

Proyección del comportamiento de la inflación y descomposición de los choques *

Yara Pérez Foronda

RESUMEN

En el presente documento, se propone un modelo para la proyección de corto plazo de la inflación en Bolivia, tomando en cuenta variables relevantes, tanto endógenas como exógenas, que anticipan la dinámica inflacionaria. Se emplea un modelo de Vectores Autoregresivos con información exógena (VARX) para el periodo 2000 hasta el segundo trimestre de 2024. A diferencia de otros estudios, se analizó el comportamiento de la inflación con un enfoque direccionado a sus determinantes útiles para realizar una proyección que tome en cuenta las variables más relevantes en un contexto heterogéneo de componentes de la canasta del Índice de Precios al Consumidor. Asimismo, se realiza una comparativa con la situación de países de la región tomando en cuenta similitudes y diferencias relevantes para realizar las proyecciones de inflación.

Clasificación JEL: E31, E37, C22, C53, E52

Palabras clave: *Inflación, pronóstico y simulación, modelos de series de tiempo, política monetaria*

* El contenido del presente documento es de responsabilidad de la autora y no compromete la opinión del Banco Central de Bolivia.

Projection of inflation behavior and decomposition of shocks *

Yara Pérez Foronda

ABSTRACT

This document proposes a model for short-term inflation projections in Bolivia, taking into account relevant endogenous and exogenous variables that anticipate inflationary dynamics. A Vector Autoregressive Model with exogenous information (VARX) for the period from 2000 to the second quarter of 2024 is used. Unlike other studies, inflation behavior with a focus on its determinants, useful for making a projection that takes into account the most relevant variables in a heterogeneous context of components in the Consumer Price Index basket, was analyzed. A comparison with the situation of countries in the region, taking into account relevant similarities and differences for making inflation projections also was made.

JEL Classification: E31, E37, C22, C53, E52

Keywords: *Inflation, forecasting and simulation, time series models, monetary policy*

* The content of this document is the responsibility of the author and does not represent the opinion of the Central Bank of Bolivia.

I. Introducción

El comportamiento de los precios se constituye en una de las variables macroeconómicas más relevantes en cualquier economía. Asimismo, como parte del rol de los bancos centrales, se encuentra la preservación de la estabilidad de los precios, más aún en el caso boliviano, donde este es un mandato constitucional para coadyuvar al desarrollo económico.

En el periodo histórico reciente, el país ha gozado de una estabilidad de precios y, comparativamente, se ha posicionado como una de las más bajas a nivel regional y mundial. En este contexto, han sido relevantes las proyecciones realizadas que prevén el comportamiento futuro de esta variable, pues esto permite la toma de decisiones de política monetaria, anclaje de expectativas que coadyuvan a preservar este comportamiento favorable tanto para la economía como para los hogares.

De esta manera, los estudios relevantes sobre los determinantes de la inflación boliviana son numerosos, empero no se encontró ninguno con un abordaje enfocado en la evaluación de metodologías para la proyección de la inflación. Por tal motivo, el presente estudio aborda este punto de vista, es decir, se realiza un diagnóstico del comportamiento de la inflación reciente y sus características relevantes con el fin de que, a partir de ello, se proponga un modelo de proyección de inflación considerado adecuado para el corto plazo. Esta propuesta es relevante bajo un contexto en el cual los choques inflacionarios presentan una dinámica distinta y los seguimientos coyunturales macroeconómicos podrían ser más frecuentes y necesarios para la toma de decisiones.

La estrategia para esta tarea será que, a partir de la revisión de evaluaciones y documentos sobre las metodologías de proyección en otros bancos centrales similares, se tendrá una comprensión más amplia de las ventajas y limitaciones de los distintos enfoques existentes. Considerando tanto los resultados que se encuentren a partir de este ejercicio y también el desempeño interno propio de la dinámica inflacionaria en el país, será factible realizar una propuesta para la proyección de la inflación, priorizando que sea una metodología simple, de fácil manejo e interpretación.

El presente estudio tiene como objetivo proponer un modelo parsimonioso para la proyección de la inflación en Bolivia, tomando en cuenta variables

relevantes tanto endógenas como exógenas que anticipan la dinámica inflacionaria. Considerando los choques recientes ocurridos sobre la inflación, se otorga prevalencia a un modelo que sea útil para la proyección de corto plazo, en este caso de Vectores Autoregresivos con información exógena (VARX). Los resultados encontrados son coherentes con las presiones recientes sobre los precios y la metodología propuesta podría ser tomada en cuenta como parte de la batería de métodos utilizados actualmente para la proyección de la inflación.

Este trabajo de investigación se encuentra organizado de la siguiente forma. En la sección II, se describen algunas metodologías empleadas en la proyección de la inflación de acuerdo a la revisión de la bibliografía. A continuación, se presentan los hechos estilizados relevantes, respecto al comportamiento de la inflación en el periodo de estudio (2000T1 – 2024T2). Seguidamente, se presenta el análisis empírico, metodología y los principales resultados del modelo, así como un ejercicio complementario de la descomposición histórica de los choques que afectan a la inflación. Finalmente, se detallan las principales conclusiones del estudio realizado.

II. Revisión de la literatura

En este apartado se presentan estudios relacionados que evalúan distintas formas utilizadas para las proyecciones de inflación, especialmente a nivel de los bancos centrales. En este sentido, se hace énfasis en trabajos de países de la región, bajo el criterio de que estas economías presentan algunas similitudes en cuanto a las características que explican el comportamiento de su inflación (especialmente factores exógenos como precios de materias primas). Otro criterio relevante para la selección de dichos países es que las ponderaciones¹ dentro de la canasta de su Índice de Precios del Consumidor (IPC) tienen ciertas semejanzas (Mora, 2014) que permiten la comparabilidad de su comportamiento subyacente y, por tanto, de alguna manera, su proyección.

Aunque los criterios sobre presiones inflacionarias pueden ser similares en la región, es necesario resaltar que el caso de la economía boliviana presenta una diferencia sustancial: el régimen de política monetaria opera con metas de agregados, mientras que el resto de los países de la región

¹ Apéndice A.

operan bajo un régimen de metas de inflación. Este contraste es relevante debido a la selección de variables utilizadas para las proyecciones de inflación y el enfoque que se otorga a éstas.

Ampliando un poco más este criterio, bajo un régimen de metas explícitas de inflación, la variable operativa se constituye en la tasa de política monetaria fijada por el banco central. A través de la modificación de esta tasa, dicha señal se transmite a las tasas de interés del sistema financiero, lo cual incide en el costo del dinero repercutiendo en la inflación. Este mecanismo de transmisión de la política monetaria se observa, por ejemplo, en Brasil, Chile, Colombia y Perú que, al mismo tiempo, son los que cuentan con sistemas financieros y mercados de capitales más avanzados, por lo cual se esperaría que el mecanismo de transmisión se comporte de una manera más fluida. Adicionalmente, en este régimen, otros determinantes relevantes de la inflación son el tipo de cambio (cuya calibración es también diferente comparada con Bolivia) y las expectativas de inflación².

En definitiva, un componente importante del esquema de metas de inflación reside en la elaboración de proyecciones, las cuales se basan en la experiencia de sus equipos técnicos y en el uso adecuado de modelos. En esta línea, la mayoría de bancos centrales de la región realiza proyecciones de corto plazo mediante el uso de modelos de series de tiempo y ha incorporado, o se encuentra en proceso de elaboración de modelos DSGE y modelos semiestructurales de proyección (Luna *et al.*, 2019). En el caso del Perú, el Modelo de Proyección Trimestral (Winkelried, 2013) es la principal herramienta para la proyección de la inflación condicionada a diferentes escenarios de política monetaria, el cual se complementa con el uso de un modelo DSGE (Castillo *et al.*, 2009).

