



## Evaluación de los Indicadores de Inflación Subyacente para el Perú: 2002-2021

ERICK LAHURA Y ALEXANDER GRANDE\*

*El objetivo de esta investigación es evaluar la utilidad de los indicadores de inflación subyacente publicados por el Banco Central de Reserva del Perú (BCRP). El principal criterio para esta evaluación es que el indicador de inflación subyacente sea un atractor de la inflación general. Es decir, debe representar la tendencia hacia la cual revierte la inflación general. Dado el comportamiento no estacionario de la inflación general, el criterio requiere que se cumplan tres condiciones econométricas: (a) la inflación general y el indicador de inflación subyacente cointegran con un vector de cointegración unitario  $[1, -1]$ , (b) el indicador de inflación subyacente es débilmente exógeno y (c) el indicador de inflación subyacente es fuertemente exógeno. Se evalúan cuatro indicadores de inflación subyacente: (i) la inflación subyacente por exclusión (Inf CORE), (ii) la inflación sin alimentos y bebidas (Inf SAB), (iii) la inflación sin alimentos y energía (Inf SAE), y (iv) la inflación subyacente sin alimentos y bebidas (Inf CORESAB). La información utilizada es de frecuencia mensual y cubre el período enero 2002 hasta diciembre 2021. Los resultados para el período previo al COVID-19 (enero 2002-febrero 2020) muestran que los indicadores Inf CORE, Inf SAB e Inf CORESAB cumplen con los criterios econométricos considerados, además de otros criterios estándar de la literatura. Los resultados son similares si se extiende la muestra y se incluye el período COVID-19 (marzo 2020-diciembre 2021).*

**Palabras Clave** : Inflación subyacente, cointegración, exogeneidad débil y fuerte.  
**Clasificación JEL** : C43, E31, E52.

\* Lahura: Subgerencia de Investigación Económica del Banco Central de Reserva del Perú (BCRP), Profesor del Departamento de Economía de la Pontificia Universidad Católica del Perú y del Departamento de Ingeniería Económica y Contabilidad Corporativa de la Universidad Científica del Sur (correo electrónico: [erick.lahura@bcrp.gob.pe](mailto:erick.lahura@bcrp.gob.pe)). Grande: Docente del Departamento de Ingeniería Económica y Contabilidad Corporativa de la Universidad Científica del Sur (correo electrónico: [alexandergrandeepino@gmail.com](mailto:alexandergrandeepino@gmail.com)).

Las opiniones expresadas en el documento corresponden a los autores y no representan necesariamente la posición del Banco Central de Reserva del Perú.

## 1. INTRODUCCIÓN

Bajo un régimen de Metas Explícitas de Inflación (MEI), el Banco Central conduce la política monetaria en función a una meta de inflación, la que usualmente se define en términos del Índice de Precios al Consumidor (IPC). Sin embargo, algunos componentes del IPC son muy volátiles en el corto plazo, como los precios de alimentos y la energía, y pueden generar que la inflación se desvíe temporalmente de la trayectoria prevista por el Banco Central. Un ejemplo actual es el aumento de la inflación que se ha registrado en muchos países durante el año 2021 debido al aumento histórico del precio internacional de alimentos<sup>1</sup>, generado principalmente por la reducción de la oferta mundial de alimentos como consecuencia de los problemas logísticos en el comercio internacional (asociados al COVID-19) y a la ocurrencia de desastres climáticos<sup>2</sup>. Debido a este tipo de situaciones, muchos Bancos Centrales hacen el seguimiento a diferentes indicadores de inflación subyacente, cuyo objetivo es reflejar solo los cambios sistemáticos y persistentes en los precios, usualmente asociados a la demanda doméstica<sup>3</sup>.

El objetivo de esta investigación es evaluar si los indicadores de inflación subyacente publicados por el BCRP son útiles para la política monetaria peruana. Para ello, se utilizó como criterio que el indicador de inflación subyacente sea un atractor de la inflación general. Es decir, debe representar la tendencia hacia la cual revierte la inflación general. Dado el comportamiento no estacionario de la inflación general, el criterio requiere que se cumplan tres condiciones econométricas. La primera es que la inflación general y el indicador de inflación subyacente deben cointegrar con un vector de cointegración unitario  $[1, -1]$ , lo cual asegura que el indicador de inflación subyacente posee el mismo comportamiento tendencial que la inflación general. La segunda condición es que el indicador de inflación subyacente sea débilmente exógeno. Es decir, es un atractor para la inflación general y permite anticipar su comportamiento. La tercera condición es que el indicador de inflación subyacente sea fuertemente exógeno, lo que implica que la inflación general no es un atractor del indicador de inflación subyacente. Estas condiciones son similares a las aplicadas por [Robalo Marques y otros \(2003\)](#) y [Ribba \(2003\)](#).

La información utilizada es de frecuencia mensual y cubre el período de enero 2002 hasta diciembre 2021. Se analizan cuatro indicadores de inflación subyacente publicados por el BCRP: (i) la inflación subyacente por exclusión (Inf CORE), (ii) la inflación sin alimentos y bebidas (Inf SAB), (iii) la inflación sin alimentos y energía (Inf SAE) y (iv) la inflación subyacente sin alimentos y bebidas (Inf CORESAB). Los resultados para el período previo al COVID-19 (enero 2002-febrero 2020) muestran que los indicadores Inf Core, Inf SAE e Inf CORESAB cumplen con los criterios econométricos considerados, además de otros criterios estándar de la literatura. Además, estos resultados son similares si se extiende la muestra y se incluye el período COVID-19 (marzo 2020-diciembre 2021).

Esta investigación contribuye a la literatura que analiza la utilidad de los indicadores de inflación subyacente a nivel internacional ([Hogen y otros, 2015](#); [Kamber y Wong, 2016](#); [Acosta, 2018](#); [Pincheira-Brown y otros, 2019](#); [Lao y Steyn, 2019](#); [da Gama Machado y otros, 2020](#), entre otros) y para Perú ([Valdivia y Vallejos, 2000](#); [Banco Central de Reserva del Perú, 2006](#); [Armas y otros, 2011](#); [Lahura y Vega,](#)

<sup>1</sup> El índice de precios de alimentos de la FAO registró en octubre de 2021 su nivel más alto desde julio de 2011 (133,2 puntos) y una inflación anual de 31,3 %

<sup>2</sup> Otro ejemplo es la inflación de los precios de la energía, la cual está sujeta a la volatilidad del precio internacional del petróleo.

<sup>3</sup> La importancia del seguimiento de los indicadores de inflación subyacente se evidencia a partir de las menciones que reciben en las comunicaciones oficiales de los Bancos Centrales, como lo documentan por ejemplo [Ehrmann y otros \(2018\)](#) para el caso del Banco Central Europeo y la Reserva Federal de Estados Unidos (FED).

2011). Específicamente, este es el primer trabajo que analiza la utilidad de los indicadores de inflación subyacente para Perú usando criterios de exógeneidad débil y fuerte en un contexto de cointegración, de manera similar a [Robalo Marques y otros \(2003\)](#) y [Ribba \(2003\)](#).

El resto del trabajo se organiza de la siguiente manera. En la sección 2 se describe y clasifica a los indicadores de inflación subyacente y se presenta una breve revisión de la literatura. La sección 3 presenta la metodología aplicada. La sección 4 describe los datos utilizados. Los resultados obtenidos se presentan en la sección 5 y la sección 6 resume las conclusiones principales.

## 2. INFLACIÓN SUBYACENTE Y REVISIÓN DE LA LITERATURA

La inflación subyacente se puede definir como la inflación tendencial, la inflación sin componentes volátiles, o la inflación que refleja solo cambios sistemáticos y persistentes en los precios. En la práctica, existen diferentes indicadores de inflación subyacente. Una forma de clasificarlos es según el método utilizado para extraer los componentes volátiles de la inflación o para construir la tendencia: (i) indicadores basados en métodos de exclusión, los cuales excluyen directamente los precios más volátiles del IPC, (ii) indicadores basados en filtros estadísticos (como promedios móviles, filtro HP, filtro de Kalman, entre otros) o modelos econométricos e (iii) indicadores basados en modelos econométricos como aquellos construidos usando modelos de factores ([Giannone y Matheson, 2007](#); [Tekatli, 2010](#); [da Gama Machado y otros, 2020](#)) o modelos VAR estructurales ([Quah y Vahey, 1995](#)). Un indicador de inflación subyacente que muchos Bancos Centrales publican y siguen es la inflación sin alimentos y energía (Inf SAE), la cual extrae del IPC los precios de alimentos y energía al ser considerados los más volátiles dentro de la canasta de consumo. En el caso de Perú, el BCRP publica cuatro indicadores de inflación subyacente basados en métodos de exclusión aplicados al IPC: (i) la inflación del IPC subyacente por exclusión (Inf CORE), (ii) la inflación del IPC sin alimentos y bebidas (Inf SAB), (iii) la inflación del IPC sin alimentos y energía (Inf SAE) y (iv) la inflación del IPC subyacente sin alimentos y bebidas (Inf CORESAB).

Las investigaciones existentes sobre inflación subyacente se centran en: (i) el análisis de la utilidad de los indicadores de inflación subyacente y (ii) la construcción de nuevos indicadores de inflación subyacente<sup>4</sup>. Por un lado, la utilidad de los indicadores de inflación subyacente se analiza tomando en cuenta criterios prácticos y estadísticos/econométricos. Según los criterios prácticos, un indicador de inflación subyacente se considera útil si: (1) su cálculo es sencillo, (2) se interpreta fácilmente, (3) está disponible oportunamente y (4) no está sujeto a revisiones históricas. Desde el punto de vista estadístico/económico, un indicador de inflación subyacente se considera útil si: (1) su trayectoria tendencial o de largo plazo es similar a la trayectoria de la inflación general ([Ribba, 2003](#); [Robalo Marques y otros, 2003](#)), (2) permite predecir a la inflación general ([Cogley, 2002](#); [Lafèche y Armour, 2006](#); [Rich y Steindel, 2007](#); [Baqaee, 2010](#); [Lahura y Vega, 2011](#); [Jiménez Polanco y Ramírez de Leon, 2017](#)) y (3) otros criterios como tener una media similar a la inflación general y una menor volatilidad ([Armas y otros, 2011](#); [Carlomagno y otros, 2021](#)) o que los choques transitorios no afecten a la trayectoria de inflación subyacente ([Lahura y Vega, 2011](#)).

