



Minutas Citadas en el IPoM de Marzo 2024

División Política Monetaria - Banco Central de Chile

RECUADRO I.1: RIESGOS EN LA CONVERGENCIA INFLACIONARIA INTERNACIONAL

Brian Pustilnik, Diego Rodriguez, María Teresa Reszczyński y Juan M. Wlasiuk.

RECUADRO I.2: EVOLUCIÓN RECIENTE DE LA INFLACIÓN SUBYACENTE

Felipe Guzmán, Lucas Bertinatto, Valentina Cortés, Ignacio Gálvez, Mía Juul y Camilo Pérez

RECUADRO I.3: PARTICIPACIÓN LABORAL DE PERSONAS MAYORES EN EL PERÍODO POST-COVID

Sofía Bauducco, Alvaro Castillo y Matías Tapia

RECUADRO II.1: INFLACIÓN DE BIENES Y SERVICIOS Y BRECHAS SECTORIALES

Diego Vivanco, Lucas Bertinatto, Mara Bouteille, Isidora Diaz, Felipe Guzmán y Camilo Levenier

RECUADRO II.1: EFECTOS HETEROGÉNEOS DEL TRASPASO DEL TIPO DE CAMBIO A PRECIOS EN CHILE: ANÁLISIS EMPÍRICO CON MICRODATOS

Gustavo González, David Kohn y José Elías Rishmawi

Minuta citada en Recuadro I.1:

Riesgos en la convergencia inflacionaria internacional

Brian Pustilnik, Diego Rodriguez, María Teresa Reszczynski y Juan M. Wlasiuk

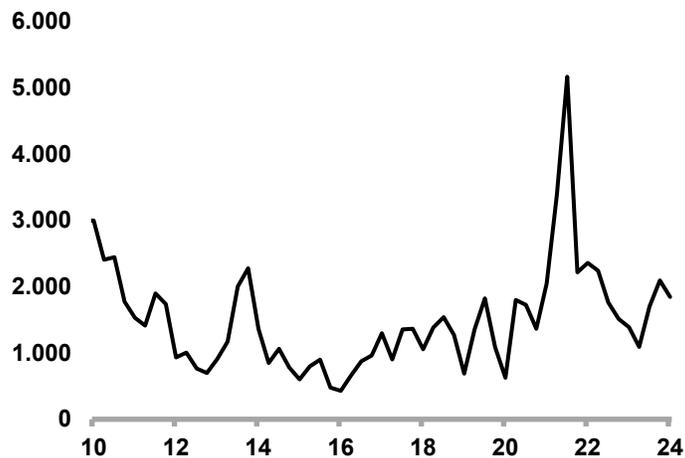
Esta minuta entrega detalles del análisis de riesgos en la convergencia inflacionaria internacional, citado en el Recuadro I.1 del IPoM de marzo de 2024. Se incluyen tres ejercicios: (A) un análisis del impacto de los costos de transporte internacional sobre la inflación global usando un modelo de proyección local; (B) un análisis complementario del impacto inflacionario de los costos de transporte usando la matriz insumo-producto globales; y, (C), una estimación del impacto de la dinámica reciente de la economía China sobre el IPC de bienes (sin alimentos y energía) en Estados Unidos.

A. Modelo de Proyección Local para el Análisis de Costos de Transporte

A.1. Introducción

La normalización de los costos de transporte fue un factor importante en la relajación de las restricciones de oferta surgidas durante el Covid (Gráfico A.1). Estimaciones indican que, en el *peak* del tercer trimestre de 2022, el aumento de los costos de transporte habría aportado en torno a 0,8 puntos porcentuales (pp) a la inflación global. Asimismo, su normalización reciente estaría teniendo una incidencia negativa del orden de 0,7 pp. Naturalmente, con la normalización de los costos de transporte las presiones deflacionarias tenderán a desaparecer hacia fines de 2024. Se agrega a esto, que los conflictos en Medio Oriente y el Mar Rojo están generando nuevas presiones al alza en los costos de transporte. De mantenerse en su nivel actual durante 6 meses, generarían presiones inflacionarias adicionales en 2025, del orden de 0,4pp.

Gráfico A.1: Costos de transporte internacional (USD por contenedor de 40 pies)



Fuente: Baltic Dry Index.

El impacto de los costos de transporte en la inflación ya ha sido estudiado en la literatura. Un trabajo reciente (Carrière-Swallow et al, 2023), estima el impacto de los costos globales de transporte en la inflación para el periodo 1992-2021 y encuentran que un aumento de los costos de transporte tiene un efecto significativo en la inflación. En este ejercicio seguimos una metodología similar a la de estos autores y estimamos el impacto de los costos de transporte en la inflación global a través de funciones de impulso respuesta estimadas con *Local Projection* (Jordà, 2005).

A.II. Datos y Metodología

La ecuación a estimar es la siguiente:

$$\pi_{i,t+h} = \alpha_i^h + \sum_{j=1}^2 \gamma_j^h \pi_{i,t-j} + \sum_{j=0}^2 \beta_j^h CT_{t-j} + \sum_{j=0}^2 \theta_j X_{t-j}^i + \varepsilon_{i,t}^h \quad (A.1)$$

Donde i corresponde al país, π a la variación trimestral de la inflación; α es un efecto fijo por país; CT corresponde a la variación trimestral de los costos de transporte; y X a la matriz de controles que incluye la variación trimestral del precio del petróleo, la variación trimestral del precio de los alimentos, un output gap por país y un output gap global¹. El número de rezagos j según distintos criterios de información es de 2 trimestres, y el horizonte h es 8 trimestres.

Para medir los costos de transporte global utilizamos el Baltic Dry Index². Los datos de inflación se obtienen desde Bajraj *et al* (2023), cuya base de datos actualizada provee series de inflación para 57 países con una canasta comparable (inflación armonizada) desestacionalizada. El panel incluye los 57 países de la muestra (ver anexo) con frecuencia trimestral, y el modelo se estima para el periodo 2010-2023. La Tabla A.1 provee estadísticas descriptivas de las variables incluidas en la estimación.

Tabla A.1: Estadísticas Descriptivas

Variable	Media	Desvío Estándar	Fuente
IPC headline (t/t,ln)	0.94	2.48	Bajraj <i>et al.</i> (2023).
Baltic Dry Index (t/t,ln)	0.34	37.65	Bloomberg.
WTI (t/t,ln)	-2.27	26.45	Bloomberg.
FAO (t/t, ln)	0.80	6.36	Bloomberg.
Output gap (%)	0.00	0.90	Elaboración propia en base a datos de IMF.
Output gap global (%)	-0.59	1.60	Corresponde al output gap de la OECD.

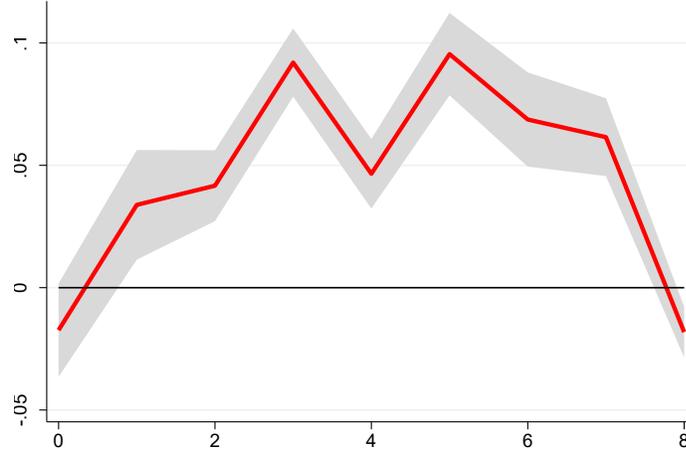
A.III. Resultados

El Gráfico A.2 muestra el impacto de un alza de una desviación estándar de los costos de transporte en la inflación global. Se observa que un *shock* a los costos de transporte de un desvío estándar tiene un impacto significativo en la inflación y alcanza el *peak* entre el 5to y 7mo trimestre tras el *shock* con una contribución cercana a 0.1 punto porcentual (pp) a la variación trimestral de la inflación global, y acumula una contribución en torno a 0,4 (pp) luego de 8 trimestres.

¹ La elección de las variables de control se hizo en base a Carrière-Swallow *et al* (2023).

² El Baltic Dry Index es un índice que mide el precio de los fletes marítimos de carga a granel seca.

Gráfico A.2: Impacto de un shock de un desvío estándar a los costos de transporte en la inflación *headline* global (puntos porcentuales)



Nota: IRF no acumulada. El eje x representa los trimestres después del *shock*. El área gris, representa el intervalo de confianza al 80%.

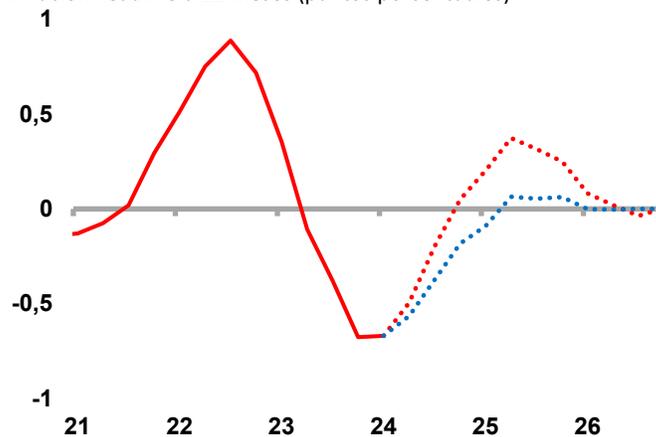
En base a los resultados de la función impulso respuesta, calculamos la contribución de los costos de transporte a la inflación global computando la siguiente expresión:

$$W_t = CT_t * IRF_0 + CT_{t-1} * IRF_1 + CT_{t-2} * IRF_2 + \dots + CT_{t-8} * IRF_8 \quad (A.2)$$

Donde W corresponde a la contribución en cada trimestre de los costos de transporte a la inflación global, y el subíndice t indica el trimestre. Una vez obtenidos los W para cada trimestre, realizamos una suma móvil de cuatro trimestres para aproximar una contribución anual (inflación *headline* a 12 meses).