La literatura disponible sobre proyecciones de inflación en periodos recientes se concentra en las bondades de algunos modelos sobre otros. En algunos casos, bajo criterios de parsimonia y en otros por un adecuado "ajuste" cuando ocurren choques en determinados contextos macroeconómicos.

En el caso de la economía chilena, Leal *et al.* (2020) realizaron un análisis de la efectividad de los métodos de *Machine Learning* (ML) para predecir

2 Apéndice B.

la inflación en Chile, comparándolos con modelos simples y univariados como el AR, la media y la mediana de la inflación pasada para el periodo 2003 a 2019. Los resultados mostraron que, en la mayoría de los horizontes de predicción, los modelos tradicionales tienen un rendimiento muy cercano o incluso superior al mejor modelo de ML. También se plantea que, en un contexto de metas de inflación estables, como en Chile, los métodos sofisticados y los grandes datos pueden no ofrecer ventajas, lo que justificaría el buen desempeño de los modelos simples. Otros modelos como AR(4) y *Random Forest*, aunque complejos, son muy eficaces a largo plazo.

Previamente, Idrovo y Tejada en 2010 realizaron un análisis de modelos predictivos de la inflación para el mismo país basados en la Curva de Phillips, que incluye componentes *forward-looking* y *backward-looking*, con relación a la brecha del producto y variables externas. Se estimó una batería de modelos de series de tiempo multivariados y se contrastó la precisión y estabilidad predictiva de cada modelo. El análisis de la habilidad predictiva de los modelos fue basado en el error cuadrático medio y complementado por el estadístico *t*. En cuanto a la inflación, entre los principales resultados se obtuvo que los modelos GARCH en los residuos mostraron ser más eficaces en predicciones a corto plazo, destacando su capacidad para capturar la volatilidad inherente a esta variable. El comportamiento heterogéneo de la inflación, en el periodo analizado, limita la posibilidad de identificar un único modelo que supere, en términos de capacidad predictiva, al resto de modelos. Los resultados para el caso de la proyección del producto fueron divergentes, pues se encontró mayor utilidad de los modelos para el mediano y largo plazo. La variabilidad de los resultados de este estudio sugiere que no existe un modelo único que se desempeñe consistentemente mejor que otro, por lo menos en el período analizado. Por tanto, la elección del (de los) modelo(s) de proyección debe tener en cuenta tanto los errores de predicción como la estabilidad a través del tiempo. El estudio abarcó el periodo 1986 hasta 2010.

Para el caso del Perú, de manera *ex post*, Barrera (2005) realizó una evaluación de la precisión de las proyecciones de un conjunto de modelos de corto plazo para el IPC y otras variables. Como parte de los resultados encontrados, el autor afirma que las proyecciones de corto plazo suelen servir como “punto de partida” en las proyecciones que se

realizan utilizando modelos estructurales. Se encuentra que modelos no estructurales desagregados predicen mejor los componentes individuales como el IPC y tienen un mejor rendimiento en predicciones a corto plazo, ya que reducen la sensibilidad a choques internos de los agregados, mientras que modelos estructurales, como el Modelo de Proyección Trimestral (MPT) que son usados para proyecciones de mediano plazo, tienden a ser más útiles para explicar la coyuntura económica, pero sus proyecciones son menos precisas a corto plazo en comparación con los modelos no estructurales. Se calculó la raíz del error cuadrático medio, entre otros, para evaluar la precisión de las proyecciones, favoreciendo comparaciones claras entre los diferentes modelos.

Ulteriores publicaciones realizadas por el Banco Central de Reserva del Perú en 2007, 2012 y 2013 plantearon la evaluación del Sistema de Predicción Desagregada (SPD) y las principales especificaciones de series tiempo. Los enfoques utilizados fueron diferentes en cada caso, aunque un factor común es que con ello se pretende sobrellevar el nivel de sensibilidad ante datos atípicos que tienen los modelos de proyección y, en todos los casos, se reafirma que persisten desafíos como la dificultad de anticipar con precisión puntos de quiebre de la inflación. Asimismo, las covarianzas entre componentes del IPC y las fluctuaciones externas (como los precios de las materias primas) juegan un papel importante en la incertidumbre del pronóstico, lo que requiere ajustes adicionales en los modelos para mejorar su capacidad de predicción. Adicionalmente, se destaca que combinar proyecciones de diferentes modelos puede mejorar la precisión predictiva, incluso cuando un modelo específico muestra dominio en ciertos periodos. Finalmente, aunque el SPD ha priorizado la adición de especificaciones más eficientes, la combinación de proyecciones de múltiples modelos también debe ser considerada para optimizar las proyecciones futuras.

Por su parte, Cuitiño *et al.* en 2010 realizan una evaluación de la batería de modelos univariados de series de tiempo (ARIMA o SARIMA) utilizados para las proyecciones de inflación en Uruguay, utilizando series mensuales desde 1997 hasta 2009. En términos de su poder predictivo, el principal resultado encontrado fue que, en predicciones un paso adelante, el mejor modelo de proyección es el directo con la muestra truncada (M2), destacando como el mejor método para la predicción de la inflación a corto plazo (tanto para el IPC general como para el IPC subyacente) y

dominando a la proyección indirecta. Asimismo, la combinación del modelo M2 combinado con la mediana de expectativas mejoró las predicciones de corto plazo. Finalmente, realizando la comparación entre las predicciones trimestrales de modelos univariados versus el modelo estructural, los primeros resultaron superiores, confirmando la importancia de incluirlos en el marco general de proyecciones del Banco Central de Uruguay.

Para el caso de Colombia González *et al.* en 2006 y la misma autora en 2008, realiza una revisión de modelos de pronósticos de inflación a partir de desagregaciones utilizadas en el Banco de la República de Colombia, específicamente para el IPC de alimentos. Se incluyen mayormente modelos univariados y algunos multivariados (función de transferencia). Se encontró que, cuanto más sub-grupos se consideren mayor es el error de pronóstico. Adicionalmente, la proyección de la inflación a partir de desagregaciones produce menor error de pronóstico que los pronósticos generados a partir de un modelo directo para el corto plazo, mientras que para mediano y largo plazo es mejor la proyección directa. Otro hallazgo encontrado fue que, con algunas combinaciones de pronósticos, se mejoran las proyecciones de modelos individuales.

Como corolario del repaso de la literatura, se encuentra que existe una variedad de resultados de la comparación de distintas metodologías de proyección de inflación de las que se hace uso en los bancos centrales. Por tanto, no se puede realizar una afirmación concluyente sobre la mejor capacidad predictiva de ninguna metodología. Esto se reafirma, considerando que las conclusiones de los estudios dependen de factores como: muestra seleccionada en cuanto a periodos y países, estadísticos utilizados para la evaluación, criterios de agregación y/o combinación, horizonte de la proyección, entre otros. Empero, en cuanto a las semejanzas encontradas se rescata que, al hacer comparaciones de modelos estructurales y no estructurales (series de tiempo y otros con características más parsimoniosas), con los segundos se encuentra una aproximación mejor a los resultados observados y un mejor desempeño para el corto plazo. Por tanto, serían los modelos más apropiados para seguimientos de la coyuntura requeridos con mayor frecuencia para la toma de decisiones.

Para el caso de Bolivia, no se encontró muchos estudios relacionados directamente con esta temática. Aun cuando existe amplia literatura

sobre la relación de la inflación con la actividad económica, análisis de los determinantes inflacionarios y/o la efectividad de la política monetaria para el control de la inflación, dichos documentos no analizan las metodologías utilizadas para las proyecciones de inflación, su efectividad y capacidad predictiva.

El estudio más reciente que se encontró pertenece a Zurita (2024) en el cual se compara modelos de pronóstico de IPC con enfoques tradicionales (como ARIMA) versus aprendizaje automático (*Random Forest*, árbol de decisión y árbol podado). Los resultados encontrados sugieren que los modelos modernos capturan mejor la dinámica de la inflación y representan herramientas más robustas para su proyección. La comparación de este estudio se realizó con datos de 2007 a 2024. Aun cuando la investigación presenta resultados interesantes, no da resultados categóricos respecto a la mejor capacidad predictiva de estas metodologías modernas. En todos los casos, nuevamente será necesario considerar la influencia de la muestra seleccionada y los criterios de evaluación usados.

