end{cases}$$

$$I_{2t}^{t_0=193} = \begin{cases} 1, & t \geq 193 \\ 0, & t < 193 \end{cases}$$

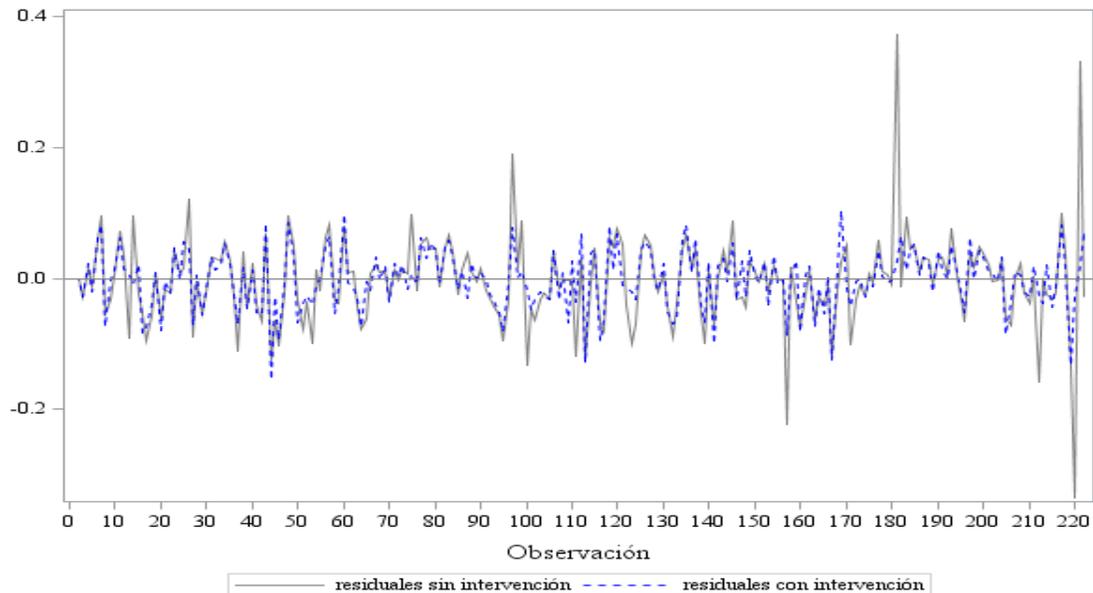
$$I_{11t}^{t_0=220} = \begin{cases} 1, & t = 220 \\ 0, & t \neq 220 \end{cases}$$

De esta manera, una vez que se ha determinado el antilogaritmo de la estimación, la especificación del modelo con las siete intervenciones es:

$$LVINPC_t = -(0.91)I_{1t}^{t_0=13} + \frac{1.06}{\nabla}I_{2t}^{t_0=75} + \frac{1.09}{\nabla}I_{3t}^{t_0=97} - \frac{0.85}{\nabla}I_{4t}^{t_0=157} + \frac{1.52}{\nabla}I_{5t}^{t_0=181} - \frac{0.80}{\nabla}I_{6t}^{t_0=193} - (0.77)I_{7t}^{t_0=220} + \frac{(1 - 0.73781B^{12})}{(1 - 0.48463B + 0.33197B^2)}a_t$$

Se observan altos residuos en la serie original observación 13, 75, 97, 157, 181, 193 y 220, mientras que la serie que consideró dichos atípicos se comporta de manera normal estacionaria, además no muestra indicios de autocorrelación o estructura en los datos, por lo que se concluye que este modelo es adecuado para representar dichos efectos de las intervenciones (figura 8).

Figura 8. Residuos de la serie LVPINPC con intervenciones y sin intervenciones.



Fuente: elaboración propia con base en los resultados obtenidos del modelo en SAS®.

Para cuantificar la reducción en varianza y error estándar a causa del análisis de intervención, se logra al comparar ambos modelos con y sin funciones dinámicas de

intervenciones, donde al considerar estas últimas se redujo en 45.07% la variabilidad en los datos y 25.88% menos respecto al error estándar. Asimismo, las funciones de intervención consideradas presentan efectos de diverso comportamiento dinámico con magnitudes distintas según sea el caso.

Los efectos LS al tener ∇ en el denominador representan una rampa en dicho periodo, es decir, si $\delta = 1$ es LS, mientras que si $\delta = 0$ se tiene un AO (Peña, 2010). En la VPINPC, el efecto de impacto aditivo dado en enero 2003 observación 13 (9.40%) supuso una disminución de 0.91 puntos en el mismo mes, la reducción que registro la inflación subyacente fue consecuencia de la baja que mostró el rubro de servicios, asimismo, el componente de mercancías se mantuvo a un ritmo similar al del año anterior, aún cuando el tipo de cambio manifestó una depreciación significativa (BANXICO, 2020).