La misma estimación es usada para proyectar el impacto del alza reciente de los costos de transporte en la inflación global (Gráfico A.3, línea punteada roja), así como la incidencia bajo el supuesto de que estos se hubiesen quedado en el nivel del tercer trimestre de 2023 (línea punteada azul).

Gráfico A.3: Incidencia de cambios en costos de transporte sobre la inflación *headline* a 12 meses (puntos porcentuales)



Notas: La línea roja punteada es la incidencia proyectada, manteniendo nivel actual de costos de transporte por seis meses. La línea punteada azul es la proyección si los costos de transporte se hubieran mantenido en el nivel de 3T.2023.

A.IV. Conclusiones

Los costos de transporte tienen un impacto significativo en la inflación. Durante el tercer trimestre de 2022, llegaron a aportar en torno a 0,8pp a la inflación global, mientras que su normalización reciente estaría teniendo una incidencia negativa del orden de 0,7pp. Sin embargo, vemos riesgos al alza hacia adelante, en la medida que la normalización deja de contribuir de manera negativa, y se suman presiones producto del alza reciente en los costos de transporte como consecuencia de los conflictos en Medio Oriente y el mar Rojo.

A.V. Referencias

Bajraj, Gent, Guillermo Carlomagno, and Juan M. Wlasiuk. [Where is the Inflation?: The Diverging Patterns of Prices of Goods and Services](#). Documento de Trabajo del Banco Central de Chile Nro. 969, 2023.

Carrière-Swallow, Y., Deb, P., Furceri, D., Jiménez, D., Ostry, J.D., 2023. Shipping costs and inflation. *J. Int. Money Financ.* 130, 102771.

Jordà, O., 2005. "Estimation and Inference of Impulse Responses by Local Projections," *American Economic Review*, vol.95(1), pp.161-182.

A.VI. Anexo

Tabla A.2 - Países incluidos en el panel

Albania	Ecuador	Lithuania	Serbia
Austria	Estonia	Luxembourg	Russia
Belgium	Spain	Latvia	Saudi Arabia
Bulgaria	Finland	Montenegro	Sweden
Bolivia	France	North Macedonia	Singapore
Brazil	United Kingdom	Malta	Slovenia
Canada	Greece	Mexico	Slovak Republic
Switzerland	Croatia	Netherlands	Türkiye
Chile	Hungary	Norway	Taiwan Province of China
Colombia	Ireland	Peru	United States
Costa Rica	India	Philippines	Uruguay
Cyprus	Iceland	Poland	South Africa
Czech Republic	Italy	Portugal	
Germany	Japan	Paraguay	
Denmark	Korea	Romania	

B. Uso matriz insumo-producto para análisis de costos de transporte

B.I. Introducción

Una metodología complementaria para medir el impacto de los costos de transporte en la inflación es utilizar la matriz de insumo-producto global en un ejercicio contable. En ella, el consumo de empresas y de los hogares de 43 países está desagregado por industria y origen. Para las importaciones, la base de datos incluye una categoría que reporta el costo de transporte asociado (Timmer *et al.*, 2015). De este modo, los hogares “consumen” transporte internacional de forma directa en las importaciones a consumo, y de forma indirecta a través de los sectores que importan insumos para la producción local. La base de datos para la matriz insumo-producto global está disponible entre los años 2000 y 2014.

Computamos la inversa de Leontief de la matriz insumo-producto global para calcular la ponderación de los componentes del consumo de los hogares (Leontief, 1949). Dos supuestos clave son necesarios para realizar el cálculo. En primer lugar, asumimos que la composición de insumos necesaria para producir una unidad de producto no varía según el comprador. Este supuesto es estándar en la literatura y permite caracterizar al consumo de los hogares de manera recursiva mediante la Inversa de Leontief (Dhyne *et al.* 2021). En segundo lugar, asumimos que las importaciones son exógenas, ignorando importaciones indirectas o reimportación de las propias exportaciones de un país que consideramos como efectos de segundo orden.

Finalmente, utilizamos la ponderación obtenida para el componente de transporte internacional como medida de exposición del IPC a variaciones en el costo de transporte. El cálculo del impacto en la inflación en puntos porcentuales se obtiene como el cambio porcentual en el costo de transporte multiplicado por la exposición inferida. Realizamos el cómputo de las ponderaciones para cada año y país disponible en la matriz insumo-producto global y encontramos que la ponderación de costos de transporte es sumamente estable en el tiempo. De este modo, nos apoyamos en este ejercicio contable para comparar y validar los resultados que arroja la metodología de estimación por *Local Projection*.

B.II. Metodología

El Gráfico B.1 muestra el esquema de la matriz insumo-producto global descrita por Timmer *et al.* (2015). Esta matriz puede considerarse como un conjunto de tablas nacionales de insumo-producto conectadas entre sí por flujos de comercio internacionales bilaterales. Las columnas correspondientes a al “uso por país-industria” contienen información sobre los procesos de producción. Las celdas de una columna proporcionan información sobre el gasto en los distintos insumos. Las columnas de “uso final por país” indican el gasto en consumo de cada uno de los productos en las filas para los distintos tipos de consumo final que se muestran en la Gráfico B.2. Adicionalmente, la matriz incluye filas adicionales para cada país, entre las cuales se encuentra el costo de transporte internacional (*International transport margins* en la Gráfico B.2).

Gráfico B.1: Esquema de la matriz insumo-producto global.

			Use by country-industries						Final use by countries			Total use	
			Country 1			...	Country M			Country 1	...		Country M
			Industry 1	...	Industry N	...	Industry 1	...	Industry N				
Supply from country-industries	Country 1	Industry 1											
		...											
		Industry N											
	Country M	Industry 1											
		...											
		Industry N											
Value added by labour and capital													
Gross output													

Fuente: Timmer et. al. (2015).

Gráfico B.2: Lista de filas adicionales en la matriz insumo-producto global.

<i>Final use columns (by country)</i>
Final consumption expenditure by households
Final consumption expenditure by non-profit organisations serving households (NPISH)
Final consumption expenditure by government
Gross fixed capital formation
Changes in inventories and valuables
Total output (total)
<i>Additional rows</i>
Total intermediate consumption
Taxes less subsidies on products
Cif/ fob adjustments on exports
Direct purchases abroad by residents
Purchases on the domestic territory by non-residents
Value added at basic prices
International transport margins
Output at basic prices

Fuente: Timmer et. al. (2015).

Para calcular la ponderación del costo de transporte internacional en el gasto de los hogares se considera el gasto de las industrias y los hogares en cada insumo como proporción de la producción bruta y el gasto total respectivamente. Cuando se expresan como ratios de producción bruta o gasto total, las celdas de una columna proporcionan información sobre la participación de los insumos en los costos totales. En el caso de las industrias, a dicho vector de costo a menudo se lo denomina “tecnología de producción”.

Procedemos a realizar el cálculo en dos etapas. En primer lugar, obtenemos la proporción del costo de transporte en la tecnología de producción de las industrias. Para esto, debemos considerar que las industrias importan bienes intermedios, pero también se venden productos entre ellas. De esta forma, la metodología adquiere su carácter recursivo. En segundo lugar, obtenemos la contribución de cada industria en términos de costos de transporte para el gasto de los hogares. Dado que los hogares realizan un consumo final, la descomposición consiste en identificar para cada componente del consumo, la proporción que el transporte representa en la tecnología de producción y reclasificarla/agruparla como “consumo final de transporte internacional”.

En el cálculo de la primera etapa, la proporción total de cualquier costo de origen extranjero F para la industria j , denominado s_{Fj}^{Total} , se compone de la proporción de insumos importados directamente, s_{Fj} , sumado a las

proporciones de insumos que se compra doméesticamente a otras industrias, s_{ij} , multiplicadas por la proporción de costo extranjero para esas industrias:

$$s_{Fj}^{Total} = s_{Fj} + \sum_{\forall i} s_{ij} \left[s_{Fi} + \sum_{\forall k} s_{ki} (s_{Fk} + \dots) \right] \quad (B.1).$$

Esta proporción se puede calcular para cada uno de los costos de origen extranjero, entre los cuales se incluye el costo de transporte internacional (F=T). Notando que dentro de los corchetes de la ecuación (B.1), la expresión es equivalente a s_{Fi}^{Total} , se sigue que el sistema de ecuaciones a resolver para obtener el vector de proporciones totales es tal que

$$s_F^{Total} = [I - S']^{-1} s_F \quad (B.2),$$

donde $[I - S']^{-1}$ es la Inversa de Leontief del bloque de consumos intermedios de la matriz insumo-producto global. En la ecuación (B.2), S es la matriz de proporciones obtenida del bloque "uso por país-industria", donde las celdas de una columna suman a la proporción del costo de producción que representan los insumos doméesticos

$$S = \begin{bmatrix} s_{11} & \dots & s_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{N1} & \dots & s_{NN} \end{bmatrix} \quad (B.3)$$

Dado que en la expresión recursiva de s_{Fj}^{Total} (ecuación B.1), la suma es sobre el subíndice correspondiente a las filas de S (es decir, $\forall i$ de s_{ij}), al calcular la inversa de Leontief, la matriz se debe transponer.

Finalmente, la participación del costo de transporte en el consumo de los hogares en el país m, c_{mT}^{Total} , se obtiene como el producto vectorial entre el vector de participaciones de cada industria en el consumo final del país m, c_{mj} , y el vector de las proporciones de costo de transporte en las tecnologías de producción de cada industria, s_{Tj}^{Total} :

$$c_{mT}^{Total} = \sum_{\forall j} c_{mj} \times s_{Tj}^{Total} \quad (B.4)$$

B.III. Resultados

La Tabla B.1, contiene las participaciones del costo de transporte en el consumo de los hogares para 42 países, calculadas utilizando la matriz insumo-producto y la metodología reportada. Se presentan los valores correspondientes a los costos de transporte de todos los orígenes. Adicionalmente se reporta la participación correspondiente a orígenes de Asia únicamente, que será utilizada en el ejercicio contable que analiza el periodo de pandemia.