La inflación del IPC sin alimentos y energía es el indicador de inflación subyacente más estudiado en la literatura ([Marques y otros, 2000](#); [Figueiredo, 2001](#); [Robalo Marques y otros, 2003](#); [Ribba, 2003](#); [Lafèche y Armour, 2006](#); [Rich y Steindel, 2007](#); [Baqaee, 2010](#); [Jiménez Polanco y Ramírez de Leon, 2017](#)), pero no hay un consenso sobre su superioridad en comparación a otros indicadores. Por ejemplo,

<sup>4</sup> Para más detalle de criterios de evaluación y creación de indicadores se puede revisar [Silver \(2006\)](#).

Robalo Marques y otros (2003) concluyen que no es un buen indicador de inflación subyacente, a diferencia de la media recortada o a la mediana ponderada. No obstante, Ribba (2003) concluye que tanto la inflación sin alimentos ni energía y la mediana recortada son buenos indicadores de inflación subyacente.

Por otro lado, la literatura reciente sobre construcción de indicadores de inflación subyacente incluye investigaciones que usan métodos de exclusión, filtros y modelos econométricos. Atuk y Utku (2009) construyen un indicador de inflación subyacente para Turquía utilizando métodos de exclusión, reponderación y estimadores de influencia limitada, y concluyen que no existe un indicador de inflación subyacente que logre satisfacer todas las propiedades establecidas en su investigación (insesgadez, baja volatilidad y capacidad predictiva) y que logre capturar todos los choques. Además, mencionan que es necesario utilizar más de un indicador para identificar choques temporales o idiosincráticos que afecten a los precios de la economía. Recientemente, Carlomagno y otros (2021) proponen una metodología de construcción basada en una función de pérdida cuadrática estándar para determinar qué componentes del IPC deben ser excluidos de la inflación subyacente. Al aplicar este enfoque para cinco países latinoamericanos, concluyen que el indicador tradicional que excluye alimentos y energía tiene un bajo desempeño debido a que muestra un sesgo considerable, baja persistencia, alta volatilidad y bajo poder predictivo.

Giannone y Matheson (2007), Tekatli (2010) y da Gama Machado y otros (2020) utilizan modelos de factores para construir nuevos indicadores de inflación subyacente, el primero para Nueva Zelanda y los últimos dos para Turquía. Giannone y Matheson (2007) y da Gama Machado y otros (2020) concluyen que los indicadores construidos con el modelo de factores son relativamente más precisos para estimar la inflación subyacente que otros indicadores convencionales. Por otro lado, Tekatli (2010) concluye que su indicador se desempeña mejor que otros indicadores de exclusión en términos predictivos porque además tiene una relación de corto y largo plazo estadísticamente significativa con la inflación general. Finalmente, Lahura (2004), Baqae (2010) y Lahura y Vega (2011) utilizan funciones *wavelets* para construir indicadores de inflación subyacente. Lahura (2004) es el primer trabajo que aplica funciones *wavelets* para construir un indicador de inflación subyacente para el caso de Perú. Lahura y Vega (2011) siguen esta línea y además encuentran que las medidas subyacentes con *wavelets* (WIMs) son superiores en términos de sus características teóricas de largo plazo y de su capacidad predictiva en el corto plazo (hasta seis meses). Baqae (2010) muestra que el nuevo indicador de inflación subyacente basado en funciones *wavelets* muestra un mejor desempeño que otros indicadores en términos de predicción de la inflación en el mediano plazo.

Para el caso de Perú, existen estudios que analizan la propiedades de diferentes indicadores de inflación subyacente (Valdivia y Vallejos, 2000; Banco Central de Reserva del Perú, 2006; Armas y otros, 2011; Lahura y Vega, 2011; Banco Central de Reserva del Perú, 2019). La presente investigación contribuye a esta literatura al ser el primer trabajo que analiza la utilidad de los indicadores de inflación subyacente publicados por el BCRP usando criterios de exogeneidad débil y fuerte en un contexto de cointegración, de manera similar a Robalo Marques y otros (2003) y Ribba (2003). Además, proporciona una evaluación actualizada de dichos indicadores.

### 3. METODOLOGÍA EMPÍRICA

La metodología aplicada utilizada se basa en el supuesto de que inflación general es un proceso raíz unitaria o  $I(1)$  como en Stock y Watson (1999) y otros trabajos. Si se corrobora empíricamente este

supuesto, entonces la utilidad de un indicador de inflación subyacente dependerá de que cointegre con la inflación general y que sea débil y fuertemente exógeno. Si estas condiciones se cumplen, entonces el indicador de inflación subyacente será un atractor de la inflación general. Es decir, representará la tendencia a la cual revierte la inflación general.

### 3.1. PRUEBAS DE RAÍZ UNITARIA

El primer paso es determinar si la inflación y los indicadores de inflación subyacente son procesos raíz unitaria. De ser el caso, un choque transitorio sobre la inflación puede tener efectos permanentes sobre ella si no existe intervención de las autoridades. Para evaluar la hipótesis de raíz unitaria, utilizamos la prueba eficiente propuesta por Elliott y otros (1996) y denominada prueba Dickey-Fuller con separación de tendencia GLS (DF-GLS). Considere la serie temporal  $y_t$  descrita por un modelo AR(p) con intercepto  $c$  y tendencia lineal temporal  $\beta t$ , es decir:

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + x_t' \gamma + \varepsilon_t \quad (1)$$

donde  $x_t' = c + \beta t$  contiene los posibles componentes determinísticos. La prueba DF-GLS se basa en la estimación de la siguiente ecuación auxiliar:

$$\Delta y_t^d = \alpha y_{t-1}^d + \theta_1 \Delta y_{t-1}^d + \theta_2 \Delta y_{t-2}^d + \dots + \theta_{p-1} \Delta y_{t-p-1}^d + u_t \quad (2)$$

donde  $y^d$  representa a la variable  $y$  luego de extraerle los componentes determinísticos (intercepto y tendencia, de ser el caso) usando el enfoque GLS propuesto por Elliott y otros (1996) y  $\Delta y^d$  representa a la primera diferencia de  $y^d$ . La hipótesis nula de la prueba DF-GLS es que la serie es raíz unitaria, es decir  $\alpha = 0$ . La hipótesis alternativa es que la serie es estacionaria, es decir  $\alpha < 0$ . La hipótesis nula se rechaza al 5 % de significancia si el estadístico  $t$  que permite evaluar la significancia individual de  $y_{t-1}^d$  de la ecuación auxiliar (2),  $t = \hat{\alpha}/s.e.(\hat{\alpha})$ , es menor al valor crítico al 5 % de las tablas indicadas en Elliott y otros (1996). Equivalentemente, se rechaza la hipótesis nula si el p-valor del estadístico  $t$  es menor a 0,05.

De forma complementaria, también se utilizan tres pruebas tradicionales de raíz unitaria: Dickey-Fuller aumentada o ADF (Dickey y Fuller, 1979), Phillip-Perron o PP (Phillips y Perron, 1988) y KPSS (Kwiatkowski y otros, 1992). Solo en el caso de la prueba KPSS, la hipótesis nula es que la serie es estacionaria y la hipótesis alternativa es que la serie es un proceso raíz unitaria.

### 3.2. PRUEBA DE COINTEGRACIÓN

Si dos series son raíz unitaria o integradas de orden 1,  $I(1)$ , entonces existe la posibilidad de que cointegren. Es decir, es posible que compartan una misma tendencia estocástica. En términos económicos, si dos series integradas de orden 1 cointegran, existe una relación de largo plazo entre ellas.

Engle y Granger (1987) formalizan el procedimiento para evaluar si dos series  $y$  y  $y^s$  cointegran. Primero, se evalúa si las series involucradas son raíz unitaria o integradas de orden 1:  $y \sim I(1)$  y  $y^s \sim I(1)$ . Segundo, se estima por mínimos cuadrados ordinarios (OLS) la siguiente regresión entre  $y$  y  $y^s$ :

$$y_t = \beta_1 + y_t^s \beta_2 + u_t \quad (3)$$



y se evalúa si los residuos estimados  $\hat{u}_t$  son estacionarios o integrados de orden 0 a través de la prueba de raíz unitaria ADF. Si los residuos son estacionarios, se dice que las series cointegran. Es decir, existe una relación de largo plazo. En equilibrio (es decir, cuando no existen choques que perturben la relación de largo plazo) se cumple que:

$$y_t - \beta_1 - y_t^s \beta_2 = 0$$

de donde se tiene que el vector de cointegración es  $[1, -\beta_1, -\beta_2]$ .