Dicho comportamiento fue seguido de un cambio de nivel en marzo 2008 observación 75 (5.46%) donde el efecto calculado provocó un aumento de 1.06 puntos, mismo que se prolongó para los años subsecuentes. La crisis financiera y económica de 2008, antecedida por la doble crisis que afectó a mercados energéticos y alimenticios, influyó en las relaciones internacionales, atribuible al deficiente funcionamiento del mercado y a la virtual ausencia del Estado en el papel de actuar como regulador, modificando políticas y conceptos que eran considerados como inamovibles en la estructura del sistema y la política económica respecto a los mercados (Rosenthal, 2010, Zurita *et al.*, 2009), asimismo, la crisis de alimentos de 2008 y la contracción económica mundial, la importación de productos básicos (frijol, trigo y maíz) de la dieta en México se incrementó (Basurto y Escalante, 2012), en este mismo mes la crisis financiera de EEUU sobre la actividad económica generó gran volatilidad en el mercado de valores, precios de los commodities y en el tipo de cambio, siendo el impacto más fuerte en exportaciones y remesas (Zurita *et al.*, 2009), los efectos negativos de la recesión se reflejó en la pérdida del poder de compra de las personas (Figuerola *et al.*, 2012).

Aunado a la recuperación económica mundial, en enero 2010 el efecto dado en el cambio de nivel, observación 97 (9.07%) fue de un incremento de 1.09 puntos, viéndose afectada la

VPINPC debido a altibajos constantes en los precios de los energéticos y ajustes a tarifas y derechos determinados por gobiernos locales (caso del metro y servicio de agua en ciudad de México), asimismo, acompañada de aumento de precios de hortalizas por condiciones climáticas adversas (Banxico, 2020). El buen comportamiento favorable en 2015 originó que en enero el impacto en el nivel de la serie observación 157 (16.17%) registrara un ritmo ascendente de 0.85 puntos, ubicándose la inflación en la meta de 3%, de acuerdo a BANXICO (2020) esta disminución se debió al buen manejo de política monetaria, la cual permitió desvanecer efectos sobre precios en modificaciones fiscales, bajas en precios de energéticos y telecomunicaciones, del mismo modo las variaciones no se han visto afectadas por el ajuste cambiario cuyos efectos se han concentrado en precios de mercancías durables, sin embargo no ha afectado la dinámica de formación de precios.

El periodo de 2017 fue drástico para la economía mexicana el impacto en el cambio de nivel dado desde enero 2017 observación 181 (42.03%) aumento en 1.52 puntos, dichos efectos representaron grandes cambios en la dinámica inflacionaria como señala Galicia y Martínez (2020) cuando la evolución de los precios de los carburantes impactó la inflación debido a que el 70% del consumo nacional de gasolina y diésel proviene del exterior, donde el 50% de su constitución se explica por el pago de los distribuidores a proveedor, asimismo, en este mismo mes ocurrió una contracción al subsidio gubernamental a gasolinas e iniciar la liberación gradual de precios, acompañado de alta volatilidad en el tipo de cambio, repercutiendo en todos los sectores (CEDRSSA, 2017; DOF, 2016). En enero 2017 los precios de la gasolina se incrementaron 43% respecto al mes de diciembre 2016, dando origen al aumento de precios en todos los mercados debido a los costos de transporte, donde el gobierno en su momento justificaba el acto debido al contexto internacional por aumento de precios de petróleo en el mundo y la negativa de seguir subsidiando los hidrocarburos (Delgado, 2017). El efecto dado en enero 2018 observación 193 (21.87%) fue de una reducción preponderante respecto a las altas tasas registradas en 2017; la inflación general disminuyó de 6.77% a 4.46% entre diciembre 2017 y los primeros meses de 2018, debido a la buena política monetaria implementada por el banco central, dinamismo de los servicios y recuperación de la actividad industrial y mejoría en

precios de mercancías, no obstante, con secuelas graves debido al entorno global y precios de los energéticos en 2017 (BANXICO, 2020).