Tabla B.1: Participación del Costo de Transporte en el consumo de los hogares

País (ISO-código)	Transporte todos los orígenes	Transporte origen Asia
AUS	1,05%	0,36%
AUT	1,37%	0,15%
BEL	1,72%	0,15%
BGR	2,26%	0,13%
BRA	0,75%	0,19%
CAN	1,62%	0,35%
CHE	1,05%	0,11%
CHN	0,87%	0,21%
CYP	1,78%	0,19%
CZE	2,39%	0,31%

DEU	1,42%	0,24%
DNK	1,50%	0,16%
ESP	1,35%	0,16%
EST	2,09%	0,29%
FIN	1,33%	0,20%
FRA	1,42%	0,21%
GBR	1,27%	0,22%
GRC	1,39%	0,11%
HRV	2,12%	0,08%
HUN	1,94%	0,12%
IDN	1,14%	0,38%
IND	0,90%	0,12%
IRL	0,86%	0,15%
ITA	1,12%	0,12%
JPN	1,17%	0,27%
KOR	1,88%	0,46%
LTU	3,02%	0,07%
LUX	1,97%	0,13%
LVA	1,97%	0,06%
MEX	1,38%	0,31%
MLT	1,74%	0,26%
NLD	1,82%	0,28%
NOR	1,62%	0,29%
POL	1,95%	0,37%
PRT	1,89%	0,07%
ROU	1,85%	0,11%
RUS	1,43%	0,15%
SVK	3,08%	0,31%
SVN	2,59%	0,39%
SWE	1,28%	0,13%
TUR	1,24%	0,27%
TWN	1,86%	0,70%
USA	0,57%	0,20%

Fuente: Cálculos de los autores en base a la matriz insumo-producto global.

La Tabla B.2, contiene la participación del costo de transporte en el consumo de los hogares de Estados Unidos, desagregada por origen para sus principales socios comerciales. Se puede apreciar la heterogeneidad entre orígenes en la importancia de los costos de transporte en el caso de China y Canadá. Estos orígenes representan una proporción similar del consumo de los hogares, sin embargo, el transporte es mucho más relevante para importaciones provenientes de China comparadas con las provenientes de Canadá.

Tabla B.2: Participación del Costo de Transporte de principales orígenes para Estados Unidos

País (ISO código)	Top 10 Orígenes	Importación	Transporte
USA	CHN	1,54%	0,122%
	CAN	1,52%	0,001%
	MEX	1,05%	0,025%
	DEU	0,54%	0,026%
	JPN	0,43%	0,027%
	GBR	0,42%	0,014%
	KOR	0,30%	0,016%
	FRA	0,24%	0,011%
	CHE	0,21%	0,004%
	ITA	0,21%	0,014%
	TOTAL TOP 10	6,5%	0,3%
	TOTAL	11,2%	0,57%

Fuente: Cálculo de los autores en base a la matriz insumo-producto global.

El Gráfico B.3, muestra los resultados del ejercicio contable para cuantificar el impacto de los costos de transporte en la inflación. El cálculo en base a la matriz insumo-producto global consiste en multiplicar la exposición a costos de transporte con origen Asia, y la variación de costos de transporte asociados al *peak* de costos de transporte durante la pandemia en 2022. El supuesto de utilizar únicamente la exposición a Asia se fundamenta en la dinámica de costos de transporte experimentada durante el episodio que se muestra en el Gráfico B.4. Este supuesto es necesario, ya que, en el ejercicio econométrico de estimación por *Local Projection*, la inclusión de efectos fijos por país permite controlar por la heterogeneidad en la exposición a distintos orígenes, pero en el ejercicio contable es necesaria esa consideración a la hora de computar la exposición relevante para ese periodo.

Finalmente, dado que Chile no forma parte de la matriz insumo-producto global, realizamos el cálculo contable basándonos en el resultado de Gonzalez, Luttini y Rojas (2023) que los costos de transporte contribuyeron en un 17% en promedio a la inflación del periodo 2019-T4 a 2021-T4. En este caso, ajustamos nuestro ejercicio econométrico para calcular la contribución estimada en esas fechas en lugar de considerar el *peak* de costos de transporte de 2022.

Gráfico B.3: Comparación de la contribución de Costos de Transporte a la inflación durante el periodo de la pandemia para ejercicios contable y econométrico (puntos porcentuales)

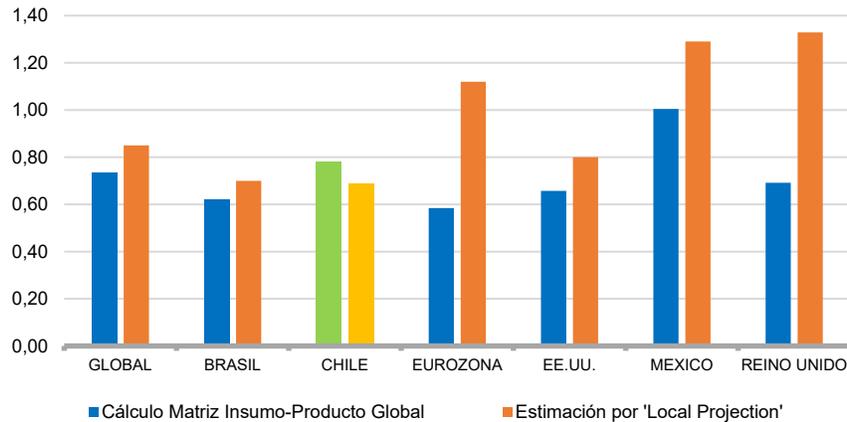
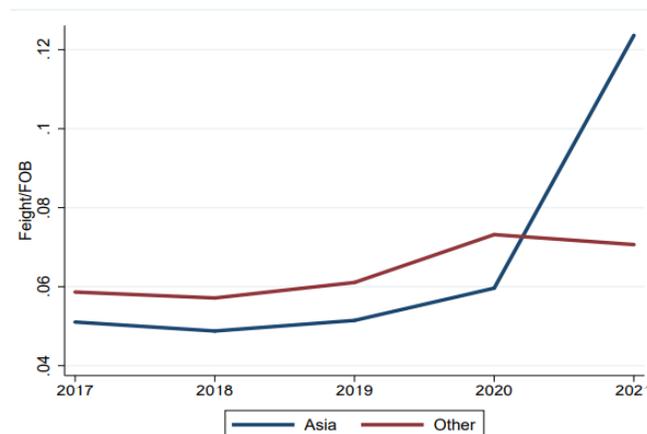


Gráfico B.4: Cambios en los costos de transporte para Chile durante Covid.

Figure 4: Freight/FOB by region



Fuente: Gonzalez, Luttini y Rojas (2023).

B.IV. Referencias

Dhyne, Emmanuel & Ayumu Ken Kikkawa & Magne Mogstad & Felix Tintelnot, (2021). "Trade and Domestic Production Networks," *Review of Economic Studies*, Oxford University Press, vol. 88(2), pages 643-668.

González, Gustavo & Emiliano Luttini & Marco Rojas, 2023. "Freight costs and domestic prices during the COVID-19 pandemic," Working Papers Central Bank of Chile 982, Central Bank of Chile.

Leontief, W., "Structural Matrices of National Economies," *Econometrica* 17 (1949):273–82.

Timmer, M. P., Dietzenbacher, E., Los, B., Stehrer, R. and de Vries, G. J. (2015), "An Illustrated User Guide to the World Input–Output Database: the Case of Global Automotive Production" , *Review of International Economics*, 23: 575–605.

C. El impacto de China sobre el IPC de bienes SAE en Estados Unidos

C.I. Introducción

En esta sección se analiza el impacto de factores asociados tanto a la demanda como a la oferta de China sobre la inflación de bienes sin alimentos y energía (Bienes SAE) de EE.UU. por medio de un Modelo de Vectores Autorregresivos Bayesianos (BVAR) con restricciones de signos. Específicamente, utilizamos la producción industrial de China, el índice de precios del productor de China, la producción industrial global sin China, un índice global de precios de materias primas, y el índice de precios del consumidor de bienes sin alimentos y energía de EE.UU. para medir los impactos externos en el proceso des inflacionario en EE.UU.

La descomposición histórica nos permite evidenciar una elevada importancia de los shocks globales sobre la inflación de bienes SAE. Los shocks provenientes por el lado de la demanda global y las disrupciones en la cadena de suministro explican buena parte del auge y caída de la inflación de bienes de EE.UU. En 2023, la normalización de la cadena productiva en China, sumado a un bajo dinamismo del consumo ha contribuido de manera importante en el rápido descenso del IPC bienes SAE de EE.UU. Hacia adelante, si la debilidad del consumo en China no continúa profundizándose y/o la velocidad de expansión de la producción se modera, estos efectos deflacionarios sobre el IPC bienes SAE deberían disminuir.

C.II. Literatura relacionada y datos

El uso de BVAR con restricciones de signo para medir shocks macroeconómicos estructurales es relativamente nuevo en el análisis de política. Esta tomó mayor relevancia durante la pandemia y buscaba proveer una interpretación de carácter estructural a los múltiples shocks que afectaron a la economía global.

Esta identificación se ha usado en variados análisis macroeconómicos recientes sobre inflación. Shapiro (2020) realizó un esquema preliminar de drivers de oferta y demanda de la dinámica del PCE, el cual fue refinado con un BVAR desagregado por componentes en Shapiro (2022). El trabajo aquí presente se diferencia de este análisis, pues abordamos el problema de forma agregada y no granular. En este sentido se aproxima más a trabajos realizados por Bánbura *et al* (2023) y Benigno *et al* (2022) en el que la identificación de los fundamentos de la inflación se hace a nivel de variables macroeconómicas. De todos modos, el trabajo difiere de estos últimos, pues el enfoque es exclusivamente hacia variables que son determinantes de la inflación de bienes, tales como la producción global y los costos de producción.