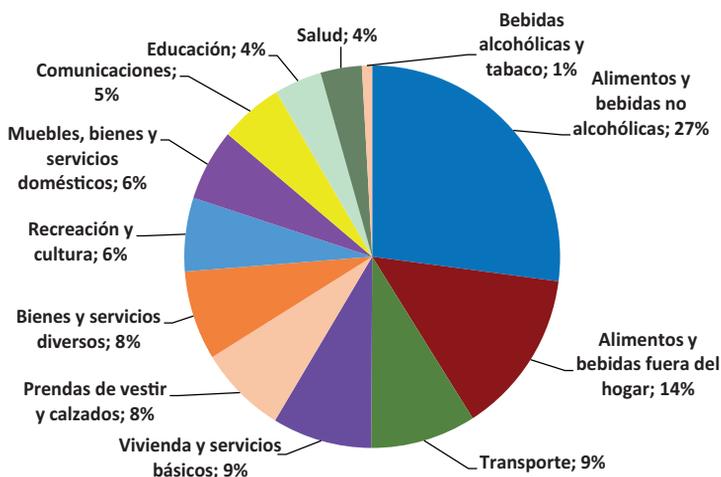
III. Hechos estilizados

III.1. Composición de la canasta del IPC

En base a la Encuesta de Presupuestos Familiares realizada por el Instituto Nacional de Estadística (INE) durante los años 2015 y 2016 se definió una canasta representativa de bienes y servicios consumidos por los hogares. De esta forma, el IPC con Base 2016 asigna ponderaciones a las 12 divisiones del IPC; las más representativas corresponden a las categorías de Alimentos consumidos tanto dentro como fuera del hogar (Gráfico 1).

Esta característica es transversal en economías emergentes y en desarrollo, especialmente de la región. Esto quiere decir que la mayor parte de los hogares bolivianos hace prevalecer su ingreso disponible para el consumo de alimentos. En términos de utilidad para los determinantes de la inflación y su proyección, quiere decir que un mayor consumo (que generalmente tiene un comportamiento correlacionado con el PIB) requieren tomarse en cuenta para dicha proyección.

Gráfico 1. PONDERACIÓN DE LAS DIVISIONES DEL IPC (Porcentaje)



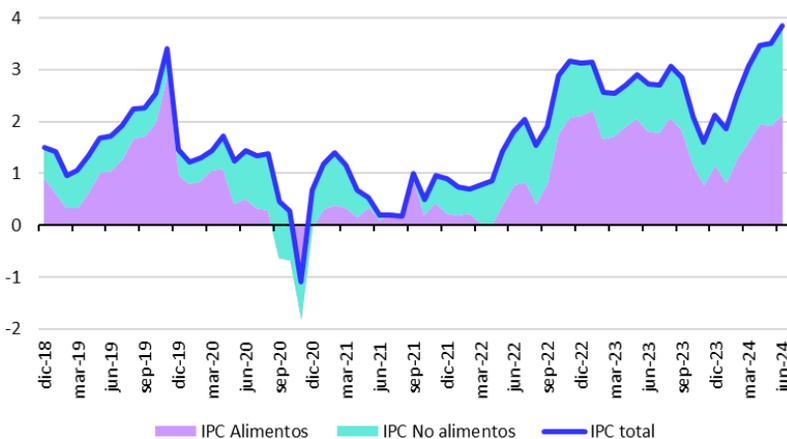
Fuente: Elaboración propia con datos del Instituto Nacional de Estadística (INE)

Por otra parte, otro hallazgo que se debe considerar de esta composición es que, ante un incremento de precios en otras divisiones, será más probable un sacrificio de parte de su consumo. De esta manera, será menos relevante, para realizar la proyección de inflación, tomar en cuenta factores determinantes de precios de divisiones como: Recreación y cultura, Bienes y servicios diversos, Comunicaciones, etc.

III.2. Comportamiento y determinantes de la inflación – Alimentos

Del apartado anterior puede inferirse que solo los alimentos representan el 42% de la canasta del IPC y que el restante de los bienes y servicios el 58%. Si se realiza la sub división entre estas dos categorías, el comportamiento reciente da cuenta que las mayores incidencias respecto a la inflación total, correspondieron al grupo de alimentos (Gráfico 2). En los últimos años, su incidencia llegó a representar más del 50%.

Gráfico 2: INCIDENCIAS DEL IPC-ALIMENTOS Y NO ALIMENTOS EN EL IPC TOTAL (En puntos porcentuales)



Fuente: Elaboración propia con datos del INE

Un instrumento útil para verificar un calentamiento/enfriamiento de la inflación en este sub grupo analizado se realiza a través de un mapa de calor (Gráfico 3)³. En dicho mapa se observa que alimentos no procesados (frutas, vegetales, pescados y carnes) se caracterizan por tener un comportamiento más volátil de precios, presentan precisamente una persistencia de su “nivel de volatilidad” (umbrales azules). Es decir, no se presentaron desvíos significativos de este comportamiento usual y, por tanto, la trayectoria de sus precios no es aleatoria y, en consecuencia, tiene componentes determinísticos.

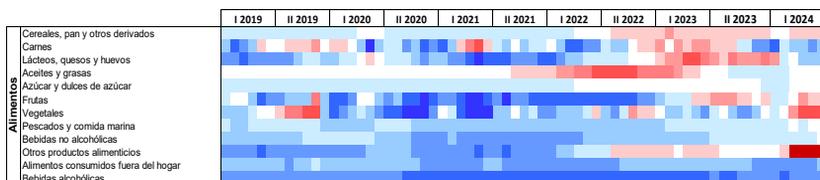
El resultado más relevante de este análisis, en cuanto a la utilidad para seleccionar una metodología de proyección de la inflación, es que dicho método debe ser lo suficientemente representativo de: i) las variables exógenas que influyen en alimentos importados y/o que requieren de insumos importados; así como ii) variables endógenas (productividad) que explica la oferta y movimientos de los precios de alimentos.

³ Umbrales más rojos significan una variación interanual más alta respecto al promedio. Mientras que, los umbrales azules corresponden a variaciones más leves respecto a su promedio.

En el caso de otros alimentos, como cereales, bebidas y otros productos alimenticios, se caracterizan por un comportamiento más estable de precios, que rara vez se apartaría de esta tendencia. Es así que su dinámica es menos representativa sobre el total de la inflación.

Vale la pena destacar que, en el caso boliviano, alimentos como el pan, harinas, aceites están directa o indirectamente influenciados por la subvención a su producción y la regulación de sus precios. Este aspecto dificulta la selección de un método de proyección de precios que capture en su totalidad (ya sea de manera desagregada o agregada) esta heterogeneidad.

**Gráfico 3: MAPA DE CALOR DE LA INFLACIÓN DE ALIMENTOS
(Umbrales de variación respecto al promedio observado)**



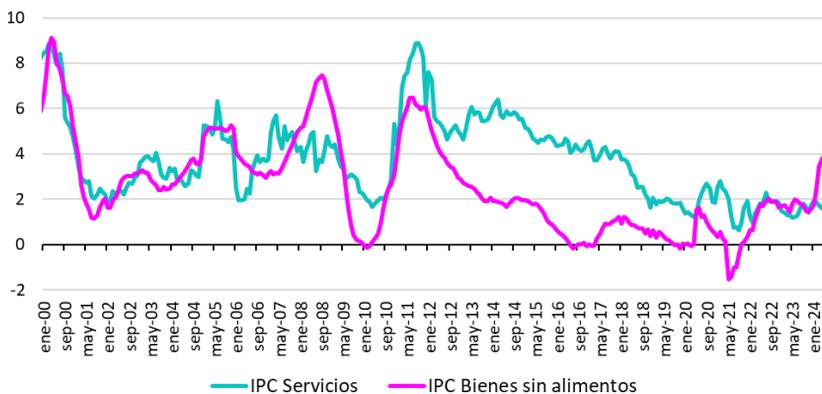
Fuente: Elaboración propia con datos del INE

III.3. Comportamiento de la inflación de bienes y servicios

Otro nivel de desagregación relevante para el análisis del comportamiento de la inflación se realiza entre bienes no alimenticios y servicios (Gráfico 4). A este nivel se observa que los choques externos más relevantes impactaron sobre los precios de servicios en los periodos 2008 y 2012. Durante estos años se tuvo un impacto generalizado en precios que causó sobresaltos y posteriormente se tuvo un comportamiento más estable.