Finalmente el efecto aditivo dado en abril 2020 observación 220 (26.26%) fue de una reducción brusca 0.77 puntos dándose en el mismo mes, ubicándose la VPINPC en 2.1%, en este sentido Chiatchoua *et al.* (2020) menciona que en México la declaración de pandemia COVID-19 provocó momentáneamente una alza en la inflación por el pánico e incertidumbre, sin embargo en abril cayo hasta llegar a 2.1% provocado por una reducción enérgica de la demanda de productos, asimismo, el aumento del desempleo, el cierre de negocios y la disminución de la movilidad explican la tendencia de la demanda. En este mismo mes, el gobierno mexicano anunció un plan anticrisis por COVID-19, entrando en vigor en abril, el cual constó de 11 medidas entre las que se encuentran la continuidad de apoyos sociales a los más desprotegidos y sectores vulnerables, suspensión de acciones y gasto de gobierno con excepción de obras prioritarias, trato excepcional a diferentes secretarías entre la que más destaca Secretaría de Salud (SS), el apoyo de créditos a negocios, no incremento del precio a combustibles e impuestos para no endeudar al país; medidas aplicadas para todo el poder ejecutivo federal (DOF, 2020). Sin embargo, en meses posteriores como mayo y junio se han observado presiones en los precios internos, debido a cambios en las referencias internacionales de los energéticos (BANXICO, 2020).

Bajo el esquema de objetivos de inflación adoptado por BANXICO desde 2001 donde el fin primordial es una variación porcentual baja y estable, el uso de técnicas como el análisis de intervención no está aislado, puede ayudar a tener pronósticos más precisos que consideren efectos adversos a fenómenos naturales o económicos siendo óptimos de buen resultado; debido a que BANXICO a través de uno o varios modelos determina la tasa de inflación incorporando choques de oferta y demanda de acuerdo a una postura de política monetaria, es decir, teniendo un cierto nivel de tasa de interés como referente, pronostica la tasa de inflación futura, misma que compara con el objetivo de inflación, si la predicción y el objetivo son similares, la postura de política monetaria permanece intacta, mientras que si presentan diferencias se incrementa o reduce la tasa de interés, según el caso (Vázquez, 2019).

3.5. CONCLUSIONES

Bajo la coyuntura de series de tiempo, el análisis de intervención permitió explicar cómo han existido impactos estadísticamente significativos en la VPINPC que han afectado el nivel debido a acontecimientos de la dinámica económica y decisiones políticas, siendo el caso de marzo 2008, enero 2010 y enero 2017 respectivamente, haciendo que la VPINPC aumentara en 5.46, 9.07 y 42.03%, es decir, 1.06, 1.09 y 1.52 unidades proporcionalmente; asimismo, los cambios ocurridos regularmente en enero produjo un efecto de aumento en el nivel, mismo que fue desapareciendo gradualmente en los meses siguientes. En este sentido, debido a la crisis sanitaria COVID-19 en abril 2020 se dio un efecto aditivo que hizo que la serie disminuyera en 26.26%, es decir 0.77 unidades dándose en el mismo mes, ocurrencia que se vio motivada por la incertidumbre entre la población y los distintos mercados de productos y servicios que se vieron obligados a ajustar parte del consumo. La inestabilidad en el modelo al considerar intervenciones es menor, ya que redujo en 45.07% la variabilidad y 25.88% el error estándar. El modelo desarrollado es útil herramienta para evaluar cambios multidisciplinarios de innovación, aditivos, nivel o temporales, asimismo, la robustez aplicada en este tipo de análisis a cualquier serie de tiempo permite explicar, prever, estimar o pronosticar diferentes escenarios.

3.6. FUENTES CONSULTADAS

Alonso, Julio César y Rivera, Andrés Felipe (2017), "Pronosticando la inflación mensual en Colombia un paso hacia delante: una aproximación de abajo hacia arriba", *Revista de métodos cuantitativos para la economía y la empresa*, 23, Sevilla, España, Universidad Pablo de Olavide, Sevilla, España, pp. 98-118.

BANXICO (Banco de México) (2020), "Informes trimestrales sobre la inflación", <<https://www.banxico.org.mx/publicaciones-y-prensa/informes-trimestrales/informes-trimestrales-precios.html>>, 31 de diciembre 2020.