La Tabla C.1 muestra el resumen de información utilizada. La base es construida a nivel mensual entre 2012 y 2023 con los agregados de producción y precios de producción de China, la producción a nivel global, los precios de producción a nivel global medidos por el precio de materias primas y el IPC bienes SAE de EE.UU.

Tabla C.1. Resumen estadísticas descriptiva (cambios porcentuales, periodo 2012 2023)

Variable	Promedio	Desviación estándar	Fuente
Producción Industrial de China	0,66	3,57	China Bureau of Statistics
Producción Industrial Global ex China	0,50	4,53	Elaboración propia en base a INEs respectivos
IPP de China	0,03	0,61	China Bureau of Statistics
Índice Global de Materias Primas S&P	0,03	5,57	Bloomberg
IPC Bienes SAE de EE.UU.	0,09	0,39	Bureau of Labor Statistics

Nota: Se utilizan variables desestacionalizadas en el caso de la producción industrial de China, la producción industrial global, el IPC bienes SAE de EE.UU. y el índice de precios del productor de China. Todas las variables se usan en cambio logarítmicos mensuales.

C.III. Enfoque Empírico

En esta sección se describe como se descompone la inflación en shocks globales. Para ello utilizamos un modelo BVAR para modelar la dinámica conjunta de los determinantes. Considerando un modelo de Vector autorregresivo estructural (SVAR) de la siguiente forma:

$$A_0 y_t = \mu + A_1 y_{t-1} + \dots + A_k y_{t-k} + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, T, \quad (C.1)$$

Donde y_t es un vector $N \times 1$ de variables observables, A_j son matrices de coeficientes de $N \times N$, μ un vector de $N \times 1$ y ε_t son los shocks estructurales con media cero. El modelo en su forma reducida se puede escribir así:

$$y_t = c + B_1 y_{t-1} + \dots + B_k y_{t-k} + \mu_t, \quad t = 1, \dots, T, \quad (C.2)$$

Donde $B_j = A_0^{-1} A_j$, $c = A_0^{-1} \mu$ y $\mu_t = A_0^{-1} \varepsilon_t$ y así $E(\mu_t \mu_t') = \Omega = (A_0' A_0)$

Para recuperar los residuos estructurales se utiliza una estrategia de identificación de restricciones de signo. Los shocks estructurales pueden calcularse de a partir de shocks de forma reducida de la siguiente manera $\varepsilon_t = A_0 \mu_t$, donde A_0 es una matriz de dependencia contemporánea de las variables de producción y costo con $VAR(\mu_t) = \Sigma_\mu$ y $VAR(\varepsilon_t) = I_{n \times n}$, con I denotando la matriz identidad. La Tabla C.2 resume las restricciones de signo que permiten identificar los shocks estructurales que se requieren para identificar la matriz A_0 :

En general, seguimos la identificación estándar de la literatura en que los shocks de demanda mueven al alza precios y cantidades, mientras que shocks de oferta mueven los precios y cantidades en dirección opuesta. Asimismo, la matriz de identificación especificada es similar a la propuesta por di Sano et al (2023), aunque adaptada para considerar el IPC bienes SAE de EE.UU. Específicamente, un shock de demanda desde China tendría impactos positivos en la producción industrial, su incremento sería por sobre la producción industrial del resto del mundo, presionaría los precios locales de producción y los de insumos en el resto del mundo, el impacto en la inflación de bienes en EE.UU. es ambiguo. Un shock de demanda global también eleva los distintos componentes, aunque eleva la producción en el resto del mundo por sobre la producción en China, el impacto sobre IPC Bienes SAE es positivo ante el sobrecalentamiento de la actividad global. Un shock restrictivo de oferta disminuiría la producción y elevaría los costos de producción, los mayores costos de producción también aumentarían la inflación percibida en EE.UU. Asimismo, un incremento de los precios de los insumos reduce la producción en China y el resto del mundo, eleva los costos que enfrenta los productores y la inflación.

Tabla C.2 - Matriz de identificación de shocks

	Demanda China	Demanda Global (Ex China)	Oferta China	Materias Primas
Producción Industrial China	+	+	-	-
Producción industrial relativa	+	-	-	
Precios del productor China	+	+	+	+
Materias Primas Global	+	+		+
Inflación bienes SAE EE.UU.		+	+	+

Nota: La producción industrial relativa es el crecimiento relativo entre la producción industrial de China y la producción industrial global ex China. Espacios sin signos quedan libres de restricción en la identificación de factores.

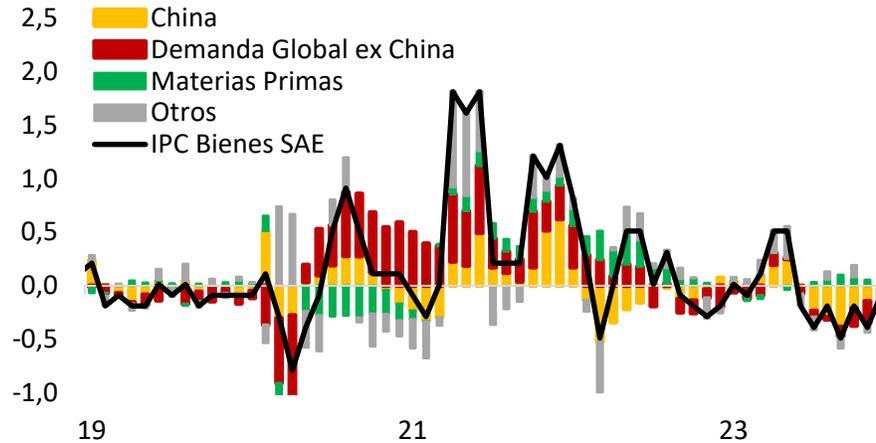
C.IV. Resultados y Conclusiones

El Gráfico C.1 muestra las descomposiciones históricas para el IPC Bienes SAE de EE.UU., cubriendo los periodos desde 2019 hasta fines de 2023 en variaciones mensuales y anuales. En el gráfico se puede evidenciar la fuerte contribución de la demanda global y los factores de oferta y demanda de China en el alza de la inflación en el periodo 2021 y 2022, el cual se ha deshecho en gran medida durante 2023. En su conjunto, los factores de oferta y demanda relacionados a China han contribuido en un descenso acumulado de 1,27% en el segundo semestre de 2023, mientras que el enfriamiento de la demanda global contribuyó en torno a 0,65%. Cabe destacar que otros factores no capturados por los shocks globales de precios también influenciaron el alza de precios de los bienes durante la pandemia.

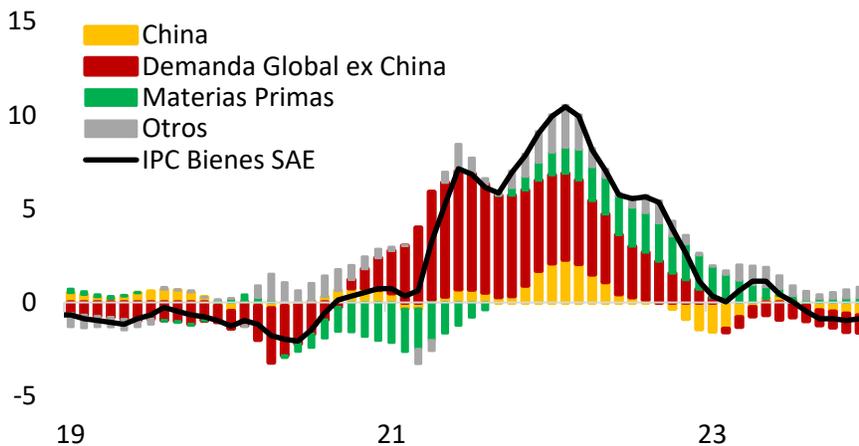
En resumen, los resultados muestran que gran parte del proceso de desinflación de bienes visto en 2023 en EE.UU. tuvo una fuerte incidencia de factores globales, especialmente aquellos provenientes de China. En la medida en que los riesgos en China sean evitados por las autoridades, es decir, que la debilidad del consumo deje de exacerbarse y la producción industrial se modere, estos factores deflacionarios debiesen disminuir.

Gráfico C.1: Descomposición estructural del IPC Bienes SAE de EE.UU.

A. Variación mensual, porcentaje en desvío respecto a la media



B. Variación anual, porcentaje en desvío respecto a la media



Nota: Se suman los factores de oferta y demanda China en un solo factor.

C.V. Referencias

Bánbura M., Bobeica E. & Matínez Hernández C. (2023): “What drives core inflation? The role of supply shocks”, ECB Working Paper Series no 2875

Benigno G., di Giovanni J. & Groen J. (2022): “The GSCPI: A New Barometer of Global Supply Chain Pressures”, Staff Reports 1017, Federal Reserve Bank of New York

di Sano M., Pongetti G., Schuler T. & Guan Toh S. (2023): “Spillovers to the euro area from recent negative inflation in China”, ECB Economic Bulletin, Issue 7/2023

Shapiro A.H. (2020): “A Simple Framework to Monitor Inflation”, Working Paper Series 2020-29, Federal Reserve Bank of San Francisco

Shapiro A.H. (2022): “How Much Do Supply and Demand Drive Inflation?”, Working Paper Series 2022-15, Federal Reserve Bank of San Francisco

Minuta citada en el Recuadro I.2: Evolución reciente de la inflación subyacente

Felipe Guzmán, Lucas Bertinatto, Valentina Cortés, Ignacio Gálvez, Mía Juul y Camilo Pérez^{1/}

Las medidas de inflación subyacente que monitorea regularmente el Banco Central buscan capturar la tendencia inflacionaria mediante la exclusión de componentes del IPC que se consideran “ruidosos” o poco informativos para la formación de precios a mediano plazo. Así, estas medidas buscan identificar el movimiento de precios sobre el cual la política monetaria puede actuar con mayor éxito.