Una de las limitaciones de la prueba de cointegración de Engle y Granger, relevante para el análisis de este trabajo, es que los resultados dependen de la variable que se ubica a la izquierda de la ecuación (3). Johansen (1988) propone una metodología general basada en la estimación de un modelo de vector autoregresivo o modelo VAR, aumentado con un término que mide las desviaciones de la relación de largo plazo o el error de la relación de cointegración. Matemáticamente, el modelo está descrito por el siguiente vector autorregresivo de orden  $p$ :

$$z_t = A_1 z_{t-1} + A_2 z_{t-2} + \dots + A_p z_{t-p} + \Phi x_t + u_t \quad (4)$$

donde  $z$  es un vector que contiene “ $n$ ” series no estacionarias,  $A_j$  es una matriz ( $n \times n$ ) que contiene coeficientes autorregresivos  $j = 1, 2, \dots, q$ ,  $x_t$  es un vector que contiene componentes determinísticos (intercepto, tendencia o ambos, y otros) y  $u_t$  es el vector de errores ruido blanco. Si las series del vector  $z_t$  son procesos raíz unitaria, entonces es posible re-escribir el modelo 4 en primeras diferencias y en niveles rezagados como:

$$\Delta z_t = \Pi z_{t-1} + \Gamma_1 \Delta z_{t-1} + \dots + \Gamma_q \Delta z_{t-q} + \Phi x_t + \varepsilon_t \quad (5)$$

donde  $q = p - 1$ ,  $\Pi = -(I - \sum_{i=1}^q A_i)$  y  $\Gamma_i = -\sum_{j=i+1}^q A_j$  son matrices ( $n \times n$ ). Si existen  $r$  combinaciones lineales de elementos de  $z_t$  que son estacionarios, entonces se dice que el vector  $z_t$  está cointegrado y que contiene  $r$  vectores de cointegración. En este caso, el modelo VAR descrito por la ecuación (5) se puede escribir como un modelo de corrección de errores vectorial o VECM:

$$\Delta z_t = \alpha \beta' z_{t-1} + \Gamma_1 \Delta z_{t-1} + \dots + \Gamma_q \Delta z_{t-q} + \Phi x_t + \varepsilon_t \quad (6)$$

donde  $\alpha$  y  $\beta$  son dos matrices ( $n \times r$ ) que tienen rango completo por columna. El término  $\beta' z_t$  representa las combinaciones lineales estacionarias de  $z_t$  y cada columna de  $\beta$  se denomina vector de cointegración.

Bajo el supuesto de que  $u_t$  tiene distribución normal, se puede evaluar la existencia de cointegración entre los elementos del vector  $z$  mediante la prueba estadística del rango (*rank test*) propuesta por Johansen (1988). La hipótesis nula de esta prueba es que existen  $r$  vectores de cointegración mientras que la hipótesis alternativa es que existen  $n$  vectores de cointegración, para  $r = 0, 1, 2, \dots, n - 1$ .

### 3.3. PRUEBAS DE EXOGENEIDAD

Si las series cointegran, el siguiente paso es evaluar la exogeneidad débil y fuerte de los indicadores de inflación subyacente. Para esto, consideramos la siguiente relación de largo plazo:

$$y_t = y_t^s \beta_1$$

donde  $y$  representa Inf IPC y  $y^s$  denota los indicadores a ser evaluados (Inf CORE, Inf SAB, Inf SAE e Inf CORESAB). En este caso, el VECM representado por la ecuación (6) es tal que el vector  $z$  contiene solo  $n = 2$  variables,  $z = [y, y^s]$ , por lo que puede escribirse como:

$$\Delta y_t = c_1 + [y_{t-1} - y_{t-1}^s \beta_1] \alpha_y + \sum_{i=1}^{p-1} a_{11}(i) \Delta y_{t-i} + \sum_{i=1}^{p-1} a_{12}(i) \Delta y_{t-i}^s + \varepsilon_t^y \quad (7)$$

$$\Delta y_t^s = c_2 + [y_{t-1} - y_{t-1}^s \beta_1] \alpha_{y^s} + \sum_{i=1}^{p-1} a_{21}(i) \Delta y_{t-i} + \sum_{i=1}^{p-1} a_{22}(i) \Delta y_{t-i}^s + \varepsilon_t^x \quad (8)$$

Se dice que  $y_t^s$  es débilmente exógena para  $\beta_1$  si  $\alpha_{y^s} = 0$ . Si se cumple esta condición se dice que hay una relación causal de largo plazo de  $y_t^s$  hacia  $y_t$ , lo que permite predecir el comportamiento de  $y_t$  un período adelante usando la información de  $y_t^s$ . Este es un caso particular de causalidad en el sentido de Granger de  $y_t^s$  hacia  $y_t$  a través del término de error de cointegración. Por otro lado, si  $y_t^s$  es débilmente exógena y además  $\Delta y_t$  no causa en el sentido de Granger a  $\Delta y_t^s$  (es decir  $a_{21}(1) = a_{21}(2) = \dots = a_{21}(p-1) = 0$ ), entonces se dice que  $y_t^s$  es fuertemente exógena para  $\beta_1$ . Esto implica que  $y_t$  no es un atractor de  $y_t^s$  y que es posible predecir  $y_t$  varios períodos hacia adelante utilizando la ecuación (7).

### 3.4. CRITERIOS DE EVALUACIÓN

Un indicador de inflación subyacente es útil si es un atractor de la inflación general. Es decir, si representa la tendencia a la cual revierte la inflación general. Dado que la inflación es un proceso raíz unitaria, un indicador de inflación subyacente será útil si cumple tres condiciones econométricas. La primera es que la inflación general  $y_t$  y el indicador de inflación subyacente  $y_t^s$  deben cointegrar con vector de cointegración unitario,  $[1, -1]$ . Es decir, debe existir una relación de largo plazo entre  $y_t$  y  $y_t^s$ . Esta condición asegura que el indicador de inflación subyacente posee el mismo comportamiento tendencial que la inflación general.

La segunda condición es que el indicador de inflación subyacente sea débilmente exógeno. Esto significa que cuando la inflación general se desvíe por encima (debajo) de la inflación subyacente,  $y_t$  disminuirá (aumentará) y convergerá hacia  $y_t^s$ , lo cual asegura que  $y_t$  sea un atractor de  $y_t^s$ . Además, esto significa que  $y_t^s$  es un indicador líder de  $y_t$  pues proporciona información sobre el valor futuro de la inflación. Sin embargo, esto no significa que  $y_t^s$  sea el mejor predictor de la inflación. La tercera condición es que la inflación subyacente sea fuertemente exógena. Esto significa que  $y_t$  no es un atractor de  $y_t^s$ . Es decir, la dinámica de la inflación subyacente no responde a la dinámica pasada de la inflación general. Además, es posible predecir la inflación usando la información pasada del indicador de inflación subyacente.

Para evaluar la primera condición, se usan las pruebas de raíz unitaria DF-GLS, ADF, PP y KPSS (para determinar si se cumple supuesto de raíz unitaria) y la prueba de cointegración de Johansen. Además, se aplica la prueba de cointegración de Johansen imponiendo la restricción de que el vector de cointegración es unitario (es decir,  $[1, -1]$ ). Para evaluar la segunda condición, se aplica la prueba de exogeneidad débil asumiendo que el vector de cointegración es unitario. Si no se puede rechazar la hipótesis nula de exogeneidad débil de  $y_t^s$ , entonces el paso final es aplicar la prueba de causalidad en el sentido de Granger a la ecuación (8), imponiendo sobre el VECM que el vector de cointegración es unitario y que la inflación subyacente es débilmente exógena.

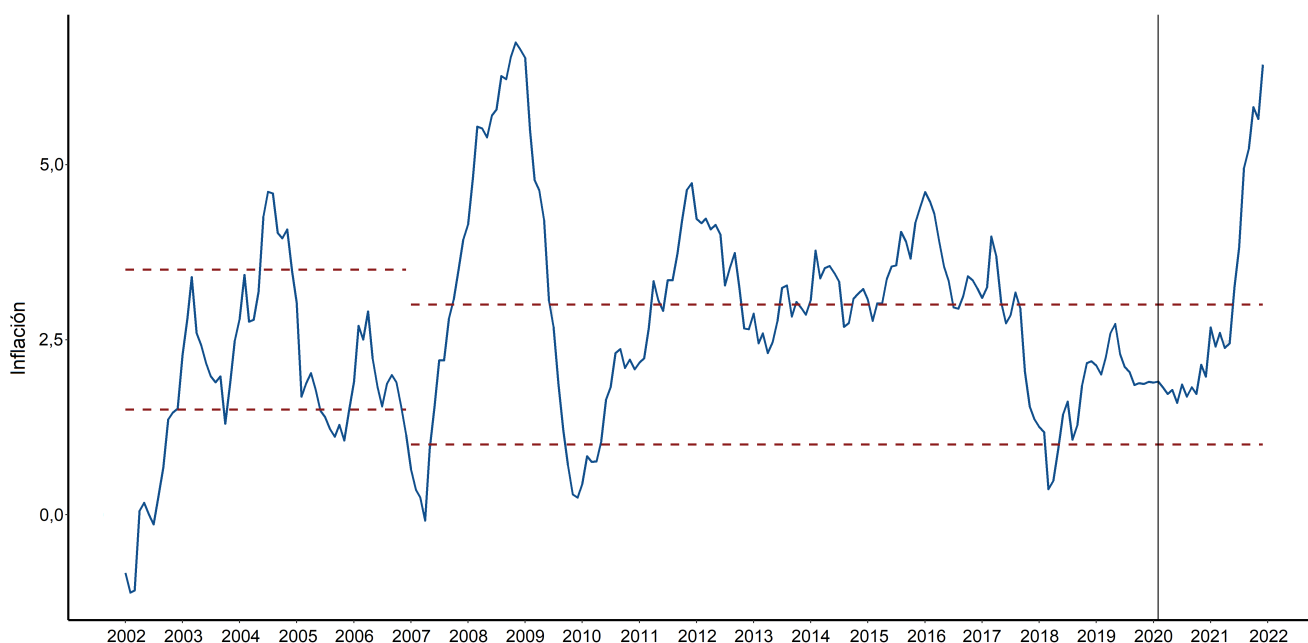
De manera complementaria, también se analizará si los indicadores de inflación subyacente satisfacen los criterios prácticos: (1) cálculo sencillo, (2) interpretación fácil, (3) disponibilidad oportuna y (4) no está sujeto a revisiones históricas.