- Basurto Hernández, Saúl y Escalante Semerena, Roberto (2012), “Impacto de la crisis en el sector agropecuario en México”, 9(25), Economía UNAM, Ciudad de México, Universidad Nacional Autónoma de México, pp. 51-73.
- Box, George Edward; Jenkins, Gwilym; Reinsel, Gregory and Ljung, Greta (2016), Time series analysis: forecasting and control, United States of America, fifth edition, A John Wiley and sons, corporation, publication, 729 p.
- Box, George Edward and Tiao, George (1975), “Intervention analysis with applications to economic and environmental problems”, Journal of the american statistical association, 70(349), United States of America, American Statistical Association, pp. 70-79.
- CEDRSSA (Centro de Estudios para el Desarrollo Rural Sustentable y la Soberanía Alimentaria) (2017), “Resultados del índice de la tendencia laboral de la pobreza nacional y rural del tercer trimestre de 2017”, Cámara de diputados LXIII Legislatura del Congreso de la Unión de México, 18 p.
- CEFP (Centro de Estudios de las Finanzas Públicas) (2017), “Evolución de los Precios de las Gasolinas en México, 2016-2017”, nota informativa, notacefp/001/2017, Cámara de diputados. LXIII Legislatura del Congreso de la Unión de México, 13 p. <<https://www.cefp.gob.mx/publicaciones/nota/2017/notacefp0012017.pdf>> 01 de diciembre 2020.
- Castañeda Rodríguez, Víctor Mauricio (2014), “La política tributaria mexicana y su relación con el contexto económico, político y social desde la crisis de la deuda externa”, Investigación económica, 73(290), Ciudad de México, Universidad Nacional Autónoma de México, pp. 121-169.
- Clavellina Miller, José Luis y Villareal Páez, Héctor Juan, (2016), A tres años de la Reforma fiscal... los pendientes, Pluralidad y consenso, 6(28), Ciudad de México, Instituto Belisario Domínguez, Senado de la República, pp. 102-125.
- Chiatchoua, Cesaire; Lozano, Carmen y Macías Durán, Jesús (2020), “Análisis de los efectos del COVID-19 en la economía mexicana”, Revista del Centro de

Investigación de la Universidad La Salle, 14(50), Ciudad de México, Universidad La Salle, pp. 265-290.

Chen, Chung and Liu, Lon-Mu (1993), “Joint estimation of model parameters and outliers effects in time series”, *Journal of the American Statistical Association*, 88(241), United States of America, American Statistical Association, pp. 284-297.

DOF (Diario Oficial de la Federación) (2020), “Decreto por el que se establecen las medidas de austeridad que deberán observar las dependencias y entidades de la Administración Pública Federal”, Ciudad de México, Secretaría de Gobernación, <https://www.dof.gob.mx/index_113.php?year=2020&month=04&day=23>, 01 de diciembre 2020.

Delgado, Luis (2017), “Cuando el combustible finiquita”, *Cuadernos fronterizos*, 39(13), Ciudad Juárez, Chihuahua, México, Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, pp. 39, 42.

Díaz Carreño, Miguel Ángel y Vergara González, Reyna (2009), “La tasa de inflación en México, 2000-2007”, *Investigación económica*, 68(269), Ciudad de México, Universidad Nacional Autónoma de México, pp. 13-36.

Esquivel, Gerardo (2020), “Los impactos económicos de la pandemia en México”, *Economía UNAM*, 17(51), Ciudad de México, Universidad Nacional Autónoma de México, pp. 28-44.

Enders, Walter (2014), *Applied econometric*, fourth edition. John Wiley and sons, corporation, publication, 479 p.

DOF (Diario Oficial de la Federación) (2016), “Decreto por el que se expide la Ley de Ingresos de la Federación para el Ejercicio Fiscal de 2017”, Ciudad de México, Secretaría de Gobernación, <https://www.dof.gob.mx/nota_detalle.php?codigo=5460968&fecha=15/11/2016>, 01 de diciembre 2020.

Figueroa Hernández, Esther; Ramírez Abarca, Orsohe; González Elías, J. Martín; Pérez Soto, Francisco y Espinosa Torres, Luis Enrique (2012), “Análisis del desempleo, la migración

y la pobreza en México”, *Revista Mexicana de Agronegocios*, 30, Torreón, México, Sociedad Mexicana de Administración Agropecuaria A.C, pp. 835-847.

Gutiérrez Rodríguez, Roberto (2019), “México 2016-2018: ¿inicio de una nueva fase de desarreglo inflacionario?”, *Economía UNAM*, 16(47), Ciudad de México, Universidad Nacional Autónoma de México, pp. 41-65.

Guerrero Guzmán, Víctor Manuel (2009), *Análisis estadístico y pronóstico de series de tiempo económicas*, tercera edición. Jit Press, Sociedad Anónima de Capital Variable, 393 p.