Es relevante el comportamiento de servicios, ya que las tendencias alcistas en el contexto boliviano son distintas al resto de países. En nuestro contexto, están influenciadas por una menor volatilidad de precios de transporte público en todos los ámbitos, por el rol relevante de la subvención a los hidrocarburos desde inicios de los años 2000.

Gráfico 4: COMPORTAMIENTO DE BIENES Y SERVICIOS DEL IPC (Variación interanual, en porcentaje)



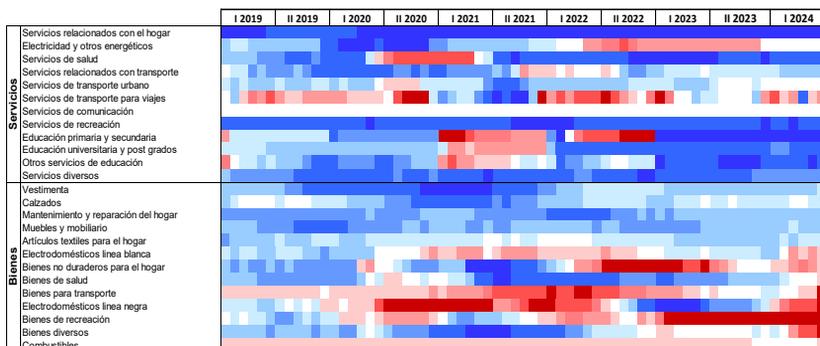
Fuente: Elaboración propia con datos del INE

Por otra parte, algunos servicios básicos como agua, energía eléctrica, gas domiciliario, entre otros, también están sujetos a regulación estatal de precios. Dado el motivo precedente, los factores subyacentes que determinan su comportamiento de precios no pueden ser capturados en su totalidad.

En dicho contexto, no es despreciable la influencia que pueda tener los componentes internos de gasto público, inflación externa relevante para aproximar a la sección predecible de la inflación futura.

La información disponible en el mapa de calor de estas dos categorías reafirma las ideas descritas previamente (Gráfico 5).

Gráfico 5: MAPA DE CALOR DE LA INFLACIÓN DE BIENES Y SERVICIOS DEL IPC (Umbral de variación respecto al promedio observado)



Fuente: Elaboración propia con datos del INE

En el caso de servicios, tanto la volatilidad como la dispersión respecto a su promedio histórico es muy leve. En el periodo mostrado, existen pocas desviaciones y su comportamiento es estable. Únicamente en el caso de educación los ajustes realizados post pandemia resaltan en el cuadro.

Por su parte, los bienes no alimenticios que tienen características de mayor durabilidad presentan una alta correlación con la inflación importada. Como puede observarse, las desagregaciones de esta categoría pertenecen principalmente a industria extranjera. Para este caso, la estabilidad del mercado cambiario y la inflación externa relevante serán significativas para la proyección de sus precios.

III.4. Inflación importada

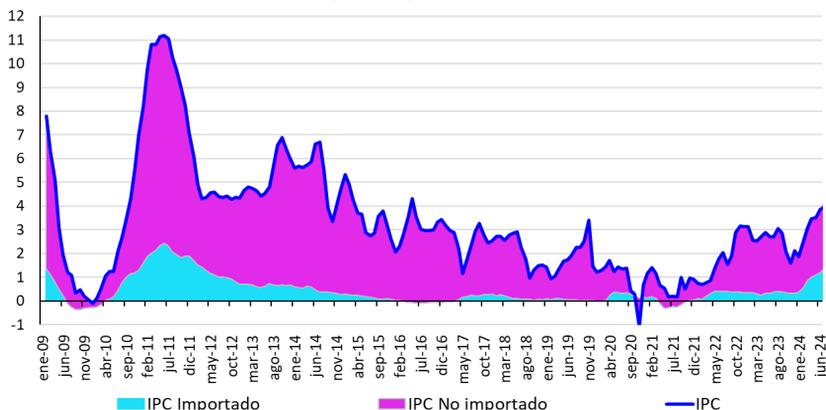
En cuanto a componente importado y no importado de la inflación, la incidencia del primero, en el último periodo histórico, es menor y fluctuó entre el 12% y 20% del total entre los años 2009 hasta junio de 2024, es decir existió cierta estabilidad en el comportamiento de dichos precios (Gráfico 6).

En este caso, es necesario resaltar que, según la metodología del INE para la determinación de la canasta del IPC – Base 2016, se realizó una clasificación diferenciada de cada producto en cada ciudad/conurbación que forma parte de la muestra (por ejemplo, la manzana verde puede ser

clasificada como un producto importado en La Paz, pero no importado en Cochabamba). Sin embargo, al momento de la recolección de datos mensual no se realiza nuevamente esta distinción cuando se consulta el precio del producto, lo cual puede ocasionar problemas de sesgo y/o recolección con ciertos errores⁴. Aun así, se destaca que dicha metodología es válida de acuerdo a parámetros internacionalmente establecidos.

Sin embargo, esto plantea dilemas relevantes al momento de realizar las proyecciones de inflación. Por ejemplo, si se requiriese hacer proyecciones desagregadas, los resultados tendrían muchas distorsiones y probablemente la muestra disponible no sería adecuada.

Gráfico 6: INCIDENCIAS DEL IPC IMPORTADO Y NO IMPORTADO EN EL IPC TOTAL (En puntos porcentuales)



Fuente: Estimaciones en base a datos del INE

En síntesis, tomando en cuenta estas particularidades, para los fines de proyección se requerirá tomar enfoques más simplificados que puedan aglutinar, en la medida de lo posible, factores explicativos de la inflación importada. Por consiguiente, similares variables explicativas a las ya indicadas previamente, como: i) tipo de cambio promedio ponderado y/o preferencial usado por importadores, ii) inflación externa y PIB externo relevantes, parecen ser indicativas y capturan el comportamiento de este componente inflacionario.

4 Para mayor información al respecto, remitirse al documento metodológico del INE para la determinación del IPC Base 2016.

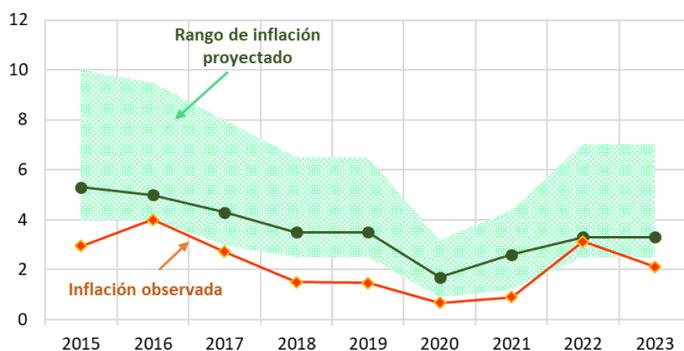
III.5. Proyecciones de inflación e inflación observada

Se consideró apropiado también realizar una comparación del dato observado de la inflación y el rango de inflación proyectado para dicha variable en los Informes de Política Monetaria (IPM) del BCB (Gráfico 7) desde la gestión 2015 hasta el 2023.