A contar de 2019, el Banco Central incorporó a su análisis regular sobre tendencia inflacionaria al IPC sin volátiles, siendo adoptada como medida principal de inflación subyacente. El IPC sin volátiles es un índice de exclusión fija que se obtiene buscando una canasta, a nivel de subclases del IPC, que minimiza una función de pérdida que evalúa cuatro propiedades deseables en una medida de inflación subyacente: alta persistencia, baja volatilidad, mínimo sesgo respecto de la inflación total y bajo error predictivo.

Previo a la incorporación del IPC sin volátiles, otra medida subyacente utilizada ampliamente por el Banco Central consistía en el IPC que excluye alimentos y energía (IPC SAE), la que continúa siendo frecuentemente referida como índice de inflación subyacente por otros bancos centrales. Estos suelen utilizar también otras medidas de exclusión variable, en donde los productos excluidos varían mes a mes en función del valor informacional que se le asigna a su variación. Por ejemplo, los bancos centrales de Nueva Zelanda y Australia se han referido regularmente a índices tales como la mediana y la media podada como medidas de inflación subyacente². Por su parte, el Banco Central de Canadá, en 2016, identificó tres medidas preferidas para evaluar la dinámica de la inflación subyacente³, entre las que se incluyen las dos medidas antes mencionadas y una adicional estimada como un factor dinámico⁴. En el caso de Estados Unidos, una serie de medidas son revisadas por los distintos bancos de la Reserva Federal con el fin de mejorar la comprensión de las tendencias inflacionarias⁵. En todo caso, las medidas de exclusión fija –en las que los productos excluidos se mantienen mes a mes y entre las que se encuentra el IPC sin volátiles– son los indicadores más frecuentemente empleados para capturar dichas tendencias. Lo anterior se explica, en buena medida, por la facilidad con la que dichos índices se pueden replicar y ser comunicados al público.

Tal como se destacó en el IPoM de diciembre de 2019⁶, una de las limitaciones de los indicadores de exclusión fija radica en que, a medida que transcurre el tiempo, el comportamiento de los componentes que conforman (o no) dicho índice puede variar al punto que ya no resulte recomendable incluirlos (o excluirlos) del índice. Por esto, cada cierto tiempo, es deseable revisar y volver a evaluar que productos incluir y excluir del índice. En el caso del IPC sin volátiles, desde su última actualización, diversos shocks afectaron considerablemente la evolución de precios locales. Junto con esto, la publicación de la nueva canasta del IPC con base 2023 = 100 incluyó la actualización en la clasificación de gasto de los hogares, desde su versión 1999 a la de 2018. Entre sus principales implicancias, esto se tradujo en que el número de subclases –nivel de agregación a partir del cual se construye la canasta sin volátiles– aumentó de 136 a 172. Ambos argumentos (el cambio de canasta y

¹ Se agradecen comentarios y sugerencias de Markus Kirchner, Jorge Fornero, Elías Albagli y Guillermo Carlomagno.

² Ver Box D en [Banco Central de Australia \(2005\)](#) y Box 1 en [Banco Central de Nueva Zelanda \(2006\)](#).

³ Mayor detalle en [Banco Central de Canadá \(2016\)](#).

⁴ La mediana corresponde a la variación de precios ubicada en el percentil 50 (en términos de las ponderaciones de la canasta del IPC) de la distribución de las variaciones de precio en un mes; la media podada excluye los componentes cuya variación se encuentra en las colas de la distribución; el factor dinámico es una medida que estima el componente común dentro de todos los componentes del IPC.

⁵ Para una breve descripción de algunas de estas medidas ver [Kliesen \(2023\)](#).

⁶ Ver [Recuadro IV.1 IPoM diciembre 2019](#).

el paso del tiempo desde la última actualización) sugieren el periodo actual es oportuno para actualizar la canasta sin volátiles.

Esta minuta detalla la metodología empleada para la reestimación del IPC sin volátiles con base 2023 = 100, como también evalúa la medida obtenida en comparación a otros indicadores de inflación subyacente. La misma está dividida en 5 secciones. La primera sección describe los empalmes históricos por subclases que se realizaron para construir el IPC sin volátiles. La segunda sección detalla la metodología empleada para la construcción de IPC sin volátiles y los ajustes incorporados en esta actualización. La tercera sección presenta la nueva serie de IPC sin volátiles y su comparación con la serie anterior. La cuarta sección presenta otras medidas de inflación subyacente cuyos parámetros fueron también actualizados. Finalmente, la quinta sección entrega algunas reflexiones finales.

1. Empalmes históricos por subclase

La estimación del IPC sin volátiles requiere contar con series de tiempo extensas y a un nivel desagregado. Para ello, se definió como ventana muestral (tanto para el cálculo del IPC sin volátiles original como la reestimación actual) al período posterior a la adopción de la política monetaria guiada por la tasa nominal. A su vez, la estimación del IPC sin volátiles se hizo a nivel de subclases, que representan el nivel mínimo de agrupación de los productos que conforman el IPC. La construcción a este nivel otorga continuidad al análisis de la inflación a través del tiempo, ya que: *a*) entrega grados de flexibilidad que son necesarios ante los habituales cambios que se experimentan a nivel de producto tras cada actualización de canasta del IPC, *b*) su desagregación es suficiente para capturar la heterogeneidad de distintos componentes de la canasta. Esto último sería más difícil de observar en niveles de agregación superiores, como son las clases, grupos o divisiones.

En este contexto, la nueva canasta presentó un cambio relevante en términos de composición y número de subclases respecto a la canasta previa, aumentando desde 136 a 172 subclases, lo que representa el mayor cambio de las últimas seis canastas de IPC (Tabla 1).

Tabla 1: Estructura de las canastas del IPC (número)

Agrupación	Dic.1998	Dic.2008	2009	2013	2018	2023
Subclases	136	143	143	137	136	172
Productos	483	368	368	321	303	283

Fuente: Banco Central de Chile en base a información del Instituto Nacional de Estadísticas.

Para poder establecer una estrategia de homologación entre las distintas canastas, primero se evaluó el grado de ajuste que experimentaron las nuevas subclases respecto a la estructura de la canasta anterior. Los resultados fueron clasificados según los siguientes casos resumidos en la Tabla 2:

Tabla 2: Cambios en subclases respecto a canasta 2018

Caso	Definición	Observaciones	% IPC 2023	Número
1	Sin cambios	Se mantiene la definición y abarca los mismos productos	35	60
2	Cambian	Sujetas a cambios en definición, o bien, a la eliminación, adición y/o desagregación de productos	59	102
3	Eliminadas	Compuestas exclusivamente por productos eliminados	0	6
4	Nuevas	Compuestas exclusivamente por nuevos productos	6	10

Fuente: Banco Central de Chile en base a información del Instituto Nacional de Estadísticas.

La principal dificultad para realizar el empalme fue reconstruir la historia de las subclases que conforman el caso 2, puesto que no se podía hacer una comparación directa entre subclases entre las distintas canastas.

Ello implicó homologar las canastas a nivel de producto, para posteriormente reagruparlos en función de la estructura de subclases actual, lo que se realizó para cada canasta a partir de 1998.

Si bien en los próximos meses se publicará un documento que explicitará todos los supuestos adoptados para reconstruir históricamente las subclases bajo la nueva canasta de IPC, a continuación, se detallan algunos elementos centrales a destacar. En primer lugar, los productos eliminados en canastas previas fueron asignados a las subclases de la nueva canasta en las que se incluían productos con los que compartían “finalidad de uso”, en línea con el supuesto de trabajo que adoptaron [Pedersen et al. \(2009\)](#) para realizar el empalme de subclases del IPC entre 1989-2008. En segundo lugar, aquellos productos que no pudieron ser asignados, conforman una subclase auxiliar denominada “resto”. El objetivo de esta subclase, que se constituyó como la número 173 de la canasta, es que la suma ponderada de todas las subclases permita replicar la inflación total observada en periodos anteriores al actual. En una mirada histórica, la ponderación de esta subclase es de 0% bajo la canasta 2023 = 100, y menos de 1% en el resto de las canastas.

Finalmente, los índices a nivel de subclase bajo cada canasta se construyeron siguiendo las metodologías vigentes en cada momento del tiempo, es decir, agregando índices de productos con media aritmética, excepto para la canasta de 1998. En esta última, acorde a su metodología original, los productos del grupo de “Alimentación” (excluyendo bebidas alcohólicas) fueron agregados a nivel de subclases utilizando una media geométrica^{7 8}.

Una vez reconstruidos los índices de subclases para cada canasta, se obtienen las series empalmadas utilizando la siguiente fórmula:

$$P_{i,t} = \frac{P_{i,t+1}}{\pi_{i,t+1} + 100} * 100$$

donde $P_{i,t}$ corresponde al índice de precios de la subclase i y $\pi_{i,t+1}$ a su variación mensual en el periodo $t + 1$. De esta forma, las series son construidas desde lo más reciente (canasta 2023) hacia atrás, utilizando las variaciones mensuales referenciales de cada canasta⁹. Por su parte, la variación mensual del IPC total se construye como la suma del producto de las variaciones mensuales de las subclases y el respectivo ponderador implícito¹⁰ del mes previo.

Los resultados del IPC total empalmado se presentan en el Gráfico 1. Es posible observar que si bien las variaciones mensuales de las series empalmadas de 2023 y 2018 son prácticamente idénticas desde 2009 en adelante –con diferencias mínimas que se explican por el número de decimales (mayor) con que cuenta el INE para la publicación del IPC respectivo–, para el periodo de vigencia de la canasta de diciembre 1998 (1999:2008) se observan diferencias algo mayores. Esto se atribuye al rol que juega la media geométrica para la construcción de los índices de una fracción de las subclases, debido a la no-linealidad que conlleva su cálculo y al cambio en la reagrupación de los productos dado los cambios en las subclases. En todo caso, estas diferencias promedian cero y, por tanto, no implican un sesgo sobre la inflación.¹¹

⁷ Tal como señala el [manual metodológico de la canasta diciembre 1998=100](#): “Para agregar los Productos en un Artículo se tomará en cuenta el grado de elasticidad de sustitución entre los productos que forman el artículo. Para el Grupo Alimentación se utilizará la media geométrica; para los otros Grupos, se aplicará la media aritmética.” (INE, 1998).