Guerrero Guzmán, Víctor Manuel (1984), “Análisis, evaluación y pronóstico de la inflación en México, mediante un modelo univariado de series de tiempo”, Documento número 57, México, Banco de México, 59 p.

Guerrero Guzmán, Víctor Manuel y Vera Ferrer, Gabriel (1981), “Una aplicación del análisis de intervención a series de tiempo de la economía mexicana”, Documento número 33, México, Banco de México, 46 p.

INEGI (Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática) (2020), “Base de datos de consulta pública”, < <https://www.inegi.org.mx/temas/inpc/>>, 01 de septiembre 2020.

Novelo Urdanivia, Federico y Muller Durán, Nancy (2020), “Déficit fiscal, crecimiento económico e inflación, ¿una relación exógena?”, *Investigación económica*, 79(312), Ciudad de México, Universidad Nacional Autónoma de México, pp. 89-112.

Peña Sánchez de Rivera, Daniel (2010), *Análisis de series temporales*, Madrid, España, primera edición, Alianza editorial, 608 p.

Rosenthal, Gert (2010), “La crisis financiera y económica de 2008 y su repercusión en el pensamiento económico”, *Revista CEPAL*, 100, Santiago de Chile, Comisión Económica para América Latina y el Caribe, de las Naciones Unidas, pp. 29-39.

- Urbina Hinojosa, Silvia Dolores (2001), “Un modelo de inflación para la economía mexicana, 1994-2001”, *Análisis Económico*, 16(34), Universidad Autónoma Metropolitana, pp. 101-119.
- Vázquez Muñoz, Juan Alberto (2019), “Autonomía del banco de México, crecimiento y distribución del ingreso”, *Investigación económica*, 79(312), Ciudad de México, Universidad Nacional Autónoma de México, pp. 5-33.
- Wei, William W. S (2019), *Multivariate time series analysis and applications*, United States of America, first edition, A John Wiley and sons, corporation, publication, 515 p.
- Zurita González, Jesús; Martínez Pérez, Juan Froilán y Rodríguez Montoya, Francisco (2009), “La crisis financiera y económica del 2008. Origen y consecuencias en los Estados Unidos y México”, *El cotidiano*, 157, México, Universidad Autónoma Metropolitana Unidad Azcapotzalco, pp. 17-27.

CONCLUSIONES GENERALES

La utilización de técnicas de series de tiempo en el presente trabajo como el modelo de componentes no observables y el modelo estacional autorregresivo integrado de media móvil (UCM y SARIMA, por sus siglas en inglés), surgió por la necesidad de evaluar mejor la situación presente y hacer pronósticos correctos que faciliten la construcción e interpretación de modelos a eventos reales. En el modelo SARIMA se incorporó el componente estacional y no estacional, donde el modelo se ajustó bien a los datos y a la fluctuación estacional estocástica, excepto a valores extremos que aún se presentan, cabe señalar que se tomó en cuenta de enero 2002-junio 2020 serie mensual, para no dejar excluido la situación presente en el índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC) de acuerdo a las decisiones de política que realizan cada sexenio los gobernantes y que influye en dicho índice.

Sin embargo, como muestra la serie si se modela a partir de 2002 los datos se comportan mejor a periodos anteriores, ya que en este año es cuando el Banco de México (BANXICO) implementa metas de inflación, dando lugar a un mejor control, excepto a eventos recurrentes o anormales los cuales cuando se estimaron predicciones indican patrones crecientes en la serie, posiblemente ligados a decisiones de política o fenómenos económicos que repercuten en dicho mes o periodo prolongado de tiempo. De esta manera, al recurrir a técnicas avanzadas de series de tiempo como el análisis de intervención se puede medir la influencia de eventos extraños o anormales ocurridos en cualquier ámbito, para permitir precisamente incorporar en el modelo una parte determinística y estocástica asociada con los cambios considerados en el modelo como de innovación (IO), aditivo (OA), cambio de nivel (LS) y cambio temporal (TC), donde su magnitud resulta importante en la contribución del comportamiento pasado y futuro de la serie para obtener estimaciones de parámetros y resultados precisos.