Los resultados dan cuenta que el rango inicialmente proyectado para la trayectoria de la inflación estuvo por encima de lo efectivamente observado. Es probable que en una coyuntura reciente de estabilidad mayor de precios se hayan sobrestimado los factores que podrían haber impulsado al alza de la inflación, lo cual explicaría estas diferencias. Esto de ninguna manera quiere decir que las metodologías utilizadas para la proyección de la inflación no hayan sido apropiadas.

Sin embargo, en un contexto de mayor relevancia de choques externos e internos, es menester poner a prueba metodologías de proyección para que se pueda validar su capacidad predictiva. Empero, reforzando lo explicado previamente, ninguna metodología supera todas las debilidades; peor aún, tomando en cuenta las características heterogéneas que influyen en el comportamiento de precios internos del país, si se compara, por ejemplo, con las de otros países de la región.

Gráfico 7: VARIACIÓN INTERANUAL DE LA INFLACIÓN OBSERVADA Y PROYECTADA (En porcentaje)



Fuente: Elaboración propia con datos del INE y de los Informes de Política Monetaria de cada gestión

IV. Análisis empírico

IV.1. Modelo

Para la proyección de la inflación, se empleará un modelo de Vectores Autorregresivos con información exógena (VARX)⁵, este modelo con los modelos de vectores autorregresivos estructurales (SVAR) han demostrado ser instrumentos útiles para el análisis de series temporales multivariantes en economía. Aunque comparten una base metodológica común, existen diferencias entre ambos enfoques, especialmente en el contexto de la generación de pronósticos.

Los modelos VARX se caracterizan por su enfoque parsimonioso. Estos modelos tratan todas las variables como endógenas y utilizan las relaciones temporales entre ellas para realizar pronósticos sin imponer restricciones adicionales. Esto presenta ciertas ventajas:

1. **Facilidad de estimación:** Los VAR pueden estimarse utilizando métodos simples de mínimos cuadrados ordinarios (OLS), lo que reduce la complejidad computacional (Enders, 2015).
2. **Aplicabilidad general:** Al no requerir supuestos sobre la causalidad contemporánea entre las variables, los VAR son adecuados para contextos en los que el objetivo principal es identificar **patrones históricos y extrapolarlos hacia el futuro** (Stock y Watson, 2001).
3. **Incorporación de información exógena:** Los VARX permiten incluir variables externas que influyen en el sistema, pero no son determinadas por él. Esto es útil en escenarios donde factores externos, como políticas gubernamentales o precios internacionales, afectan significativamente la dinámica de las variables endógenas (Enders, 2015).
4. **Mejora en los pronósticos:** **La incorporación de variables exógenas relevantes puede aumentar la precisión de los pronósticos al capturar efectos externos importantes** (Stock y Watson, 2001).

⁵ Las variables empleadas para el desarrollo del modelo están en primeras diferencias y cumplen el criterio de estacionariedad, por tal motivo se corrobora esta premisa con el test de Dickey-Fuller, lo cual indica que no poseen raíz unitaria (Apéndice C).

5. Reducción de la dimensionalidad: Permite mantener un modelo parsimonioso al evitar que todas las variables sean endógenas, lo que reduce la complejidad del sistema.
6. Capacidad de simulación de escenarios: Los VARX son útiles para analizar escenarios específicos relacionados con cambios en las variables exógenas, como por ejemplo el impacto de una reforma fiscal.

Sea un modelo VARX con 5 variables endógenas especificadas como funciones lineales de sus propios rezagos y rezagos de otras variables $K - 1$, el sistema es descrito por:

$$y_t = v + A y_{t-1} + B x_{t-1} + u_t, \quad t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots,$$

donde $y_t = (y_{1t}, \dots, y_{5t})'$, es un vector de variables endógenas ($K \times 1$), A , es la matriz de coeficientes ($K \times K$), $v = (v_1, \dots, v_7)$ es un vector fijo ($K \times 1$) que denota los interceptos, permitiendo la posibilidad de una media distinta de cero $E(y_t)$, x_t son las variables exógenas al modelo, de la cual la inflación no influye en el comportamiento de dichas variables, finalmente, $u_t = (u_{1t}, \dots, u_{7t})'$, es el vector de innovaciones (*shocks*) de ruido blanco ($K \times 1$), el cual tiene la propiedades de: $E(u_t) = 0$, $E(u_t u_s') = \Sigma_u$ y $E(u_t u_s') = \Sigma_u$, donde $s \neq t$. Se asume que la matriz de covarianzas (Σ_u) es no singular.

$$y_t = \begin{bmatrix} \pi_t \\ PIB_t \\ EMI_t \\ G_t \\ TCPP_t \end{bmatrix}; \quad x_t = \begin{bmatrix} PIB_t^* \\ oil_t \\ \pi_t^* \end{bmatrix}$$

donde:

π_t : inflación doméstica de Bolivia

PIB_t : Producto Interno Bruto

EMI_t : emisión monetaria

G_t : gasto de gobierno

$TCPP$: tipo de cambio preferencial ponderado de compra

PIB_t^* : Producto externo relevante

oil_t : Precio del petróleo

π_t^* : Inflación externa relevante para Bolivia

IV.2. Resultados

El modelo se estimó utilizando datos trimestrales del período 2000T1–2024T2. El modelo planteado ofrece una buena capacidad predictiva de la inflación doméstica en el sentido de Granger⁶, lo cual indica que las variables incluidas aportan información relevante para anticipar la dinámica de la inflación en Bolivia. Esto se valida mediante la significancia estadística conjunta de los coeficientes asociados a las variables exógenas y endógenas. En particular:

- Las variables exógenas (PIB externo, precio del petróleo, e inflación externa) son determinantes clave que impactan la inflación doméstica a través de sus efectos en los precios de importación, los costos energéticos y las presiones inflacionarias globales.
- Las variables endógenas, como la emisión monetaria y el tipo de cambio son mecanismos internos que amplifican o moderan las presiones inflacionarias.

El modelo satisface la condición de estabilidad, ya que los autovalores de la ecuación característica están dentro del círculo unitario. Este resultado asegura que las perturbaciones en las variables no generan efectos

⁶ El concepto de causalidad de Granger se basa en la idea de predictibilidad. Formalmente, se dice que una variable causa a otra variable en el sentido de Granger si aporta información que mejora la predicción futura de esta última, más allá de la contenida en sus propios valores pasados. Es decir, si los valores pasados de una variable tienen poder explicativo sobre otra, entonces es causal en el sentido de Granger (Granger, 1969). El test parte de una premisa de no causalidad nula, donde se asume que los coeficientes asociados a los rezagos de una regresión sobre son iguales a cero.

El planteamiento del test de causalidad de Granger, se encuentra en el siguiente sentido:

Hipótesis nula (H_0): Los coeficientes de los rezagos de X_t en el segundo modelo son todos cero ($\gamma_j = 0 \forall j$). Esto significa que X_t no causa de Granger a Y_t .

Hipótesis alternativa (H_1): Al menos uno de los coeficientes de los rezagos de X_t es diferente de cero ($\gamma_j \neq 0$ para algún j). Esto sugiere que X_t sí causa de Granger a Y_t . La causalidad de Granger no implica causalidad en el sentido estricto, sino una relación predictiva.

explosivos en el sistema, lo que valida la coherencia dinámica del modelo (Apéndice D).

Para validar el poder predictivo del modelo se recurrió a las métricas de *Root Mean Squared Error* (RMSE)⁷, *Mean Absolute Error* (MAE)⁸, *Mean Absolute Percent Error* (MAPE)⁹ y el coeficiente U de Theil¹⁰. Esta evaluación dentro de la muestra (*in-sample evaluation*) constituye un paso fundamental en el análisis de modelos de pronóstico, ya que permite verificar qué tan bien el modelo reproduce los datos utilizados en su estimación inicial.