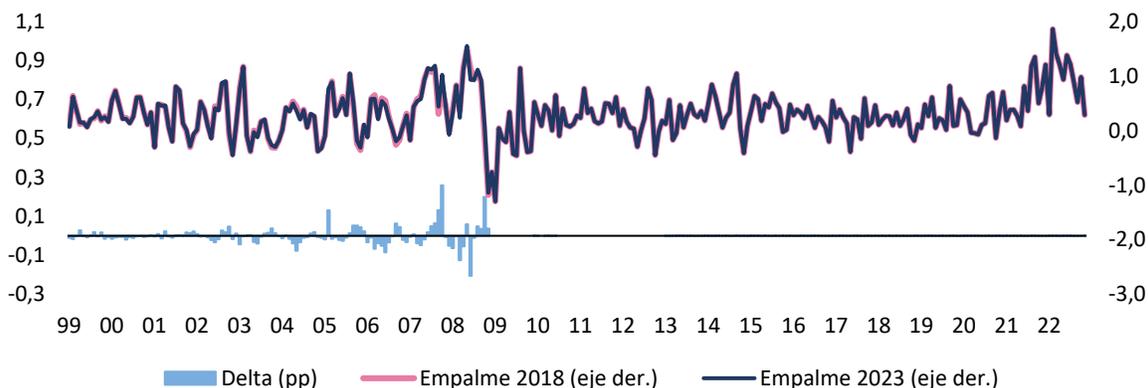
⁸ Siguiendo a [Pedersen et al. \(2009\)](#), en casos donde la subclase estaba compuesta tanto por productos del Grupo de Alimentación de la canasta de diciembre 1998 como por otros fuera de esta, se agrupó con media aritmética.

⁹ Esto implica utilizar información de la canasta 2023=100 desde enero 2023 en adelante.

¹⁰ Para cada momento del tiempo, el ponderador implícito de la subclase i corresponde a $w_{i,t}^* = w_i \cdot P_{i,t-1} / IPC_{t-1}$, donde w_i representa la ponderación de la subclase i en el IPC del año base de cada canasta y P_i el índice de precios de la subclase i .

¹¹ En el Anexo A1 es posible encontrar las variaciones anuales a diciembre de cada año resultantes del empalme con series oficiales (y no referenciales) utilizando esta metodología. En promedio, las diferencias son iguales a cero, lo que reafirma que no hay implicancias en términos de sesgo sobre la inflación.

Gráfico 1: Series empalmadas del IPC (variación mensual porcentual, serie referencial)



Fuente: Banco Central de Chile en base a información del Instituto Nacional de Estadísticas.

2. Metodología IPC sin volátiles

En esta sección se detallan los pasos que se siguen para reestimar la canasta del IPC sin volátiles, una vez que se cuenta con series de subclases lo suficientemente extensas. En primer lugar, siguiendo la metodología original planteada por [Carlomagno y Sansone \(2019\)](#), para construir la canasta de IPC sin volátiles se desestacionalizan los índices de precios de las 172 subclases que componen el IPC base 2023 = 100 (173 al considerar la subclase “resto”), los cuales fueron empalmados utilizando las series referenciales de cada canasta¹². El periodo muestral abarca entre los meses de enero de 2003 y diciembre de 2023. Luego, se calcula la variación mensual y se estima la siguiente ecuación para cada subclase, con el fin de medir su persistencia y volatilidad:

$$\Phi(L)\pi_{i,t} = c + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

donde $\pi_{i,t}$ es la inflación mensual de la subclase i en el período t , $\Phi(L) = (1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p)$ es un polinomio autorregresivo donde el parámetro p se selecciona en base al criterio de información bayesiano (BIC). De esta forma, la persistencia se mide como el valor de la mayor raíz del polinomio autorregresivo y la volatilidad como el desvío estándar de $\varepsilon_{i,t}$. Tras esto, se ordenan las subclases de mayor a menor volatilidad, y se estiman distintos candidatos/canastas posibles de IPC sin volátiles, donde la primera medida excluye la subclase más volátil del IPC, la segunda excluye las dos subclases más volátiles, y así sucesivamente. La inflación mensual de cada medida resultante se calcula de la siguiente forma:

$$\pi_t = \sum_{i=1}^N w_{i,t}^* \pi_{i,t} \quad (2)$$

donde π_t es la inflación mensual del período t , $\pi_{i,t}$ es la inflación mensual de la subclase i entre el período t y $t - 1$. Por último, $w_{i,t}^*$ es el ponderador implícito de la subclase i , y se define como: $w_{i,t}^* = w_i \cdot P_{i,t-1} / IPC_{t-1}$, donde w_i es la participación de la subclase i en el gasto total de los consumidores, $P_{i,t-1}$ es el índice de precios de la subclase i en el período $t - 1$ y N es el total de subclases.

¹² Las series fueron desestacionalizadas con el programa X13-ARIMA-SEATS. Mayor detalle sobre el empalme de las series y el uso de series referenciales para ello se puede encontrar en las notas metodológicas de la [Base de Datos Estadísticos del Banco Central de Chile](#).

Luego comienza un proceso de optimización en que, como primer paso, se evalúan las propiedades estadísticas de cada una de las medidas antes construidas:

- i. Persistencia alta (ρ_j): que converja suavemente a su nivel promedio;
- ii. Volatilidad baja (σ_j): que muestre oscilaciones mensuales acotadas;
- iii. Sesgo bajo (μ_j): que, en promedio, no muestre desvíos significativos respecto de la inflación total;
- iv. Error predictivo bajo ($RMSFE_j$): que sea informativa sobre los movimientos futuros de la inflación¹³.

Estas propiedades son condensadas en una función de pérdida que recoge la distancia de cada parámetro de interés respecto a un valor “óptimo”. Asumiendo que tenemos Q medidas de inflación subyacente, la función de pérdida estimada para la medida j se define como:

$$L_j = (\rho_j - \rho_0)^2 + (\sigma_j - \sigma_0)^2 + (\mu_j - \mu_0)^2 + (RMSFE_j - RMSFE_0)^2 \quad (3)$$

donde los valores óptimos se definen como:

- i. $\rho_0 = \max(\rho_j), j = 1, \dots, Q$
- ii. $\sigma_0 = \min(\sigma_j), j = 1, \dots, Q$
- iii. μ_0 es la media muestral de la inflación observada
- iv. $RMSFE_0 = \min(RMSFE_j), j = 1, \dots, Q$

Finalmente, el IPC sin volátiles estará compuesto por las subclases que conforman la canasta cuya función de pérdida alcance el menor valor entre los candidatos considerados, dando como resultado una medida subyacente que excluye componentes volátiles del IPC y en los que aquellos excluidos son determinados considerando las 4 propiedades mencionadas previamente¹⁴.

2.1. Desafíos y estrategia de reestimación IPC sin volátiles

El mayor número de subclases que conforma la nueva canasta de IPC y la extensión del periodo muestral hasta 2023 (2019 anteriormente) implicó una serie de cambios que debieron ser considerados en la estimación del nuevo IPC sin volátiles.

En primer lugar, el aumento del número de subclases conllevó cambios importantes en la distribución de dos propiedades estadísticas de las subclases relevantes para la construcción del IPC sin volátiles (persistencia y volatilidad). Esto es cierto aun cuando se calculan estos estadísticos para el mismo periodo muestral que la estimación original. Lo anterior se debe a que el mayor nivel de desagregación de las subclases (que pasaron de 136 a 172) implica distinguir más detalladamente patrones mensuales que previamente estaban condensados (Anexo A2). Este cambio en la forma de agregación podría llevar, por sí solo, a un cambio en la selección de subclases consideradas no volátiles de acuerdo con el algoritmo. Esto porque, con la metodología

¹³ El error predictivo se estima con un análisis fuera de muestra, basado en la siguiente regresión $\hat{\pi}_{t+h} = c + \theta_h(L)\pi_{j,t}^* + \Phi_h(L)\hat{\pi}_t + \epsilon_{j,t}$, donde $\hat{\pi}_t$ es la tendencia de la inflación mensual total estimada con un filtro HP ($\lambda = 14400$) y $\pi_{j,t}^*$ es la inflación mensual de la medida subyacente j . Luego, se define la raíz del error cuadrático medio de la predicción acumulada a seis meses como: $RMSFE = \sqrt{\frac{1}{T-6-t^*} \sum_{t=t^*}^{T-6} (\hat{\pi}_{t+6}^6 - \pi_{t+6}^6)^2}$, donde $\hat{\pi}_{t+6}^6$ y π_{t+6}^6 son la tendencia ex-post acumulada en seis meses predicha y observada, respectivamente; t^* el período inicial de evaluación (enero 2012) y T el último período de la muestra.

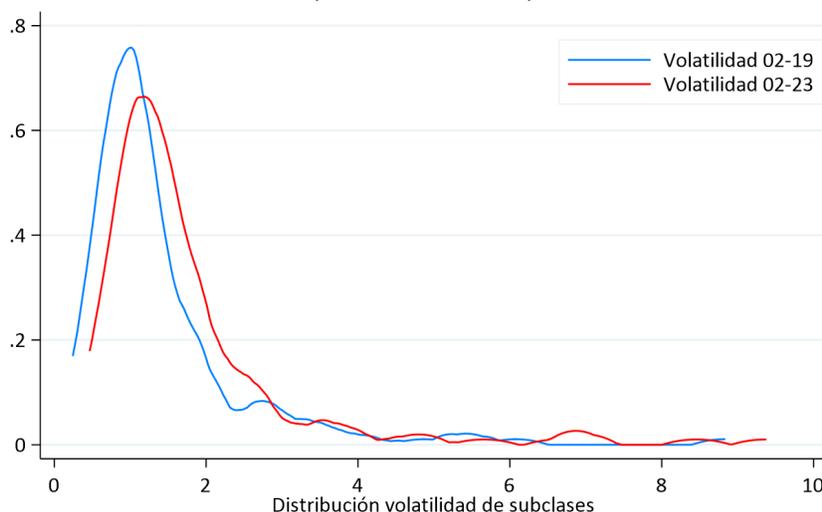
¹⁴ Si bien la metodología original no incorporó el criterio de desempeño predictivo en la función de pérdida, en [Carlomagno, Sansone y Fornero \(2023\)](#) (y en esta actualización) si se incluyó.

original, el ordenamiento de subclases se realiza únicamente por la volatilidad de estas y, por lo tanto, este determina todos los candidatos a IPC sin volátiles que luego se evaluarán.