LITERATURA CITADA

- Alonso, J. C. y Rivera, A. F. 2017. Pronosticando la inflación mensual en Colombia un paso hacia delante: una aproximación “de abajo hacia arriba”. *Revista de métodos cuantitativos para la economía y la empresa*. 23: 98-118.
- BANXICO (Banco de México). 2020. Informes trimestrales sobre la inflación. En línea: <https://www.banxico.org.mx/publicaciones-y-prensa/informes-trimestrales/informes-trimestrales-precios.html>. Consultado el 31 de diciembre 2020.
- BANXICO (Banco de México). 2018. Principales Elementos del Cambio de Base del INPC. Extracto del Informe Trimestral Abril - Junio 2018. pp 55-56.
- Basurto, H. S y Escalante, S. R. 2012. Impacto de la crisis en el sector agropecuario en México. *Economía UNAM*. 9(25): 51-73.
- Box, G. E.; Jenkins, G. M.; Reinsel. G. C. and Ljung, G. 2016. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Fifth Ed. A John Wiley & sons, Inc., Publication. 729 p.
- Box, G. E.; Jenkins, G. M. and Reinsel. G. C. 2008. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Fourth Ed. A John Wiley & sons, Inc., Publication. 729 p.
- Box, G. E. and Tiao, G. 1975. Intervention analysis with applications to economic and environmental problems”, *Journal of the american statistical association*. 70(349): 70-79.
- Brambila, P. J. 2011. *Bioeconomía: instrumentos para su análisis económico*. Primera edición. Secretaría de Agricultura, Ganadería, Desarrollo Rural, Pesca y Alimentación (SAGARPA). 313 p.
- Brintha, N. K. K.; Samita, S.; Abeynayake, N. R.; Idirisinghe, I. M. S. K and Kumarathunga, A. M. D. P. 2014. Use of Unobserved Components Model for Forecasting Non-stationary Time Series: A Case of Annual National Coconut Production in Sri Lanka. *Tropical Agricultural Research*. 25(4): 423-431.

- Capistrán, C., Constandse, C. y Ramos-Francia, M. 2009. Uso de modelos estacionales para pronosticar la inflación de corto plazo de México. Documentos de Investigación 2009-05. Banco de México. 31 p.
- Castañeda, R. V. 2014. La política tributaria mexicana y su relación con el contexto económico, político y social desde la crisis de la deuda externa. Investigación económica. 73(290): 121-169.
- CEDRSSA (Centro de Estudios para el Desarrollo Rural Sustentable y la Soberanía Alimentaria). 2017. Resultados del índice de la tendencia laboral de la pobreza nacional y rural del tercer trimestre de 2017. Cámara de diputados LXIII Legislatura del Congreso de la Unión de México. 18 p.
- CEFP (Centro de Estudios de las Finanzas Públicas). 2017. Evolución de los Precios de las Gasolinas en México, 2016-2017”, nota informativa, notacefp/001/2017, Cámara de diputados. LXIII Legislatura del Congreso de la Unión de México. En línea: <https://www.cefp.gob.mx/publicaciones/nota/2017/notacefp0012017.pdf>. Consultado el 01 de diciembre 2020.
- CEFP (Centro de Estudios de las Finanzas Públicas). 2017. Evolución de precios. Cámara de diputados. LXIV Legislatura del Congreso de la Unión de México. 3 p.
- CEPAL y FAO (Comisión Económica para América Latina y el Caribe, y Organización de la Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura). 2020. Cómo evitar que la crisis del COVID-19 se transforme en una crisis alimentaria: acciones urgentes contra el hambre en América Latina y el Caribe. 33 p.
- Chen, C. and Liu, L. 1993. Joint estimation of model parameters and outliers effects in time series. Journal of the american statistical association. 88(241):284-297.
- Chiatchoua, C.; Lozano, C. y Macías, D. J. 2020. Análisis de los efectos del COVID-19 en la economía mexicana. Revista del Centro de Investigación de la Universidad La Salle. 14(50): 265-290.

- Clavellina, M. J. y Villareal, P. H. 2016. A tres años de la Reforma fiscal... los pendientes. Pluralidad y consenso. Instituto Belisario Domínguez, Senado de la República. 6(28):102-125.
- CONASAMI (Comisión Nacional de los Salarios Mínimos). 2020. Informe mensual del comportamiento de la economía. 131 p.
- CONASAMI (Comisión Nacional de los Salarios Mínimos). 2020. Tabla de Salarios Mínimos Generales y Profesionales por Áreas Geográficas. En línea: <https://www.gob.mx/conasami/documentos/tabla-de-salarios-minimos-generales-y-profesionales-por-areas-geograficas>. Consultado el 05/08/2020.
- CONEVAL (Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social). 2020. La Política Social en el Contexto de la COVID-19 en México. 24 p.
- CONEVAL (Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social). 2020. Evolución del valor de la canasta alimentaria. Valor de la canasta alimentaria y no alimentaria. En línea: <https://www.coneval.org.mx/Medicion/MP/Paginas/Lineas-de-bienestar-y-canasta-basica.aspx>. Consultado el 05/08/2020.
- CONEVAL (Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social). 2018. Metodología para la medición multidimensional de la pobreza en México. Anexo único de los “lineamientos y criterios generales para la definición, identificación y medición de la pobreza. 68 p.
- Delgado, L. 2017. Cuando el combustible finiquita. Cuadernos fronterizos, 39(13): 39-42.
- Díaz, C. M. 2020. Inflación y salarios reales en México 2015-2019. Economía actual. 13(2): 11-14.
- Díaz, C. M. 2020. El salario real en México 2015-2019. Economía actual. 13(1): 17-20.
- Díaz, C. M. y Vergara, G. R. 2009. La tasa de inflación en México, 2000-2007. Investigación económica, 68(269):13-36.