La evaluación dentro de la muestra cumple múltiples objetivos. En primer lugar, garantiza que el modelo capture la estructura subyacente de los datos y las relaciones entre las variables, un aspecto crucial en contextos donde las decisiones basadas en el modelo dependen de su precisión para reflejar fenómenos económicos.

- 7 El RMSE mide la magnitud promedio de los errores de predicción, penalizando más fuertemente los errores grandes. Es útil cuando se desea dar mayor importancia a los errores grandes, ya que los eleva al cuadrado antes de promediar.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

- 8 El MAE mide el error promedio en las predicciones, sin considerar la dirección del error. A diferencia de RMSE, MAE no penaliza los errores grandes con tanta severidad.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

- 9 El MAPE mide el error promedio en términos porcentuales, lo que permite evaluar la precisión de las predicciones en relación con el tamaño de los valores observados. Es fácil de interpretar porque expresa el error como un porcentaje.

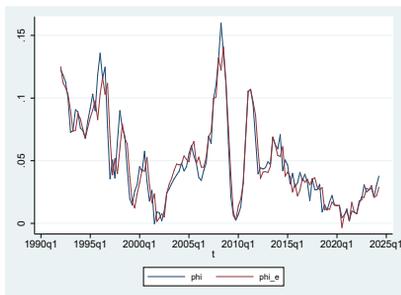
$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|$$

- 10 El coeficiente U de Theil es una medida comparativa que evalúa el rendimiento de un modelo predictivo en relación con un modelo de referencia. Un valor de $U > 1$ indica que el modelo es mejor que el modelo de referencia, mientras que un $U > 1$ sugiere que es peor.

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_{i-1})^2}}$$

Gráfico 8: PRONÓSTICO DE LA INFLACIÓN DENTRO DE LA MUESTRA

a) Inflación observada y pronosticada



b) Métricas de evaluación

| | |
|----------|---------|
| RMSE | 0,0116 |
| MAE | 0,0080 |
| MAPE | -0,5152 |
| Theil'sU | 0,8125 |

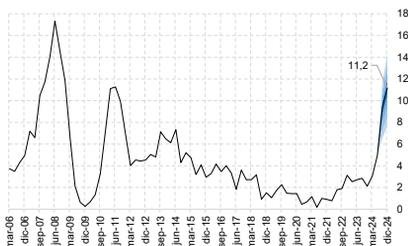
Fuente: Elaboración propia

Los resultados obtenidos indican que el modelo se ajusta de manera adecuada a los valores observados en la muestra (Gráfico 8). Las métricas de evaluación reflejan un error mínimo respecto a dichos valores, lo que respalda la validez del modelo y su capacidad para generar pronósticos fuera de la muestra. Esto sugiere que el escenario proyectado para la inflación fuera de la muestra es altamente probable y consistente con los datos históricos.

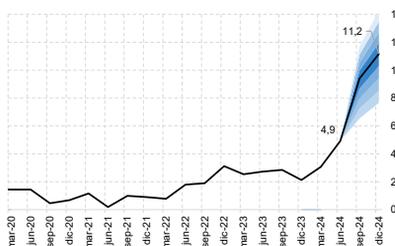
Los resultados sugieren que la inflación de Bolivia cerraría en un nivel del 11,2% al término del año 2024. Este pronóstico refleja tanto las condiciones internas de la economía boliviana como las influencias externas derivadas de la dinámica del petróleo y la inflación global (Gráfico 9).

Gráfico 9: PRONÓSTICO DE LA INFLACIÓN (En porcentaje)

INFLACION 2006 – 2024(e)



INFLACION 2020 – 2024(e)



Fuente: Elaboración propia

IV.3. Descomposición histórica de la varianza

La descomposición histórica de la varianza es una herramienta fundamental en el análisis de modelos VAR que permite evaluar la contribución de los choques en las variables endógenas a la variabilidad de los errores de pronóstico de una variable específica. Este enfoque es clave para comprender la dinámica de los sistemas interrelacionados y cuantificar el impacto de los choques en diferentes horizontes temporales. La descomposición histórica de varianza proporciona una forma de evaluar la importancia relativa de las innovaciones en cada variable para explicar la variabilidad de las demás.

El modelo VARX se puede expresar en una forma MA infinita, pero con la salvedad de que las variables exógenas afectan directamente los valores de Y_t en cada período.

$$Y_t = \sum_{i=0}^{\infty} \Phi_i u_{t-i} + \sum_{j=0}^{\infty} \Psi_j X_{j-i}$$

donde, Φ_i captura la respuesta acumulada a choques en u_t , mientras que Ψ_j mide el impacto acumulado de las variables exógenas¹¹.

La contribución de una variable k a la varianza del error de pronóstico de j se determina de manera similar al VAR:

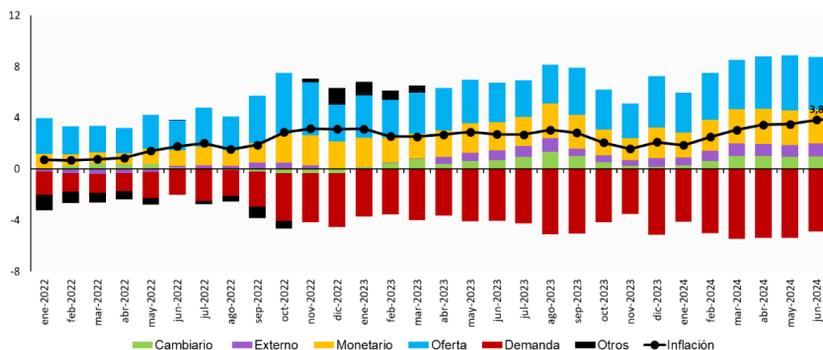
$$VD_{jk}(h) = \frac{\sum_{i=0}^{h-1} (\Phi_i P)_{jk}^2}{Var e_{j,t+h}}$$

¹¹ Como en el VAR, se calcula la varianza del error de pronóstico para diferentes horizontes, considerando únicamente las innovaciones en las variables endógenas:

$$Var(e_{j,t+h}) = \sum_{i=0}^{h-1} \Phi_i \Sigma \Phi_i$$

| Choque | Explicación Teórica | Explicación Intuitiva |
|--|--|--|
| Demanda (gasto de gobierno, rojo) | Fluctuaciones en la demanda agregada de bienes y servicios. Un exceso de demanda presiona los precios al alza, mientras que una caída reduce la inflación. | Un aumento en el consumo o el gasto público puede generar inflación si la oferta no responde rápidamente. |
| Monetario (emisión monetaria, amarillo) | Impacto de la política monetaria y la cantidad de dinero en circulación. Más dinero en la economía tiende a aumentar la inflación; menos dinero la reduce. | Si el banco central reduce las tasas de interés, las personas tienen mayor liquidez, lo que puede presionar los precios al alza. |
| Oferta (Producto Interno Bruto, azul) | Cambios en los costos de producción o disponibilidad de bienes. Problemas en cadenas de suministro o insumos más caros aumentan los precios. | Una sequía que afecta la producción agrícola puede encarecer alimentos, aumentando la inflación. |
| Cambiarío (Tipo de cambio preferencial ponderado de compra, verde) | Movimientos en el tipo de cambio. Una devaluación encarece bienes importados, lo que incrementa la inflación por este componente. | Si la moneda local pierde valor frente al dólar, los productos importados se vuelven más caros, elevando el costo de vida. |
| Externo (Producto externo relevante, Precio del petróleo y la Inflación externa relevante para Bolivia, morado) | Choques del entorno internacional, como aumentos en los precios de <i>commodities</i> o fluctuaciones en mercados globales. | Un incremento en el precio del petróleo encarece energía y transporte, impactando los precios de forma generalizada. |

Gráfico 10: DESCOMPOSICIÓN HISTÓRICA DE LOS CHOQUES
(En porcentaje y puntos porcentuales)



Fuente: Elaboración propia

V. Conclusiones

Existe una variedad de estudios de comparación de distintas metodologías de proyección de inflación de las que se hace uso en los bancos centrales. En cuanto a las semejanzas encontradas se rescata que modelos no estructurales (series de tiempo y otros con características más parsimoniosas) tienen mejor desempeño para el corto plazo. Por tanto, serían los modelos más apropiados para seguimientos de la coyuntura requeridos con mayor frecuencia para la toma de decisiones.