En segundo lugar, tanto el promedio de la inflación como la volatilidad de cada subclase cambió al extender la muestra. La inflación total promedio bajo la ventana muestral anterior fue 3,1%. Al extender la muestra hasta 2023, se incorpora un periodo en que shocks de magnitudes considerables llevaron a que la inflación promedio de la muestra ascendiera hasta 3,7%. A su vez, la distribución de la volatilidad de las subclases aumentó de forma considerable (Gráfico 2). En esta línea, el cambio en la muestra generó un cambio relevante en el ordenamiento por volatilidad de algunas de las subclases. En parte y más allá de los shocks significativos que sufrió la economía en los últimos años, esto obedece a que un número grande de subclases tienen volatilidades no muy distintas entre sí por lo que, pequeños cambios en el período muestral afectan el ordenamiento por volatilidad de estas.

Lo anterior (tanto la mayor desagregación de subclases como la extensión de la muestra) condiciona la reestimación del IPC sin volátiles al utilizar la metodología original, ya que el nuevo ordenamiento por volatilidad difiere considerablemente con respecto al ranking previo. Dado que la metodología define un número limitado de combinaciones de subclases a ser evaluadas – que dependen del ordenamiento por volatilidad–, en esta ocasión se decidió incorporar un algoritmo (Permutación Entre Vecinos Cercanos, PEVC de aquí en adelante) que permita aumentar el número de combinaciones posibles a ser evaluadas sin cambiar significativamente el criterio de ordenamiento por volatilidad. Esto permite otorgar mayor robustez a la metodología original de cara a futuras reestimaciones del IPC sin volátiles, y contar con un marco metodológico que se adecúe de mejor forma ante actualizaciones de canastas del IPC y actualizaciones muestrales.

Gráfico 2: Volatilidad de la variación mensual a nivel de subclases
(densidad de Kernel)



Nota: Ambos casos consideran las 172 subclases que conforman el IPC 2023 = 100, homologando la canasta 2018 a su versión 2023.

Fuente: Banco Central de Chile en base a información del Instituto Nacional de Estadísticas.

2.2. Algoritmo de Permutación Entre Vecinos Cercanos (PEVC)

Para que la estimación de la canasta sin volátil no sea sensible a pequeños cambios muestrales, el algoritmo aquí propuesto busca incorporar la posibilidad de permitir distintas combinaciones de ordenamiento de subclases sin desviarse demasiado del criterio original de ordenamiento por volatilidad. En el extremo, probar

todas las combinaciones posibles de subclases representa $172!$, equivalente a $2,1 \times 10^{311}$ combinaciones, siendo un número tan grande que se considera poco práctico para fines de la reestimación de la canasta sin volátiles. Además, la canasta óptima no necesariamente excluiría a las subclases más volátiles, lo que podría ser no deseado desde un punto de vista comunicacional. Dado esto, con tal de aumentar el número de combinaciones posibles, pero al mismo tiempo manteniendo el criterio central que da origen a esta metodología –es decir, excluir aquellos elementos más volátiles de la canasta–, se propone utilizar el algoritmo de PEVC.

El PEVC está inspirado en el algoritmo genético propuesto por Holland (1992). Este método se categoriza como un algoritmo heurístico con aplicaciones globales en que, mediante pequeñas modificaciones en secuencias de ADN, se busca imitar el proceso de optimización y selección natural presente en los cambios evolutivos¹⁵. En este contexto, el algoritmo de PEVC consiste en permitir permutar, a partir del ordenamiento original de las subclases por volatilidad y con 98,8% de probabilidad cada subclase por alguna que esté en su vecindad. En particular, esta permutación ocurre en una ventana que considera la posibilidad de “subir” 13 posiciones más arriba (más volátiles) y “bajar” 9 posiciones más abajo (menos volátiles). De modo que, con la aplicación del algoritmo, cada subclase puede cambiar de posición con otra dentro de una ventana de 22 posiciones, con un 98,8% de probabilidad. En el Anexo A3 se muestra un ejemplo de esta permutación. La calibración de la ventana de posiciones hacia arriba y abajo como también la probabilidad de cambiar de ubicación para cada subclase se basa en los cambios de posiciones observados una vez que la muestra fue extendida hasta diciembre de 2023 desde la anterior (2019), lo que se describe en la Tabla 3.

Tabla 3: Variación de puestos en ranking de volatilidades según subclases:
(muestra 2002-19 vs. 2002-23)

	Total	Arriba	Abajo
Promedio	13	15	13
Mediana	11	11	10
Desviación estándar	10	13	9
Mínimo	0	1	1
Máximo	56	56	44
Probabilidad de cambiar	98.8%	22.2%	76.5%

Fuente: Banco Central de Chile en base a información del Instituto Nacional de Estadísticas.

Así, considerando como punto de inicio el ordenamiento por volatilidad original, se aplica el algoritmo de PEVC 1000 veces, obteniendo 1001 ordenamientos distintos (el inicial más las 1000 nuevas combinaciones). Finalmente, para cada uno de estos ordenamientos, se evalúa la función de pérdida para todas las posibles canastas de IPC sin volátiles, las que van excluyendo secuencialmente subclases en base a su posición en dicho ranking. Luego, se selecciona la canasta que minimiza dicha función de pérdida para los distintos ordenamientos y combinaciones de subclases construidas. Por construcción, este algoritmo selecciona una canasta que tendrá igual o mejor desempeño que la seleccionada con el ordenamiento original. Además, este cambio no afecta significativamente el criterio original de ordenamiento por volatilidad de subclases, por lo que seguirá siendo cierto que las subclases excluidas tienden a ser más volátiles. Así, se considera que este cambio es una mejora que robustece la metodología original y otorga mayor flexibilidad de cara a reestimaciones futuras.

¹⁵ Este algoritmo genético se ha aplicado en muchos problemas y áreas de estudio, por ejemplo, en ingeniería se ha utilizado para coloración de grafos hasta optimizar sistemas continuos; en economía y finanzas para minimizar riesgos en portafolios de inversión y para predecir precios; y en medicina para optimizar tratamientos médicos. El algoritmo se destaca por su capacidad para manejar problemas complejos y su potencial para el paralelismo.

3. Nueva canasta IPC sin volátiles

La nueva canasta de IPC sin volátiles (base 2023 = 100) sugiere, en perspectiva histórica, una trayectoria de la inflación subyacente similar a la observada bajo la medición 2018 = 100 (Gráfico 3). En particular, se observa que la inflación promedio muestral y algunas propiedades, tales como la persistencia y volatilidad, no son muy distintas entre las dos medidas (Tabla 4). Dicho esto, considerando las series referenciales de la nueva canasta, se observa que la inflación acumulada durante 2023 fue 0,8pp menor a la calculada con la canasta anterior, diferencia que se acumuló en la primera mitad del año 2023.

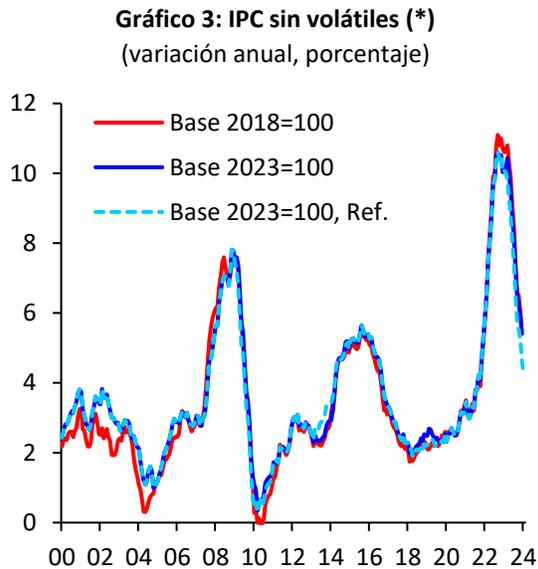


Tabla 4: IPC sin volátiles (*)
(variación anual, porcentaje)

	Base 2018=100	Base 2023=100
Promedio 2002-19	3.0	3.2
Promedio 2002-23	3.6	3.7
Dic.23	5.4	5.4
Persistencia 2002-23	0.89	0.93
Volatilidad 2002-23	0.15	0.16

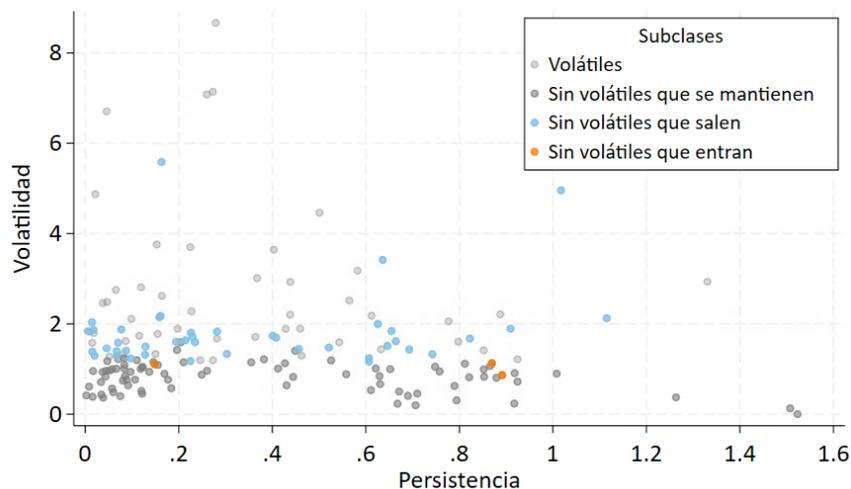
(*) Base 2018=100 y Base 2023=100 corresponden a la variación anual calculada con empalme oficial. Base 2023=100, Ref. corresponde a variación anual calculada con el empalme que utiliza series referenciales de cada canasta IPC.