#### 4. HECHOS ESTILIZADOS Y DATOS

Desde enero de 2002, el BCRP maneja su política monetaria bajo a un régimen denominado Metas Explícitas de Inflación (MEI) en el cual existe una meta de inflación. Bajo este régimen, el Banco Central decide sus acciones comparando la meta de inflación con la proyección que tiene sobre la trayectoria futura de la inflación. Si se predice que la inflación se desviará por encima (debajo) de la meta en el futuro, entonces el Banco Central aplicará una política monetaria contractiva (expansiva) aumentando (disminuyendo) la tasa de interés de política monetaria, denominada tasa de interés de referencia.

La meta de inflación esta definida en términos de un valor numérico para la inflación del IPC (inflación general). Como se observa en el Gráfico 1, desde el inicio del régimen MEI y hasta diciembre del año 2006, la meta de inflación se definió en 2,5 por ciento, con un rango de tolerancia entre 1,5 y 3,5 por ciento. A partir de enero del 2007, la meta se redujo a 2,0 por ciento, con un rango de tolerancia entre 1,0 y 3,0 por ciento.

**GRÁFICO 1.** Inflación del IPC y rango meta: enero 2002 - diciembre 2021.



**Fuente:** BCRP.

También se observa que la inflación general no siempre se ha ubicado dentro del rango meta y que en la mayoría de estos casos la inflación se ha desviado por encima de la meta. Sin embargo, esto no necesariamente implica que el régimen MEI no haya funcionado, pues estos episodios han estado asociados a choques de oferta domésticos e internacionales, ajenos a las acciones del BCRP.

Por ejemplo, en el año 2008 la inflación fue 6,7 por ciento debido principalmente a choques de oferta



internos y externos. Específicamente, como se documenta en [Banco Central de Reserva del Perú \(2008\)](#), el aumento en la inflación se explicó por el mayor crecimiento de los precios de alimentos y bebidas causado por: (i) el incremento de los precios internacionales de alimentos (choque de oferta externo) y (ii) el aumento de los precios domésticos de bienes agrícolas debido a factores climáticos y al mayor precio de fertilizantes (choque de oferta interno). Asimismo, el mayor dinamismo de la demanda interna también fue un factor que impulsó la inflación a través de: (i) mayor demanda de comidas fuera del hogar, (ii) campañas que incentivaron un mayor consumo de papa y (iii) un incremento en la demanda de pollo asociado a mayores ingresos de la población. Un ejemplo más reciente es el aumento de la inflación por encima del rango meta desde junio del 2021. En este caso, la inflación se explica por el aumento histórico del precio internacional de alimentos registrado durante el año 2021, generado principalmente por la reducción de la oferta mundial de alimentos como consecuencia de los problemas logísticos en el comercio internacional (asociados al COVID-19) y a la ocurrencia de desastres climáticos.

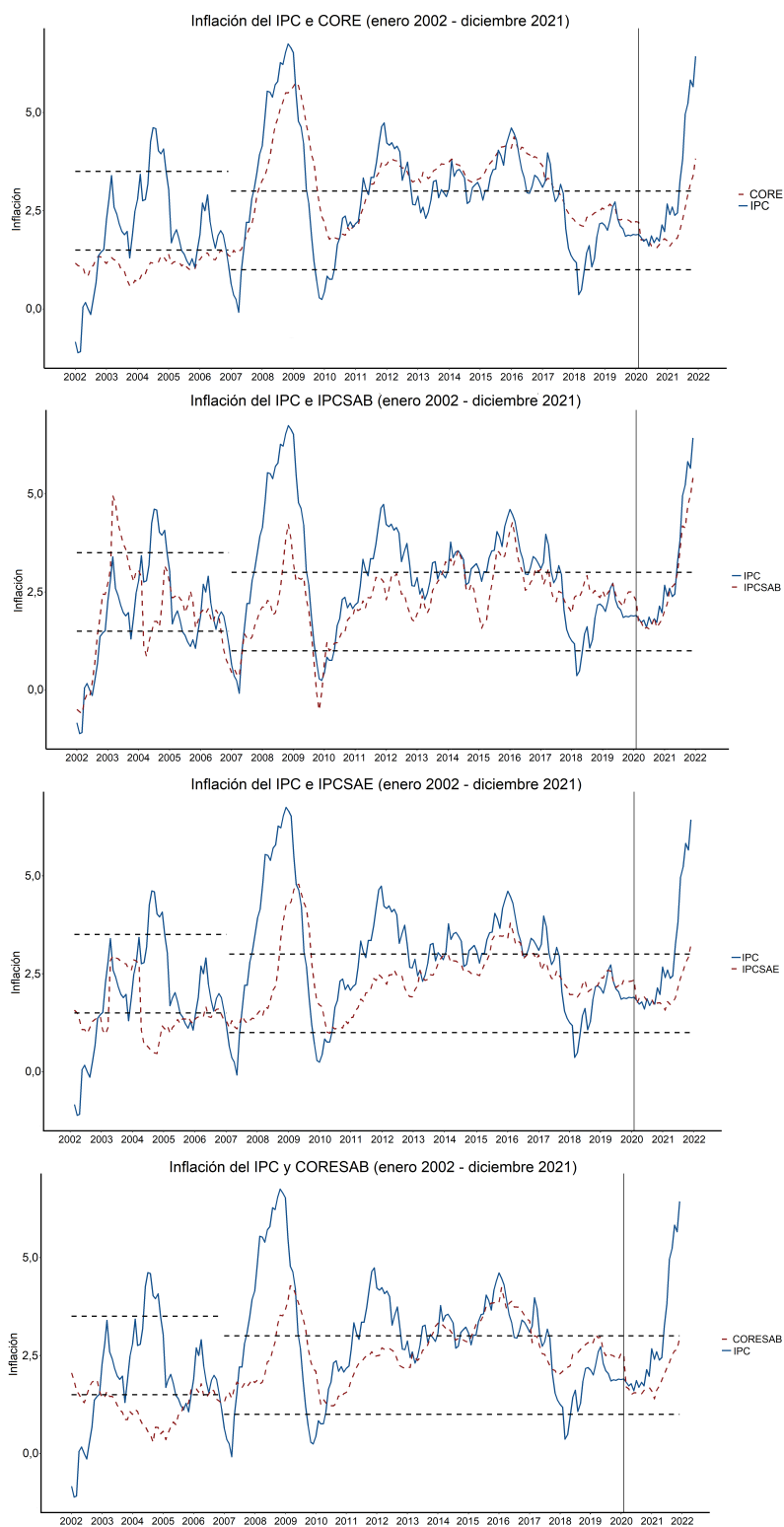
Dado que la inflación del IPC tiene componentes muy volátiles, sujetos a choques de oferta que desvían a la inflación de su rango meta, el BCRP utiliza diferentes indicadores de inflación subyacente que aislan dichos componentes y que permiten identificar la inflación tendencial o sistemática. Específicamente, el BCRP publica cuatro indicadores de inflación subyacente publicados por el BCRP: (i) la inflación del IPC subyacente por exclusión (Inf CORE), (ii) la inflación del IPC sin alimentos y bebidas (Inf SAB), (iii) la inflación del IPC sin alimentos y energía (Inf SAE) y (iv) la inflación del IPC subyacente sin alimentos y bebidas (Inf CORESAB)<sup>5</sup>. Según el cuadro 62 de la Nota Semanal del BCRP, la Inf CORE se obtiene a partir del IPC excluyendo los alimentos que presentan la mayor variabilidad en la variación mensual de sus precios, así como también pan, arroz, fideos, aceites, combustibles, servicios públicos y de transporte.

Para el análisis empírico se utiliza información mensual desde enero 2002 hasta diciembre 2021 para el IPC general, IPCSAB, IPCSAE, CORE y CORESAB. Para cada índice, se construyó la inflación anual definida como  $\pi_t = (X_t/X_{t-12} - 1) \times 100 \%$ , donde  $X$  representa el índice de precios correspondiente. El Gráfico 2 muestra la evolución de los cuatro indicadores de inflación subyacente junto con la inflación general. Se observa que todos los indicadores de inflación siguen la tendencia de la inflación general.

El Cuadro 1 muestra los estadísticos descriptivos de las variables presentadas. Se observa que la inflación CORE es la que registra el valor promedio más cercano al promedio de la inflación general (2,59 y 2,71, respectivamente) y también en términos de la mediana (2,42 y 2,68). Sin embargo, la inflación CORE es la que registra la mayor volatilidad entre los indicadores de inflación subyacente, tanto en términos de la desviación estándar como del rango intercuartil (1,22 y 2,14, respectivamente). En términos de volatilidad, los mejores indicadores serían la inflación del IPC sin alimentos y energía y la del IPC sin alimentos y bebidas, según la desviación estándar y el rango intercuartil, respectivamente.

<sup>5</sup> Esta serie ya no se publica en la Nota Semanal. Sin embargo, está disponible en la base de datos de la página web del BCRP.

**GRÁFICO 2.** Inflación general e indicadores de inflación subyacente: enero 2002 - diciembre 2021



**Fuente:** BCRP.

**CUADRO 1.** Estadísticos descriptivos de las variables.

Variables	N	Promedio	Desv. Est.	RI	Min	Pctl(25)	Med	Pctl(75)	Max
Inf IPC	240	2,71	1,46	1,66	-1,11	1,83	2,68	3,48	6,75
Inf SAB	240	2,29	1,00	1,05	-0,6	1,80	2,35	2,84	5,41
Inf SAE	240	2,15	0,85	1,25	0,47	1,41	2,16	2,66	4,79
Inf CORE	240	2,59	1,22	2,14	0,60	1,45	2,42	3,59	5,77
Inf CORESAB	240	2,22	0,90	1,31	0,28	1,53	2,20	2,83	4,28

**Nota:** el rango intercuartil (RI) se define como Pctl(75) – Pctl(25).

**Fuente:** BCRP.

**CUADRO 2.** Resultados de las pruebas de raíz unitaria.

	ADF	PP	KPSS	DF-GLS
Inf IPC	-2,69	-3,47	0,18	-0,82
Inf SAB	-2,89	-3,88	0,40	-0,68
Inf SAE	-2,38	-2,95	0,58	-1,60
Inf CORE	-1,95	-2,12	0,74	-1,13
Inf CORESAB	-1,50	-2,08	1,06	-1,38
Valores críticos				
1 %	-3,46	-3,46	0,74	-2,58
5 %	-2,88	-2,87	0,46	-1,94
10 %	-2,57	-2,57	0,35	-1,62

**Nota:** la parte superior del cuadro muestra el valor de los estadísticos de cada prueba y para cada indicador de inflación subyacente. La parte inferior del cuadro muestra los valores críticos propuestos por [MacKinnon \(1996\)](#). Los rezagos de la ecuación auxiliar de las pruebas ADF y DF-GLS se eligieron usando el criterio modificado de Akaike.