Los estudios relevantes sobre los determinantes de la inflación boliviana son numerosos, aunque no se encontró ninguno con un abordaje enfocado en la evaluación de metodologías para la proyección de la inflación.

El presente estudio realizó un diagnóstico del comportamiento de la inflación reciente y sus características relevantes y, a partir de ello, se propuso un modelo de proyección de inflación considerado adecuado para el corto plazo. Se priorizó que la metodología sea simple, de fácil manejo e interpretación.

Se propuso un modelo parsimonioso para la proyección de la inflación en Bolivia, tomando en cuenta variables relevantes, tanto endógenas como exógenas, que anticipan la dinámica inflacionaria. El modelo propuesto es de Vectores Autoregresivos con información exógena (VARX).

Los resultados encontrados para la gestión 2024 son coherentes con las presiones recientes sobre los precios y la metodología propuesta podría ser tomada en cuenta como parte de la batería de métodos utilizados actualmente para la proyección de la inflación.

La propuesta de la presente investigación es relevante, bajo un contexto en el cual los choques inflacionarios presentan una dinámica distinta y los seguimientos coyunturales macroeconómicos podrían ser más frecuentes y necesarios para la toma de decisiones.

Referencias bibliográficas

BANCO CENTRAL DE BOLIVIA, 2015. *Informe de Política Monetaria*, enero. Disponible en: <https://www.bcb.gob.bo/?q=ipm>

BANCO CENTRAL DE BOLIVIA, 2016. *Informe de Política Monetaria*, enero. Disponible en: <https://www.bcb.gob.bo/?q=ipm>

BANCO CENTRAL DE BOLIVIA, 2017. *Informe de Política Monetaria*, enero. Disponible en: <https://www.bcb.gob.bo/?q=ipm>

BANCO CENTRAL DE BOLIVIA, 2018. *Informe de Política Monetaria*, enero. Disponible en: <https://www.bcb.gob.bo/?q=ipm>

BANCO CENTRAL DE BOLIVIA, 2019. *Informe de Política Monetaria*, enero. Disponible en: <https://www.bcb.gob.bo/?q=ipm>

BANCO CENTRAL DE BOLIVIA, 2020. *Informe de Política Monetaria*, enero. Disponible en: <https://www.bcb.gob.bo/?q=ipm>

BANCO CENTRAL DE BOLIVIA, 2021. *Informe de Política Monetaria*, enero. Disponible en: <https://www.bcb.gob.bo/?q=ipm>

BANCO CENTRAL DE BOLIVIA, 2022. *Informe de Política Monetaria*, enero. Disponible en: <https://www.bcb.gob.bo/?q=ipm>

BANCO CENTRAL DE BOLIVIA, 2023. *Informe de Política Monetaria*, enero. Disponible en: <https://www.bcb.gob.bo/?q=ipm>

BARRERA, Carlos, 2013. El sistema de predicción desagregada - Una evaluación de las proyecciones de inflación 2006-2011. Banco Central de Reserva del Perú, Serie de Documentos de trabajo DT. N°2013-009, julio. Disponible en: <https://www.bcrp.gob.pe/publicaciones/documentos-de-trabajo/dt-2013-09.html>

BARRERA, Carlos, 2007. Proyecciones desagregadas de inflación con modelos *Sparse* VAR robustos. Banco Central de Reserva del Perú, Serie de Documentos de trabajo, DT. N° 2007-015, septiembre. Disponible en: <https://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Documentos-de-Trabajo/2007/Documento-Trabajo-15-2007.pdf>

BARRERA, Carlos, 2005. Proyecciones desagregadas de la variación del Índice de Precios al Consumidor (IPC), del Índice de Precios al Por Mayor (IPM) y del crecimiento del producto real (PBI). Banco Central de Reserva del Perú, Serie de Documentos de trabajo DT. N° 2005-006, noviembre. Disponible en: <https://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Documentos-de-Trabajo/2005/Documento-Trabajo-06-2005.pdf>

CABALLERO, Jhudy, BOHÓRQUEZ, Claudia, CABALLERO, Benigno y CABALLERO, Rolando, 2020. Análisis de la tasa de inflación en Bolivia. Una aproximación con modelos con cambio de régimen con dos estados. *Economía Coyuntural*, 5 (4), pp. 25 - 58. ISSN en línea 2415-0630. Disponible en: http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2415-06222020000400004&lng=es&tlng=es

CABALLERO, Rolando, CABALLERO, Benigno y BOHÓRQUEZ, Claudia, 2022. *Análisis de la inflación en Bolivia: Una aproximación Markov Switching con dos estados*. Ministerio de Economía y Finanzas Públicas de Bolivia, *Cuadernos de Investigación Económica Boliviana*, 3 (1), pp. 47 - 88. ISSN: 2518-4687. Disponible en: https://www.economiayfinanzas.gob.bo/sites/default/files/2023-08/Paper2_CIEB2019.pdf

CASTILLO, Paul, MONTORO, Carlos y TUESTA, Vicente, 2009. Un modelo de equilibrio general con dolarización para la economía peruana. Banco Central de Reserva del Perú, *Revista Estudios Económicos*, 17, pp. 9 - 50. ISSN 1028-6438. Disponible en: <https://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Revista-Estudios-Economicos/17/Estudios-Economicos-17-1.pdf>

CUITIÑO, Fernanda, GANÓN, Elena, TISCORDIO, Ina y VICENTE, Leonardo, 2010. Modelos univariados de series de tiempo para predecir la inflación de corto plazo. En: *XXV Jornadas Anuales de Economía*. Montevideo, Uruguay. Disponible en: <https://www.bcu.gub.uy/Comunicaciones/Jornadas%20de%20Economia/iees03j3101010.pdf>

ENDERS, Walter, 2015. *Applied Econometric Time Series*, 4th edition. John Wiley & Sons Inc. ISBN: 978-1-118-80856-6

GONZÁLEZ, Eliana; GÓMEZ, Miguel; MELO, Luis and TORREZ, Jose, 2006. Forecasting food price inflation in developing countries with inflation targeting regimes: the Colombian case. Banco de la República – Colombia,

Borradores de Economía No. 409, octubre. Disponible en: <https://banrep.gov.co/docum/ftp/borra409.pdf>

GONZÁLEZ, Eliana, 2008. Pronósticos de agregados a partir de desagregados. Caso empírico: Inflación de alimentos en Colombia. Banco de la República – Colombia, Borradores de Economía N°504, abril. Disponible en: <https://dlb4gd4m8561gs.cloudfront.net/sites/default/files/publicaciones/pdfs/borra504.pdf>

IDROVO, Byron y TEJADA, Mauricio, 2010. Modelos de predicción para la inflación de Chile. Cámara Chilena de la Construcción AG, Documentos de trabajo N°61, septiembre. Disponible en: <https://catalogo.extension.cchc.cl/documentos/documentos/22483-2.pdf>

KILIAN, Lutz and LÜTKEPOHL, Helmut, 2017. *Structural Vector Autoregressive Analysis*. Cambridge University Press. ISBN: 978-1-107-19657-5

LEAL, Felipe, MOLINA, Carlos and ZILBERMAN, Eduardo, 2020. Inflation Forecast in Chile with Machine Learning Methods. Banco Central de Chile, Documento de trabajo N° 860, enero. Disponible en: https://www.bcentral.cl/documents/33528/133326/DTBC_860.pdf/e845b1aa-28fd-d125-e646-fa7c76fbff41?t=1693387767543