Dickey, D. A. and Fuller, W. A. 1981. Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica*. 49: 1057-1072.

DOF (Diario Oficial de la Federación). 2016. Decreto por el que se expide la Ley de Ingresos de la Federación para el Ejercicio Fiscal de 2017. Diario Oficial de la Federación. Ciudad de México. Secretaría de gobernación. En línea: https://www.dof.gob.mx/nota_detalle.php?codigo=5460968&fecha=15/11/2016. Consultado el 01 de diciembre 2020.

DOF (Diario Oficial de la Federación). 2020. Decreto por el que se establecen las medidas de austeridad que deberán observar las dependencias y entidades de la Administración Pública Federal. Ciudad de México. Secretaría de gobernación. En línea: https://www.dof.gob.mx/index_113.php?year=2020&month=04&day=23. Consultado el 01 de diciembre 2020.

Dornbusch, R.; Fischer, S. y Startz, R. 2009. Macroeconomía. Décima edición. Ed. Mc Graw Hill. 607 p.

Enders, W. 2014. Applied econometric. Fourth edition. John Wiley & sons, Inc., Publication. 479 p.

Esquivel, G. 2020. Los impactos económicos de la pandemia en México. *Economía UNAM*. 17(51): 28-44.

FAO (Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura). 2020. Food Outlook - Biannual Report on Global Food Markets: June 2020. Roma, Italia. 161 p.

Farrera, G. A. 2013. Manual de pronósticos para la toma de decisiones. Editorial digital Tecnológico de Monterrey. Primera edición. 278 p.

Figuroa, H. E.; Ramírez, A. O.; González, E. J.; Pérez, S. F. y Espinosa, T. L. 2012. Análisis del desempleo, la migración y la pobreza en México. *Revista Mexicana de Agronegocios*. 30:835-847

- Flores, C. L. 2017. Pronóstico del Índice Nacional de Precios al Consumidor. Revista Iberoamericana de Contaduría, Economía y Administración. 6 (12): 60-88.
- Fomby, T. 2008. The Unobservable Components Model. Presentation contained in the SAS help file under the keyword Proc UCM. Department of Economics. Southern Methodist University. Dallas, TX 75275. 42 p.
- Galicia, M. U. y Martínez, N. A. 2020. Un modelo no monetario de la inflación en México, 2007-2018. Revista de economía y administración. 38: 135-170.
- Guerrero, G. V. 2009. Análisis estadístico y pronóstico de series de tiempo económicas. Tercera Edición. Jit Press, S.A de C.V. 393 p.
- Guerrero, G. V. 1984. Análisis, evaluación y pronóstico de la inflación en México, mediante un modelo univariado de series de tiempo. Documento número 57. Banco de México, 59 p.
- Guerrero, G. V. y Vera, F. G. 1981. Una aplicación del análisis de intervención a series de tiempo de la economía mexicana. Documento número 33. Banco de México, 46 p.
- Guerrero, C. y Lomelí, L. 2017. Reflexiones teóricas en torno a la propuesta de recuperación del poder de compra del salario mínimo en México. Contaduría y Administración. 62(3): 958-971.
- Gujarati, D. y Porter, D. 2010. Econometría. Quinta edición. Edit. Mc Graw Hill. México. 909 p.
- Gutiérrez, R. R. 2019. México 2016-2018: ¿inicio de una nueva fase de desarreglo inflacionario?. Economía UNAM. 16(47): 41-65.

Harvey, A. C. 1989. Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter. Cambridge, Inglaterra. Cambridge University Press. 578 p.

Heath, J. 2012. Lo que indican los indicadores: cómo utilizar la información estadística para entender la realidad económica de México. Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). 415 p.

INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía). 2020. Índice Nacional de Precios al Consumidor. En línea: <https://www.inegi.org.mx/temas/inpc/>. Consultado el 05 de agosto 2020.

INEGI (Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática). 2020. Base de datos de consulta pública. En línea: <https://www.inegi.org.mx/temas/inpc/>. Consultado el 01 de septiembre 2020.

INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía). 2020. Calculadora de inflación. En línea: https://www.inegi.org.mx/app/indicesdeprecios/documentos/Calculadora_de_Inflacion.pdf. Consultado el 05 de agosto 2020.

INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía). 2018. Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC). Documento metodológico. Base segunda quincena de julio 2018. 137 p.

Luis, R. S.; García, R. C.; García, M. R.; Arana, C. O. y González, E. A. 2019. Metodología Box-Jenkins para pronosticar los precios de huevo blanco pagados al productor en México. *Agrociencias*. 53: 911-925.

Mankiw, N. G. 2012. Principios de economía. Sexta edición. Cengage Learning Editores, S.A. de C.V., México, D. F. 841 p.

Moreno, B. J; Garry, S. y Monroy, G. F. 2014 El salario mínimo en México. *Economía UNAM*. 11(39): 78-93.

- Noriega, A. E. 2019. La Inflación Alimentaria en 2018. Centro de Estudios para el Desarrollo Rural Sustentable y la Soberanía Alimentaria (CEDRSSA). Dirección de Estudios Sobre la Soberanía Alimentaria y Nueva Ruralidad. Cámara de diputados LXIII Legislatura. México. 23 p.
- Noriega, A. E. 2018. Comportamiento de los precios de los cultivos básicos en el Mercado de Chicago de EUA y de la inflación alimentaria en México. Centro de Estudios para el Desarrollo Rural Sustentable y la Soberanía Alimentaria (CEDRSSA). Dirección de Estudios Sobre la Soberanía Alimentaria y Nueva Ruralidad. Cámara de diputados LXIII Legislatura del Congreso de la Unión de México. México. 22 p.
- Novelo, U. F. y Muller, D. N. 2020. Déficit fiscal, crecimiento económico e inflación, ¿una relación exógena?. Investigación económica. 79(312): 89-112.
- Pankratz, A. 1983. Forecasting with Univariate Box-Jenkins Models Concepts and Cases. Ed. John Wiley & Sons. USA. 566 p.
- Pelagatti, M. M. 2016. Time series modelling with unobserved components. First Ed. Chapman & Hall/CRC Press. 247 p.
- Peña, S. D. 2010. Análisis de series temporales, Madrid, España, primera edición, Alianza editorial, 608 p.
- Rosenthal, G. 2010. La crisis financiera y económica de 2008 y su repercusión en el pensamiento económico. Revista CEPAL. 100: 29-39.
- Sabau, G. H. 2011. Análisis econométrico dinámico: una exploración para series de tiempo con el método econométrico. Primera Edición. Universidad Iberoamericana, A. C. México. 437 p.
- SAS (Statistical Analysis System). 2014. The SAS System for Windows V. 9.4. SAS Institute, Inc. Cary, NC. USA.

- SEDESOL (Secretaría de Desarrollo Social). 2018. Programa Sectorial de Desarrollo Social 2013-2018. México. 100 p.
- SIAP (Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera). 2020. Secretaría de Agricultura y Desarrollo Rural (SADER). Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC). 4 p.
- Sujata, Kar. 2010. UCM: A measure of core inflation. *Int. J. Monetary Economics and Finance*. 3(3): 248-269.
- Urbina, H. S. 2001. Un modelo de inflación para la economía mexicana, 1994-2001. *Análisis Económico*. 16(34): 101-119.
- Vázquez, M. J. 2019. Autonomía del banco de México, crecimiento y distribución del ingreso. *Investigación económica*. 79(312): 5-33.
- Vidal, A. P., y Fundora, F. A. 2004. Tendencias y ciclos en el Producto Interno Bruto de Cuba. Estimación de un modelo estructural univariante de series temporales. 42 aniversario de los estudios de economía en la Universidad de la Habana. Publicación electrónica ISBN (959-16-0289-0): 1-26.
- Wei, W. S. 2019. *Multivariate time series analysis and applications*. First edition, A John Wiley and sons, corporation, publication, 515 p.
- Zurita, G. J.; Martínez, P. J. y Rodríguez, M. F. 2009. La crisis financiera y económica del 2008. Origen y consecuencias en los Estados Unidos y México. *El cotidiano*. 157: 17-27.