## 5. RESULTADOS

### 5.1. CRITERIO 1: COINTEGRACIÓN CON VECTOR UNITARIO

Para evaluar si los indicadores de inflación subyacente cumplen el criterio 1, se analizarán los resultados de las pruebas de raíz unitaria y cointegración. El Cuadro 2 muestra los resultados de las pruebas de raíz unitaria ADF, PP, KPSS y DF-GLS, que asumen una constante como único componente determinístico para el período pre COVID-19 (enero 2002-febrero 2020).

Los resultados de las pruebas de raíz unitaria muestran resultados mixtos para los diferentes indicadores de inflación subyacente. Por ejemplo, para el caso de Inf IPC la hipótesis de raíz unitaria se rechaza al 10 por ciento con la prueba ADF y al 1 por ciento con la prueba PP, no se puede rechazar con la prueba DF-GLS y se concluye que la serie es estacionaria con la prueba KPSS (no se rechaza la hipótesis nula de estacionariedad). Sin embargo, para el caso de Inf CORE, todas las pruebas indican que esta serie es raíz unitaria.

Las conclusiones sobre la presencia de raíz unitaria en las series se basan en los resultados de la prueba DF-GLS debido a que esta es más eficiente en comparación a las pruebas ADF, PP y KPSS. Como se observa en la última columna del Cuadro 2, la inflación general y todos los indicadores de inflación subyacente son procesos raíz unitaria o integrados de orden 1, pues no se puede rechazar la hipótesis nula

**CUADRO 3.** Resultados de las pruebas de cointegración multiecuacional de Johansen.

Rezagos	Vec. de Coint	Inf CORE	Inf SAB	Inf SAE	Inf CORESAB
1	r=0	0,00	0,04	0,00	0,00
	r=1	0,54	0,26	0,37	0,67
2	r=0	0,00	0,07	0,00	0,02
	r=1	0,46	0,31	0,38	0,64
3	r=0	0,02	0,05	0,00	0,06
	r=1	0,38	0,37	0,42	0,51
4	r=0	0,01	0,02	0,00	0,03
	r=1	0,45	0,27	0,43	0,48
5	r=0	0,01	0,03	0,00	0,01
	r=1	0,45	0,20	0,41	0,50
6	r=0	0,02	0,01	0,00	0,01
	r=1	0,41	0,21	0,40	0,46
7	r=0	0,08	0,03	0,00	0,01
	r=1	0,39	0,32	0,44	0,49
8	r=0	0,12	0,04	0,01	0,01
	r=1	0,42	0,35	0,45	0,60
9	r=0	0,10	0,01	0,00	0,01
	r=1	0,51	0,31	0,39	0,59
10	r=0	0,13	0,00	0,01	0,01
	r=1	0,60	0,29	0,39	0,62
11	r=0	0,13	0,02	0,08	0,07
	r=1	0,60	0,39	0,43	0,75
12	r=0	0,62	0,48	0,45	0,64
	r=1	0,75	0,69	0,65	0,93

**Nota:** los rezagos óptimos para cada modelo son los siguientes: (i) Inf Core: 2, 3, 4 y 5 rezagos, (ii) Inf SAB: 1, 5 y 9 rezagos, (iii) Inf SAE: 1, 5 y 9 rezagos, y (iv) Inf CORESAB: 1 y 5 rezagos.

para ningún nivel de significancia. Además, estos resultados se mantienen si se extiende la muestra y se incluye el período COVID-19 (marzo 2020- diciembre 2021), como se puede observar en el Cuadro 7 del Anexo A. De esta forma, se cumple la primera condición para evaluar la existencia de cointegración entre la inflación general y algún indicador de inflación subyacente.

En el Cuadro 3 se presentan los resultados obtenidos en la prueba de cointegración de Johansen entre la inflación general y cada uno de los indicadores de inflación subyacente para el período pre pandemia. Para esta prueba estadística, se asume que el vector de cointegración no tiene tendencia determinística ni intercepto. Además, se analizan los resultados para modelos con diferentes números de rezagos, desde 1 hasta 12.

Para el caso de *Inf CORE*, se rechaza al 5 % de significancia la hipótesis nula de que no existe ningún vector de cointegración si se asume que el modelo tiene 1 rezago, resultado que se repite si se consideran 2, 3, 4, 5 o 6. En el caso de *Inf SAB*, se rechaza al 5 % de significancia la hipótesis nula de que no existe ningún vector de cointegración para todos los casos, con excepción de los modelos con 2 y 12 rezagos. Para el indicador *Inf SAE*, se rechaza al 5 % de significancia la hipótesis nula de que no existe ningún vector de cointegración para todos los modelos con rezagos menores a 11. El indicador *Inf CORESAB* cointegra con la inflación general para cualquier número de rezagos excepto 3, 11 y 12 rezagos.

El Cuadro 4 muestra los resultados de la prueba de cointegración de Johansen imponiendo la restricción de que el vector de cointegración es unitario, asumiendo desde 1 hasta 12 rezagos. Para los casos de Inf CORE e Inf CORESAB, no se puede rechazar la hipótesis nula para ningún rezago. En el caso de Inf SAB solo se rechaza para el modelo con 10 rezagos, mientras que para Inf SAE se rechaza para todos los modelos excepto con 11 y 12 rezagos. En resumen, los indicadores Inf CORE e Inf CORESAB satisfacen la condición 1 para cualquier número de rezagos. Inf SAB también la satisface para todos los rezagos excepto el 10, mientras que Inf SAE solo satisface la condición 1 para los modelos con 11 y 12 rezagos. Como se observa en los Cuadros 8 y 9 de los Anexos B y C, respectivamente, estos resultados se mantienen si se extiende la muestra y se incluye el período de COVID-19 (marzo 2020-diciembre 2021).

## 5.2. CRITERIO 2: EXOGENEIDAD DÉBIL

El segundo criterio establece que la inflación subyacente debe ser débilmente exógena. Para aplicar la prueba estadística de exogeneidad débil, se impone la restricción de que las series cointegran con vector unitario. Los resultados de la prueba de exogeneidad se muestran en el Cuadro 5.

En todos los casos, la hipótesis nula es que el indicador de inflación subyacente analizado es débilmente exógeno, condicional a que las series cointegran con un vector de cointegración unitario. Para los casos de Inf CORE, Inf SAB e Inf CORESAB, solo se rechaza la hipótesis nula al 5 % de significancia para un solo modelo (con 1, 10 y 1 rezago, respectivamente, los cuales tampoco son los rezagos óptimos), lo que indica que los tres indicadores satisfacen de forma robusta el criterio 2. Por su parte, el indicador Inf SAE no cumple con la exogeneidad débil pues esta se rechaza para todos los modelos con excepción de aquellos con 11 y 12 rezagos (que tampoco son los rezagos óptimos). En otras palabras, si solo se consideran los modelos con rezagos óptimos, los indicadores Core, SAB y Core SAB cumplen con los criterios de exogeneidad débil (con excepción del modelo con 1 rezago para Core SAB). Como se observa en el Cuadro 10 del Anexo D, estos resultados se mantienen si se extiende la muestra y se incluye el período COVID-19 (marzo 2020-diciembre 2021)<sup>6</sup>.

<sup>6</sup> Si la estimación se realiza con datos hasta diciembre 2013, los resultados de la prueba de exogeneidad débil también se mantienen. En el caso del indicador Core, la única excepción es el modelo con 4 rezagos.

**CUADRO 4.** Resultados de las pruebas de cointegración multiecuacional de Johansen con restricciones: Vector de cointegración unitario.

Rezagos	Prueba LR	Inf CORE	Inf SAB	Inf SAE	Inf CORESAB
1	Chi-2	0,58	2,39	3,94	1,03
	Prob.	0,45	0,12	0,05	0,31
2	Chi-2	0,58	1,71	3,90	0,77
	Prob.	0,45	0,19	0,05	0,38
3	Chi-2	0,96	2,11	3,93	0,63
	Prob.	0,33	0,15	0,05	0,43
4	Chi-2	1,35	2,16	5,64	0,71
	Prob.	0,24	0,14	0,02	0,40
5	Chi-2	1,11	1,10	4,21	0,94
	Prob.	0,29	0,29	0,04	0,33
6	Chi-2	0,71	1,76	4,82	1,21
	Prob.	0,40	0,18	0,03	0,27
7	Chi-2	0,40	2,26	5,56	1,59
	Prob.	0,53	0,13	0,02	0,21
8	Chi-2	0,06	2,22	5,19	2,25
	Prob.	0,80	0,14	0,02	0,13
9	Chi-2	0,09	3,29	5,79	1,84
	Prob.	0,77	0,07	0,02	0,18
10	Chi-2	0,12	5,00	5,62	2,38
	Prob.	0,73	0,03	0,02	0,12
11	Chi-2	0,18	3,37	2,79	1,32
	Prob.	0,67	0,07	0,09	0,25
12	Chi-2	0,20	1,28	1,24	0,29
	Prob.	0,66	0,26	0,27	0,59

**Nota:** los rezagos óptimos para cada modelo son los siguientes: (i) Inf Core: 2, 3, 4 y 5 rezagos, (ii) Inf SAB: 1, 5 y 9 rezagos, (iii) Inf SAE: 1, 5 y 9 rezagos, y (iv) Inf CORESAB: 1 y 5 rezagos.