LUNA, Miriam, PÉREZ, Fernando, MONTORO, Carlos y CASTILLO, Paul, 2019. El esquema de metas de inflación en América del Sur: Evaluación y perspectivas. Banco Central de la Reserva del Perú, *Moneda*, 179, pp. 8 - 12. ISSN en línea 1991-0606. Disponible en: <https://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Revista-Moneda/moneda-179/moneda-179-02.pdf>

LÜTKEPOHL, Helmut, 2005. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Germany: Springer-Verlag

MORA, Mauricio, 2014. Determinantes de la inflación de alimentos y su relación con la inflación de no alimentos en Bolivia. Banco Central de Bolivia, Serie de documentos de trabajo, Documento de trabajo N° 09/2014, diciembre. Disponible en: https://www.bcb.gob.bo/webdocs/publicacionesbcb/2016/06/00/18.%20Inflaci%C3%B3n%20de%20alimentos%20en%20Bolivia_0.pdf

NADAL-DE SIMONE, Francisco, 2001. Proyección de la Inflación en Chile. Banco Central de Chile, *Economía chilena*, 4 (3), pp. 59 – 85. ISSN en línea 0717-3830. Disponible en: <https://repositoriodigital.bcentral.cl/xmlui/handle/20.500.12580/3442>

SIMS, Christopher, 1980. Macroeconomics and reality. *Econometrica*, 48 (1), pp. 1 - 48. ISSN en línea 1468-0262. Disponible en: <https://doi.org/10.2307/1912017>

STOCK, James and WATSON, Mark, 2001. Vector Autoregressions. *Journal of Economic Perspectives*, 15 (4), pp. 101 - 115. ISSN en línea 1944-7965. Disponible en: <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.15.4.101>

WINKELRIED, Diego, 2013. Modelo de proyección trimestral del BCRP: Actualización y novedades. Banco Central de Reserva del Perú, *Revista Estudios Económicos*, 26, pp. 9 - 60. ISSN 028-6438. Disponible en: <http://www.bcrp.gob.pe/publicaciones/revista-estudios-economicos/estudios-economicos-no-26.html>

ZURITA, José, 2024. Evaluación de la precisión en el pronóstico de la inflación en Bolivia: *Random Forest* y árboles de decisión vs. Arima. Universidad del Valle, *Compás Empresarial*, 15 (39), pp. ISSN en línea 2075-8960. Disponible en: <https://doi.org/10.52428/20758960.v15i39.1227>

APÉNDICES

Apéndice A

Comparación de ponderación por divisiones de países de la región.

| Por división | Bolivia 2016 | Peru 2021 | Colombia 2019 | Chile 2023 |
|--|--------------|-----------|---------------|------------|
| ALIMENTOS Y BEBIDAS NO ALCOHOLICAS | 27,1 | 23,9 | 15,1 | 22,2 |
| BEBIDAS ALCOHOLICAS Y TABACO | 0,9 | 1,7 | 1,7 | 3,7 |
| PRENDAS DE VESTIR Y CALZADO | 7,6 | 4,6 | 4,0 | 2,9 |
| VIVIENDA Y SERVICIOS BASICOS | 8,6 | 9,6 | 33,1 | 16,8 |
| MUEBLES, BIENES Y SERVICIOS DOMESTICOS | 6,1 | 4,9 | 4,2 | 6,2 |
| SALUD | 3,6 | 3,5 | 1,7 | 8,2 |
| TRANSPORTE | 9,1 | 12,2 | 12,9 | 13,5 |
| COMUNICACIONES | 5,4 | 4,6 | 4,3 | 6,6 |
| RECREACION Y CULTURA | 6,2 | 4,0 | 3,8 | 4,8 |
| EDUCACION | 4,1 | 8,1 | 4,4 | 4,2 |
| BIENES Y SERVICIOS DIVERSOS | 7,6 | 6,8 | 5,4 | 3,7 |
| ALIMENTOS Y BEBIDAS CONSUMIDOS FUERA DEL HOGAR | 14,0 | | | |
| RESTAURANTES Y HOTELES | | 16,1 | 9,4 | 6,2 |
| SEGUROS Y SERVICIOS FINANCIEROS | | | | 1,1 |

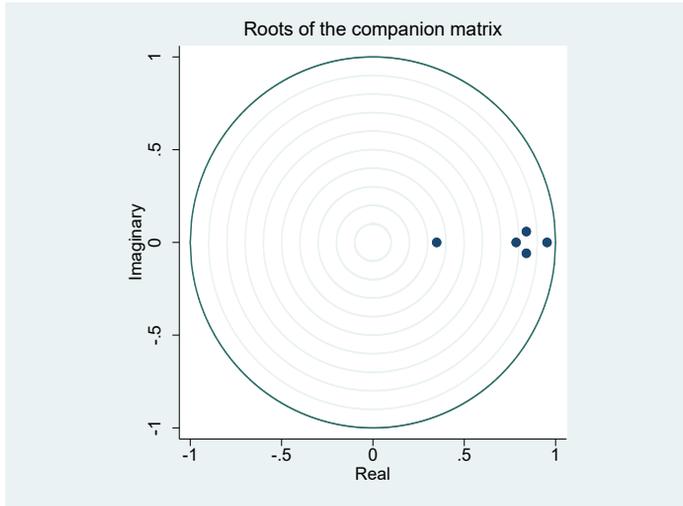
Apéndice B

Metas de inflación de países de la región.

| País | Rango meta |
|-------------|-------------------|
| Brasil | 3% - 6% |
| Chile | 2% - 4% |
| Colombia | 2% - 4% |
| Paraguay | 2% - 6% |
| Perú | 1% - 3% |
| Uruguay | 1% - 3% |

Apéndice D

Condición de estabilidad de Modelos Vectores Autorregresivos (VAR)



Test de Causalidad de Granger

Granger causality Wald

| Equation | Excluded | chi2 | df | Prob > chi2 |
|----------|----------|--------|----|-------------|
| phi | y | 2.7736 | 1 | 0.735 |
| phi | emi | 11.499 | 1 | 0.042 |
| phi | g | 2.277 | 1 | 0.810 |
| phi | tcpp | 6.9039 | 1 | 0.228 |
| phi | ALL | 33.546 | 4 | 0.029 |
| y | phi | 21.763 | 1 | 0.001 |
| y | emi | 13.385 | 1 | 0.020 |
| y | g | 4.5606 | 1 | 0.472 |
| y | tcpp | 8.2762 | 1 | 0.142 |
| y | ALL | 49.191 | 4 | 0.000 |
| emi | phi | 2.5561 | 1 | 0.768 |
| emi | y | 10.505 | 1 | 0.062 |
| emi | g | 4.3578 | 1 | 0.499 |
| emi | tcpp | 1.3457 | 1 | 0.930 |
| emi | ALL | 17.632 | 4 | 0.612 |
| g | phi | 2.4914 | 1 | 0.778 |
| g | y | 1.8882 | 1 | 0.864 |
| g | emi | 11.273 | 1 | 0.046 |
| g | tcpp | 11.477 | 1 | 0.043 |
| g | ALL | 21.251 | 4 | 0.382 |
| tcpp | phi | 1.5907 | 1 | 0.902 |
| tcpp | y | 2.8491 | 1 | 0.723 |
| tcpp | emi | 17.27 | 1 | 0.004 |
| tcpp | g | 5.5954 | 1 | 0.348 |
| tcpp | ALL | 29.699 | 4 | 0.075 |

Pruebas de autocorrelación

Lagrange-multiplier test

| lag | chi2 | df | Prob > chi2 |
|-----|---------|----|-------------|
| 1 | 29.2710 | 25 | 0.25275 |
| 2 | 20.7739 | 25 | 0.70515 |
| 3 | 24.4083 | 25 | 0.49589 |
| 4 | 23.0158 | 25 | 0.57664 |
| 5 | 29.0666 | 25 | 0.26114 |