**CUADRO 5.** Resultados de las pruebas de exogeneidad débil.

Rezagos	Prueba LR	Inf CORE	Inf SAB	Inf SAE	Inf CORESAB
1	Chi-2	6,81	4,20	16,09	7,70
	Prob.	0,03	0,12	0,00	0,02
2	Chi-2	1,77	3,14	14,11	4,79
	Prob.	0,41	0,21	0,00	0,09
3	Chi-2	1,10	3,37	13,39	3,41
	Prob.	0,58	0,19	0,00	0,18
4	Chi-2	1,39	3,47	14,66	2,07
	Prob.	0,50	0,18	0,00	0,35
5	Chi-2	1,18	1,13	8,34	1,88
	Prob.	0,56	0,57	0,02	0,39
6	Chi-2	0,73	2,07	8,08	1,81
	Prob.	0,69	0,36	0,02	0,40
7	Chi-2	0,53	2,49	9,55	3,36
	Prob.	0,77	0,29	0,01	0,19
8	Chi-2	0,91	2,58	8,85	5,41
	Prob.	0,63	0,28	0,01	0,07
9	Chi-2	0,75	3,68	8,66	3,96
	Prob.	0,69	0,16	0,01	0,14
10	Chi-2	0,53	6,19	8,16	4,97
	Prob.	0,77	0,05	0,02	0,08
11	Chi-2	0,46	3,65	3,88	2,13
	Prob.	0,80	0,16	0,14	0,35
12	Chi-2	1,10	1,32	3,59	1,45
	Prob.	0,58	0,52	0,17	0,48

**Nota:** los rezagos óptimos para cada modelo son los siguientes: (i) Inf Core: 2, 3, 4 y 5 rezagos, (ii) Inf SAB: 1, 5 y 9 rezagos, (iii) Inf SAE: 1, 5 y 9 rezagos, y (iv) Inf CORESAB: 1 y 5 rezagos.

### 5.3. CRITERIO 3: EXOGENEIDAD FUERTE

El Cuadro 6 muestra los resultados de las pruebas de exogeneidad fuerte, condicional a la existencia de cointegración con vector unitario y exogeneidad débil del indicador de inflación subyacente. Se observa que solo en el caso de Inf CORESAB la hipótesis nula de exogeneidad fuerte no se rechaza para ningún modelo, mientras que para Inf CORE se rechaza solo en dos casos al 5 y 10 por ciento (4 y 5 rezagos, respectivamente) y para Inf SAE en tres casos (5, 6 y 7 rezagos) pero solo al 10 por ciento. Finalmente, para el caso de Inf SAB se encuentra evidencia de exogeneidad fuerte condicional solo para cinco modelos (1, 2, 3, 4 y 12 rezagos). En otras palabras, los indicadores Core, SAB y Core SAB son fuertemente exógenos si se consideran los modelos con rezagos óptimos. En particular, el indicador Core es fuertemente exógeno para un número mayor de modelos (con rezagos 2, 3 y 5). Nuevamente, estos resultados se mantienen si se extiende la muestra y se incluye el período COVID-19 (marzo 2020-diciembre 2021) como se puede observar en el Cuadro 11 del Anexo E<sup>7</sup>.

<sup>7</sup> Si la estimación se realiza con datos hasta diciembre 2013, los resultados de la prueba de exogeneidad fuerte también se mantienen. En el caso del indicador Core, la única excepción es el modelo con 5 rezagos.

**CUADRO 6.** Resultados de las pruebas de exogeneidad fuerte.

Rezagos	Prueba LR	Inf CORE	Inf SAB	Inf SAE	Inf CORESAB
1	Chi-2	1,06	0,26	0,07	1,90
	Prob.	0,30	0,61	0,80	0,17
2	Chi-2	3,50	0,30	0,15	2,57
	Prob.	0,17	0,86	0,93	0,28
3	Chi-2	4,91	0,42	0,13	2,59
	Prob.	0,18	0,94	0,99	0,46
4	Chi-2	9,69	0,47	0,31	4,32
	Prob.	0,05	0,98	0,99	0,36
5	Chi-2	9,29	18,74	10,78	4,98
	Prob.	0,10	0,00	0,06	0,42
6	Chi-2	8,40	22,20	11,66	7,00
	Prob.	0,21	0,00	0,07	0,32
7	Chi-2	11,53	23,93	12,09	8,14
	Prob.	0,12	0,00	0,10	0,32
8	Chi-2	12,61	20,93	11,95	9,88
	Prob.	0,13	0,01	0,15	0,27
9	Chi-2	12,98	20,28	12,82	10,88
	Prob.	0,16	0,02	0,17	0,28
10	Chi-2	13,51	23,50	12,80	11,31
	Prob.	0,20	0,01	0,24	0,33
11	Chi-2	12,67	27,74	17,22	14,44
	Prob.	0,32	0,00	0,10	0,21
12	Chi-2	13,83	17,98	14,87	13,03
	Prob.	0,31	0,12	0,25	0,37

**Nota:** los rezagos óptimos para cada modelo son los siguientes: (i) Inf Core: 2, 3, 4 y 5 rezagos, (ii) Inf SAB: 1, 5 y 9 rezagos, (iii) Inf SAE: 1, 5 y 9 rezagos, y (iv) Inf CORESAB: 1 y 5 rezagos.

En resumen, los resultados indican que Inf CORE, Inf SAB e Inf CORESAB son los mejores indicadores de inflación subyacente. Es decir, son atractores de la inflación general. Además, si se consideran los criterios prácticos, es inmediato verificar que los cuatro indicadores de inflación subyacente publicados por el BCRP cumplen con todos los criterios considerados: facilidad de cálculo, interpretación simple, disponibilidad oportuna y no están sujetas a revisiones históricas.

Es importante resaltar que este trabajo solo analiza los indicadores de inflación subyacente cuya serie histórica es publicada por el BCRP. Sin embargo, el BCRP también calcula y analiza otros indicadores de inflación tendencial que no se publican, como por ejemplo la media acotada, el percentil 63, kernel y la inflación reponderada<sup>8</sup>. Recientemente, el [Banco Central de Reserva del Perú \(2019\)](#) evaluó estos indicadores en conjunto con Inf SAE e Inf CORE, usando una metodología diferente a la que usamos en este trabajo. Específicamente, el [Banco Central de Reserva del Perú \(2019\)](#) considera que un indicador de inflación tendencial es bueno si: (i) se aproxima a la inflación observada en el largo plazo (comparando

<sup>8</sup> Según el [Banco Central de Reserva del Perú \(2019\)](#), estos indicadores se definen de la siguiente manera. (i) media acotada: promedio ponderado de las variaciones porcentuales de precios ubicadas entre los percentiles 34 y 84. (ii) Percentil 63: variación porcentual del rubro ubicado en el percentil 63. (iii) Kernel: IPC construido como promedio móvil ponderado. (iv) Reponderada: reduce el peso de los rubros con mayor volatilidad, dividiendo las ponderaciones originales de cada rubro entre la desviación estándar de sus variaciones porcentuales mensuales.

la variación porcentual acumulada de la inflación observada y del indicador de inflación subyacente) y (ii) es un buen predictor de la inflación un período adelante (usando la raíz cuadrada del error de predicción cuadrático medio). El [Banco Central de Reserva del Perú \(2019\)](#) encuentra que la inflación reponderada es la que más se aproxima al comportamiento de la inflación observada en el largo plazo, en comparación a Inf Core e Inf SAE (aunque la diferencia es pequeña). Además, se reporta que la media acotada es la que tiene mayor capacidad de predicción, superando a Inf Core e Inf SAE (solo se reporta un ranking cualitativo).

Los resultados de la evaluación hecha por el [Banco Central de Reserva del Perú \(2019\)](#) no son directamente comparables con los obtenidos en este trabajo pues los criterios y metodología utilizados no son iguales. En nuestro trabajo solo se evalúa si un indicador de inflación subyacente es un atractor de la inflación observada. Es decir, si el indicador representa la tendencia hacia la cual revierte la inflación observada. Pero esta tendencia se determina a través de un análisis de cointegración. Además, no utilizamos como criterio que el indicador de inflación subyacente sea un “predictor óptimo” de la inflación observada. La razón está en que es difícil que una serie de inflación que excluye algunos componentes pueda predecir adecuadamente la inflación total. Sin embargo, la metodología que empleamos permite determinar si los indicadores de inflación subyacente analizados son indicadores líderes de la inflación observada, es decir si anticipan cambios en la inflación.

## 6. CONCLUSIONES

El objetivo de esta investigación fue evaluar la utilidad de los indicadores de inflación subyacente que publica el BCRP. El principal criterio fue que el indicador de inflación subyacente sea un atractor de la inflación general. Es decir, que la inflación subyacente represente la tendencia hacia la cual revierte la inflación general. Dado el comportamiento no estacionario de la serie de inflación, la hipótesis implica tres condiciones: (a) la inflación general y la inflación subyacente cointegran con un vector de cointegración unitario  $[1, -1]$ , (b) la inflación subyacente es débilmente exógena y (c) la inflación subyacente es fuertemente exógena. Los resultados indican que la inflación subyacente por exclusión (Inf CORE), la inflación sin alimentos y bebidas (Inf SAB) y la inflación subyacente sin alimentos y bebidas (Inf CORESAB) son los mejores indicadores de inflación subyacente según los criterios analizados. A partir de los resultados obtenidos, la recomendación natural sería asignar un peso relativo más importante a Inf Core, Inf SAB e Inf CORESAB que al indicador Inf SAE en el análisis de la inflación subyacente. Además, consideramos que es importante continuar investigando para identificar nuevas medidas que superen a las actuales.

**REFERENCIAS**

- Acosta, M. A. (2018). Machine learning core inflation. *Economics Letters*, 169(C):47–50.
- Armas, A., Vallejos, L., y Vega, M. (2011). Indicadores tendenciales de inflación y su relevancia como variables indicativas de política monetaria. *Revista Estudios Económicos*, (20):27–56.
- Atuk, O. y Utku, M. (2009). Design and Evaluation of Core Inflation Measures for Turkey. Technical report.
- Banco Central de Reserva del Perú (2006). Evaluación de indicadores de inflación subyacente. Nota de estudio del BCRP No. 11-2006.
- Banco Central de Reserva del Perú (2008). *Memoria Anual 2008*.
- Banco Central de Reserva del Perú (2019). *Memoria Anual 2019*.
- Baqae, D. (2010). Using wavelets to measure core inflation: The case of New Zealand. *The North American Journal of Economics and Finance*, 21(3):241–255.
- Carlomagno, G., Fornero, J., y Sansone, A. (2021). Toward a general framework for constructing and evaluating core inflation measures. Working Papers Central Bank of Chile 913, Central Bank of Chile.
- Cogley, T. (2002). A Simple Adaptive Measure of Core Inflation. *Journal of Money, Credit and Banking*, 34(1):94–113.
- da Gama Machado, V., Nadal, R., y Kawaoka, F. R. R. (2020). A Data-Rich Measure of Underlying Inflation for Brazil. Working Papers Series 516, Central Bank of Brazil, Research Department.
- Dickey, D. y Fuller, W. (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With Unit a Root. *Journal of the American American Statistical Association*, 74:427–431.
- Ehrmann, M., Ferrucci, G., Lenza, M., y O'Brien, D. (2018). Measures of underlying inflation for the euro area. *Economic Bulletin Articles*, 4.
- Elliott, G., Rothenberg, T. J., y Stock, J. H. (1996). Efficient Tests for an Autoregressive Unit Root. *Econometrica*, 64(4):813–836.
- Engle, R. F. y Granger, C. W. J. (1987). Co-integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing. *Econometrica*, 55(2):251–276.
- Figueiredo, F. M. R. (2001). Evaluating Core Inflation Measures for Brazil. Working Papers Series 14, Central Bank of Brazil, Research Department.
- Giannone, D. y Matheson, T. D. (2007). A New Core Inflation Indicator for New Zealand. *International Journal of Central Banking*, 3(4):145–180.
- Hogen, Y., Kawamoto, T., y Nakahama, M. (2015). Core Inflation and the Business Cycle. Bank of Japan Review Series 15-E-6, Bank of Japan.
- Jiménez Polanco, M. A. y Ramírez de Leon, F. A. (2017). Inflación Subyacente en la República Dominicana: Medición y Evaluación [Core Inflation in the Dominican Republic: Measurement and Evaluation]. MPRA Paper 84596, University Library of Munich, Germany.

- Johansen, S. (1988). Statistical analysis of cointegration vectors. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12(2-3):231–254.
- Kamber, G. y Wong, B. (2016). Testing an Interpretation of Core Inflation Measures in New Zealand. Reserve Bank of New Zealand Analytical Notes series AN2016/06, Reserve Bank of New Zealand.
- Kwiatkowski, D., Phillips, P. C. B., Schmidt, P., y Shin, Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root : How sure are we that economic time series have a unit root? *Journal of Econometrics*, 54(1-3):159–178.
- Lafèche, T. y Armour, J. (2006). Evaluating Measures of Core Inflation. *Bank of Canada Review*, 2006(Summer):19–29.
- Lahura, E. y Vega, M. (2011). Evaluation of Wavelet-based Core Inflation Measures: Evidence from Peru. Technical report.
- Lahura, E. W. (2004). La relación dinero-producto, brecha del producto e inflación subyacente: algunas aplicaciones de las funciones Wavelets. *Revista Estudios Económicos*, (11).
- Lao, H. y Steyn, C. (2019). A Comprehensive Evaluation of Measures of Core Inflation in Canada: An Update. Discussion Papers 2019-9, Bank of Canada.
- MacKinnon, J. G. (1996). Numerical Distribution Functions for Unit Root and Cointegration Tests. *Journal of Applied Econometrics*, 11(6):601–618.
- Marques, C. R., Neves, P. D., y da Silva, A. G. (2000). Why Should Central Banks Avoid the Use of the Underlying Inflation Indicator? Technical report.
- Phillips, P. C. B. y Perron, P. (1988). Testing for a Unit Root in Time Series Regression. *Biometrika*, 75:335–346.
- Pincheira-Brown, P., Selaive, J., y Nolazco, J. L. (2019). Forecasting inflation in Latin America with core measures. *International Journal of Forecasting*, 35(3):1060–1071.
- Quah, D. y Vahey, S. P. (1995). Measuring Core Inflation? *Economic Journal*, 105(432):1130–1144.
- Ribba, A. (2003). Permanent-transitory decompositions and traditional measures of core inflation. *Economics Letters*, 81(1):109–116.
- Rich, R. W. y Steindel, C. (2007). A comparison of measures of core inflation. *Economic Policy Review*, 13(Dec):19–38.
- Robalo Marques, C., Duarte Neves, P., y Morais Sarmiento, L. (2003). Evaluating core inflation indicators. *Economic Modelling*, 20(4):765–775.
- Silver, M. (2006). Core Inflation Measures and Statistical Issues in Choosing Among Them. IMF Working Papers 2006/097, International Monetary Fund.
- Stock, J. H. y Watson, M. W. (1999). Forecasting inflation. *Journal of Monetary Economics*, 44(2):293–335.
- Tekatli, N. (2010). A New Core Inflation Indicator for Turkey. *Central Bank Review*, 10(2):9–21.
- Valdivia, L. y Vallejos, L. (2000). Inflación subyacente en el Perú. *Revista Estudios Económicos*, (6).

## ANEXOS

## A. PRUEBAS DE RAÍZ UNITARIA INCLUYENDO EL PERÍODO COVID-19

CUADRO 7. Resultados de las pruebas de raíz unitaria (2002m2 - 2021m12)

	ADF	PP	KPSS	DF-GLS
Inf IPC	-2,61	-3,43	0,16	-0,45
Inf SAB	-2,91	-3,79	0,36	-0,41
Inf SAE	-2,53	-3,09	0,46	-1,69
Inf Core	-1,99	-2,22	0,57	-0,89
Inf Core SAB	-1,77	-2,24	0,82	-1,68
Valores críticos				
1 %	-3,46	-3,46	0,74	-2,58
5 %	-2,88	-2,87	0,46	-1,94
10 %	-2,57	-2,57	0,35	-1,62

**Nota:** la parte superior del cuadro muestra el valor de los estadísticos de cada prueba y para cada indicador de inflación subyacente. La parte inferior del cuadro muestra los valores críticos propuestos por [MacKinnon \(1996\)](#). Los rezagos de la ecuación auxiliar de las pruebas ADF y DF-GLS se eligieron usando el criterio modificado de Akaike.

Según los resultados de la prueba eficiente DF-GLS reportados en el Cuadro 7, se concluye que la inflación general y todos los indicadores de inflación subyacente son procesos raíz unitaria al nivel de significancia del 5 %. Así, los resultados de la prueba de raíz unitaria no se han visto alterados por la inclusión de la etapa COVID.



## B. COINTEGRACIÓN MULTIECUACIONAL DE JOHANSEN INCLUYENDO EL PERÍODO COVID-19

**CUADRO 8.** Resultados de las pruebas de cointegración multiecuacional de Johansen (2002m2 - 2021m12)

Rezagos	Vec. de Coint	Inf CORE	Inf SAB	Inf SAE	Inf CORESAB
1	r=0	0,00	0,04	0,00	0,00
	r=1	0,69	0,48	0,57	0,82
2	r=0	0,00	0,05	0,00	0,01
	r=1	0,59	0,53	0,58	0,78
3	r=0	0,03	0,03	0,00	0,03
	r=1	0,47	0,60	0,62	0,65
4	r=0	0,04	0,01	0,00	0,02
	r=1	0,51	0,47	0,62	0,60
5	r=0	0,02	0,03	0,00	0,00
	r=1	0,52	0,34	0,56	0,59
6	r=0	0,05	0,01	0,00	0,00
	r=1	0,51	0,37	0,55	0,54
7	r=0	0,12	0,02	0,00	0,01
	r=1	0,55	0,49	0,60	0,61
8	r=0	0,15	0,03	0,00	0,01
	r=1	0,68	0,55	0,64	0,72
9	r=0	0,12	0,01	0,00	0,01
	r=1	0,70	0,47	0,53	0,66
10	r=0	0,16	0,00	0,00	0,00
	r=1	0,77	0,50	0,55	0,70
11	r=0	0,17	0,01	0,04	0,03
	r=1	0,75	0,58	0,56	0,74
12	r=0	0,63	0,38	0,31	0,43
	r=1	0,99	0,92	0,90	0,99

**Nota:** los rezagos óptimos para cada modelo son los siguientes: (i) Inf Core: 2, 3 y 4 rezagos, (ii) Inf SAB: 1, 5 y 9 rezagos, (iii) Inf SAE: 1, 5 y 9 rezagos, y (iv) Inf CORESAB: 1 y 5 rezagos.

Incluyendo el período COVID, la cantidad de rezagos óptimos se reduce a 3 para Inf Core (excluyendo la cointegración con 5 rezagos), mientras que los demás indicadores mantienen el mismo número de rezagos óptimos. El Cuadro 8 muestra los resultados de la prueba de cointegración de Johansen para el nuevo período. En el caso de Inf CORE, se rechaza la hipótesis nula de que no existe ningún vector de cointegración para 2, 3 y 4 rezagos, manteniendo los mismos resultados que la estimación hasta febrero del 2020. Para Inf SAB e Inf SAE, se rechaza la hipótesis nula de que no existe ningún vector de cointegración con 1, 5 y 9 rezagos para ambos indicadores, mismos resultados obtenidos sin incluir la etapa COVID. Por el lado de Inf CORESAB, los resultados son los mismos que las estimaciones sin etapa COVID, rechazando la hipótesis nula de que no existe ningún vector de cointegración para 1 y 5 rezagos. Por lo tanto, la etapa COVID no ha alterado los resultados de las pruebas de cointegración de Johansen.

### C. COINTEGRACIÓN MULTIECUACIONAL DE JOHANSEN CON RESTRICCIONES (VECTOR UNITARIO) INCLUYENDO EL PERÍODO COVID-19

**CUADRO 9.** Resultados de las pruebas de cointegración multiecuacional de Johansen con restricciones (2002m2 - 2021m12)

Rezagos	Prueba LR	Inf CORE	Inf SAB	Inf SAE	Inf CORESAB
1	Chi-2	0,19	3,06	5,26	2,02
	Prob.	0,66	0,08	0,02	0,16
2	Chi-2	0,14	2,40	5,26	1,76
	Prob.	0,71	0,12	0,02	0,18
3	Chi-2	0,24	2,92	5,27	1,46
	Prob.	0,62	0,09	0,02	0,23
4	Chi-2	0,34	3,08	7,23	1,67
	Prob.	0,56	0,08	0,01	0,20
5	Chi-2	0,25	2,01	5,92	2,02
	Prob.	0,62	0,16	0,01	0,16
6	Chi-2	0,07	2,64	6,49	2,42
	Prob.	0,79	0,10	0,01	0,12
7	Chi-2	0,01	3,27	7,40	2,80
	Prob.	0,91	0,07	0,01	0,09
8	Chi-2	0,03	3,29	6,96	3,58
	Prob.	0,86	0,07	0,01	0,06
9	Chi-2	0,01	4,23	7,59	3,18
	Prob.	0,90	0,04	0,01	0,07
10	Chi-2	0,01	6,15	7,84	4,03
	Prob.	0,91	0,01	0,01	0,04
11	Chi-2	0,01	4,69	4,76	2,93
	Prob.	0,94	0,03	0,03	0,09
12	Chi-2	0,00	2,23	2,61	1,39
	Prob.	0,97	0,14	0,11	0,24

**Nota:** los rezagos óptimos para cada modelo son los siguientes: (i) Inf Core: 2, 3 y 4 rezagos, (ii) Inf SAB: 1, 5 y 9 rezagos, (iii) Inf SAE: 1, 5 y 9 rezagos, y (iv) Inf CORESAB: 1 y 5 rezagos.

El Cuadro 9 reporta los resultados de la prueba de cointegración de Johansen con restricciones para el período enero 2002 - diciembre 2021. Para Inf CORE, no se puede rechazar la hipótesis nula de que cointegran con vector de cointegración unitario para 2, 3 y 4 rezagos. En el caso de Inf SAB, no se puede rechazar la hipótesis nula para 1 y 5 rezagos al nivel de significancia del 5 %. No obstante, sí se rechaza la hipótesis nula para 9 rezagos al mismo nivel de significancia, caso contrario a lo obtenido para las estimaciones sin la etapa COVID. Para el indicador Inf SAE, se rechaza la hipótesis nula para 1, 5 y 9 rezagos. Es decir, se obtienen los mismos resultados que en las estimaciones hasta febrero 2020. Por el lado de Inf CORESAB, no se puede rechazar la hipótesis nula para 1 y 5 rezagos, por lo que nos resultados no varían.

En resumen, la inclusión del período COVID solo ha alterado los resultados de la prueba de cointegración de Johansen con restricciones para el vector de cointegración con 9 rezagos del indicador Inf SAB.

**D. EXOGENEIDAD DÉBIL INCLUYENDO EL PERÍODO COVID-19****CUADRO 10.** Resultados de las pruebas de exogeneidad débil (2002m2 - 2021m12)

Rezagos	Prueba LR	Inf CORE	Inf SAB	Inf SAE	Inf CORESAB
1	Chi-2	8,91	5,10	19,57	10,74
	Prob.	0,01	0,08	0,00	0,00
2	Chi-2	2,63	3,95	16,96	7,34
	Prob.	0,27	0,14	0,00	0,03
3	Chi-2	1,02	4,50	16,58	5,76
	Prob.	0,60	0,11	0,00	0,06
4	Chi-2	0,43	4,64	17,68	4,13
	Prob.	0,81	0,10	0,00	0,13
5	Chi-2	0,31	2,13	11,31	3,95
	Prob.	0,86	0,34	0,00	0,14
6	Chi-2	0,17	3,03	10,59	3,73
	Prob.	0,92	0,22	0,01	0,15
7	Chi-2	0,68	3,67	12,38	5,50
	Prob.	0,71	0,16	0,00	0,06
8	Chi-2	1,86	3,75	11,35	7,57
	Prob.	0,39	0,15	0,00	0,02
9	Chi-2	1,27	4,73	11,03	5,84
	Prob.	0,53	0,09	0,00	0,05
10	Chi-2	0,97	7,53	11,02	7,41
	Prob.	0,62	0,02	0,00	0,02
11	Chi-2	0,87	5,21	6,34	4,64
	Prob.	0,65	0,07	0,04	0,10
12	Chi-2	1,86	2,34	5,56	3,38
	Prob.	0,39	0,31	0,06	0,18

**Nota:** los rezagos óptimos para cada modelo son los siguientes: (i) Inf Core: 2, 3 y 4 rezagos, (ii) Inf SAB: 1, 5 y 9 rezagos, (iii) Inf SAE: 1, 5 y 9 rezagos, y (iv) Inf CORESAB: 1 y 5 rezagos.

El Cuadro 10 muestra los resultados de las pruebas de exogeneidad débil con la etapa COVID. En el caso de Inf CORE, no se puede rechazar la hipótesis nula de que el indicador es débilmente exógeno, condicional a que las series cointegran con un vector unitario de cointegración para 2, 3 y 4 rezagos, indicando que los resultados no han variado con respecto a la etapa sin COVID. Por el lado de Inf SAB, no se puede rechazar la hipótesis nula al nivel de significancia del 5 % para los rezagos 1, 5 y 9, obteniendo los mismos resultados que en la etapa sin COVID. Para el indicador Inf SAE, se rechaza la hipótesis nula para los rezagos 1, 5 y 9, manteniendo los mismos resultados que en las estimaciones hasta febrero 2020. Con respecto a Inf CORESAB, se rechaza la hipótesis nula para 1 rezago al nivel de confianza de 5 % y no se rechaza la hipótesis nula para 5 rezagos. Estos resultados coinciden con los obtenidos en las estimaciones sin la etapa COVID. Por lo tanto, la etapa COVID no ha alterado los resultados obtenidos en las pruebas de exogeneidad débil hasta febrero 2020.

## E. EXOGENEIDAD FUERTE INCLUYENDO EL PERÍODO COVID-19

**CUADRO 11.** Resultados de las pruebas de exogeneidad fuerte (2002m2 - 2021m12)

Rezagos	Prueba LR	Inf CORE	Inf SAB	Inf SAE	Inf CORESAB
1	Chi-2	1,66	0,32	0,05	1,53
	Prob.	0,20	0,57	0,83	0,22
2	Chi-2	4,27	0,52	0,28	2,53
	Prob.	0,12	0,77	0,87	0,28
3	Chi-2	5,48	0,59	0,39	2,54
	Prob.	0,14	0,90	0,94	0,47
4	Chi-2	10,11	0,62	0,44	4,54
	Prob.	0,04	0,96	0,98	0,34
5	Chi-2	9,62	17,52	9,96	4,90
	Prob.	0,09	0,00	0,08	0,43
6	Chi-2	8,79	20,11	11,71	7,08
	Prob.	0,19	0,00	0,07	0,31
7	Chi-2	11,39	21,19	12,28	8,61
	Prob.	0,12	0,00	0,09	0,28
8	Chi-2	11,31	18,12	12,04	9,58
	Prob.	0,18	0,02	0,15	0,30
9	Chi-2	12,36	17,56	13,24	10,52
	Prob.	0,19	0,04	0,15	0,31
10	Chi-2	11,98	21,21	13,19	11,60
	Prob.	0,29	0,02	0,21	0,31
11	Chi-2	11,84	23,10	16,85	12,48
	Prob.	0,38	0,02	0,11	0,33
12	Chi-2	13,46	16,30	15,44	10,71
	Prob.	0,34	0,18	0,22	0,55

**Nota:** los rezagos óptimos para cada modelo son los siguientes: (i) Inf Core: 2, 3, y 4 rezagos, (ii) Inf SAB: 1, 5 y 9 rezagos, (iii) Inf SAE: 1, 5 y 9 rezagos, y (iv) Inf CORESAB: 1 y 5 rezagos.

Los resultados de las pruebas de exogeneidad fuerte con el período COVID se muestran en el Cuadro 11. En el caso de Inf CORE, no se puede rechazar la hipótesis nula para 2 y 3 rezagos al nivel de confianza del 5%, pero se rechaza al mismo nivel para 4 rezagos. Estos resultados coinciden con los obtenidos sin incluir el período COVID. Por el lado de Inf SAB, no se rechaza la hipótesis nula para 1 rezago, pero sí para 5 rezagos. En el caso de Inf SAE, no se puede rechazar la hipótesis nula al nivel de significancia de 5% para 1 y 5 rezagos. Para ambos indicadores, los resultados obtenidos son los mismos que los reportados hasta febrero 2020. Para el caso de Inf CORESAB, los resultados obtenidos son consistentes con los reportados sin la etapa COVID al no poder rechazar la hipótesis nula con 1 y 5 rezagos a cualquier nivel de significancia convencional. En resumen, la etapa COVID no modificó los resultados obtenidos para las pruebas de exogeneidad fuerte.