Fuente: Banco Central de Chile en base a información del Instituto Nacional de Estadísticas.

La nueva medida de IPC sin volátiles clasifica 83 subclases como no volátiles (90 en la anterior) y 89 subclases como volátiles (anterior: 46). Como era de esperar, en la comparación entre ambas canastas, se observa que las subclases que salen se caracterizan por mostrar una mayor volatilidad respecto a las clasificadas como sin volátiles para la muestra hasta 2023 (Gráfico 4). Destaca también que, respecto a la medición anterior, se excluyen más subclases de bienes y alimentos, tales como la leche líquida y repuestos para el automóvil. A su vez, algunos pocos servicios son excluidos, como alojamiento y transporte privado de pasajeros. Además, solo 3 nuevas subclases se incluyen respecto a la canasta anterior: medicamentos, suministro de agua y otros combustibles de uso doméstico¹⁶. Finalmente, una característica positiva de la nueva medida sin volátiles es el hecho de que, al incluir menos subclases en relación con la medida anterior, simplifica su estimación y predicción.

¹⁶ Ver Anexo A4 para listado completo de subclases que conforman el nuevo IPC sin volátiles.

Gráfico 4: IPC sin volátiles – persistencia y volatilidad de las subclases
(muestra 2002-23)



Fuente: Banco Central de Chile en base a información del Instituto Nacional de Estadísticas.

Por su parte, la participación del IPC sin volátiles en el IPC total es levemente menor al de la canasta anterior (62%; anterior: 65%). Además, la nueva canasta pondera más, en términos relativos, a los bienes y menos a los servicios. En estos resultados influyen tanto las subclases que pasan a incluirse/excluirse como también el cambio de ponderadores entre canastas (Tabla 5).

Tabla 5: IPC sin volátiles
(participación de agregados, porcentaje)

	2018	2018 ponderador implícito	2023
Bienes	26,7	27,3	27,0
Servicios	38,4	36,3	35,1
IPC sin volátiles	65,1	63,6	62,1

Fuente: Banco Central de Chile en base a información del Instituto Nacional de Estadísticas.

4. Medidas subyacentes alternativas

4.1. Definición de otras medidas de tendencia inflacionaria

Además del IPC sin volátiles, desde hace varios años el Banco Central de Chile monitorea regularmente medidas alternativas de inflación subyacente. En particular, se consideran los siguientes índices:

- **Media podada:** se ordenan las subclases por su variación mensual de menor a mayor y se excluyen aquellas que se ubican en los extremos de la distribución, donde se recorta una fracción α_0 y α_1 de la cola izquierda y derecha, respectivamente, de la distribución observada.
- **Media podada por volatilidad:** se ordenan las subclases por volatilidad y se excluye una fracción α de subclases, donde para la estimación de la volatilidad se consideran los últimos h meses.
- **Mediana:** se ordenan las subclases por su variación mensual de menor a mayor y se considera la primera variación mensual que acumule el 50% de ponderación del IPC.
- **Media ajustada por varianza:** se ajustan las ponderaciones originales de las subclases en base a su volatilidad reciente, de tal forma que se castiga (ponderan menos) a aquellas subclases más volátiles.

Un elemento central de estos indicadores de inflación subyacente es el valor de los parámetros que estas medidas utilizarán para su estimación. Al igual que con el IPC sin volátiles, el valor de estos parámetros es seleccionado considerando los cuatro criterios estadísticos deseables descritos anteriormente: volatilidad, persistencia, sesgo y desempeño predictivo, los que también son evaluados en la función de pérdida descrita en la sección 2. En particular, en la media podada, para seleccionar α_0 y α_1 se considera una grilla de valores que van desde 0,05 hasta 0,45 con saltos discreto de 0,01 para cada parámetro, lo que entrega 41 valores posibles para cada uno, respectivamente. Por lo que el total de combinaciones a evaluar de medias podadas es de $41 \cdot 41 = 1681$. En el caso de la media podada por volatilidad, para α se considera una grilla de valores que va desde 0,05 hasta 0,9 con saltos discretos de 0,01 entregando 86 valores posibles, en tanto para h se consideran los valores 6, 12, 18 y 24 meses, entregando un total de $86 \cdot 4 = 344$ combinaciones a evaluar. Finalmente, para la media ajustada por varianza se consideran los mismos valores que para h , entregando cuatro combinaciones a evaluar.

Estas medidas de inflación subyacente –a diferencia del IPC sin volátiles– son medidas de exclusión variable, lo que implica que los productos excluidos cambian mes a mes en función del valor informacional que se le asigna a su variación mensual. El procedimiento propuesto nos permite considerar la “mejor” alternativa de cada una de estas medidas. Una vez obtenidos estos parámetros y las nuevas medidas de inflación subyacente aquí descritas, la siguiente sección las compara con el IPC sin volátiles reestimado en base a cada una de las 4 propiedades antes mencionadas.

4.2. Evaluación de las distintas medidas subyacentes

Para evaluar la nueva medida de IPC sin volátiles, se compara su desempeño respecto a las medidas de inflación subyacente descritas en la subsección previa, así como también respecto al IPC SAE. Para esto, se utilizan los cuatro criterios descritos anteriormente: volatilidad, persistencia, sesgo y desempeño predictivo, añadiendo con fines de evaluación un quinto criterio, asociado a su relación con la brecha del PIB no minero, donde una mayor relación resulta deseable¹⁷. La Tabla 6 muestra estos cinco criterios y la función de pérdida para siete medidas de inflación subyacente. Las medidas están ordenadas de menor a mayor según su desempeño en la función de pérdida.

Tabla 6: Comparación medidas subyacentes ordenadas de menor a mayor según función de pérdida (muestra 2003-2023)

	Volatilidad	Persistencia	Sesgo	Brecha	Predic.	Función de pérdida
Mediana	0,12	0,89	-0,16	0,06	1,00	0,05
IPC SV Base 2023=100	0,15	0,93	-0,01	0,24	0,92	0,07
Media ajustada por varianza	0,08	0,87	-0,20	0,01	1,09	0,09
IPC SV Base 2018=100	0,15	0,89	-0,07	0,34	0,90	0,13
Media podada por volatilidad	0,19	0,91	-0,09	0,40	0,89	0,18
Media podada	0,19	0,90	-0,10	0,47	0,91	0,25
IPC SAE	0,28	0,63	-0,75	0,73	1,03	1,24

Fuente: Banco Central de Chile en base a información del Instituto Nacional de Estadísticas.

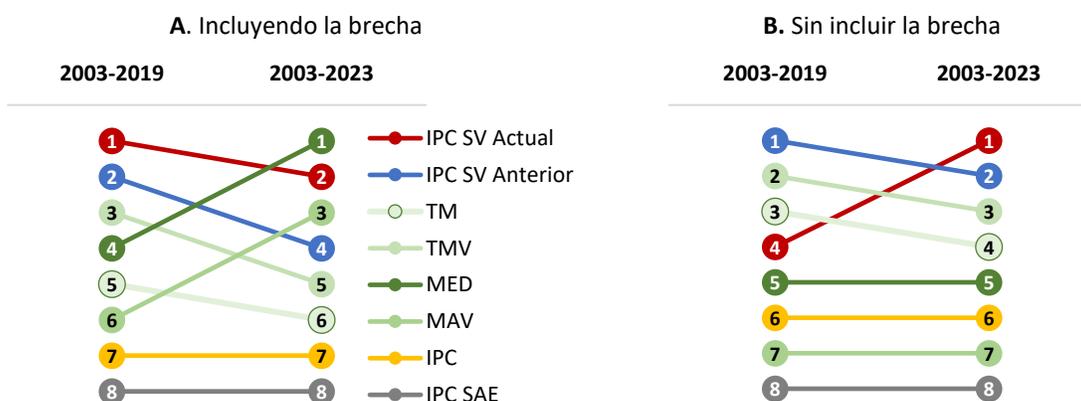
De los resultados destaca que: (i) entre las medidas de exclusión fija, el IPC SV Actual (base 2023 = 100) es la que presenta un mejor desempeño estadístico en la mayoría de los criterios considerados, superando al IPC

¹⁷ Para el criterio de relación con la brecha, se estima una especie de curva de Phillips en la que se define el número de rezagos óptimo para ambas variables sobre la base de criterios de información bayesiano (BIC). Luego, se calcula un estadístico F de contraste para la hipótesis nula igual a cero para todos los coeficientes asociados a la brecha. El p -value asociado al estadístico F , corresponde al indicador de relación entre la medida *core* con la brecha (ω). Cuanto menor sea ω , mayor es la relación con la brecha (criterio deseable).

SV Anterior (base 2018 = 100); (ii) además, entre todas las medidas, el IPC SV Actual es la segunda mejor evaluada, siendo sólo superada por la mediana; (iii) entre las medidas de exclusión variable, de mejor a peor desempeño, se encuentran: mediana, media ajustada por varianza, media podada por volatilidad y media podada; (iv) el IPC SAE es la medida peor evaluada. En particular, el IPC SAE es más volátil, menos persistente, sesgado y tiene menor relación con la brecha de actividad. En Anexo A5 se reproducen estos resultados, pero para la muestra coherente con la estimación anterior (ene-02 a oct-19), obteniendo conclusiones similares.

Por último, el Gráfico 5 ordena las distintas medidas de inflación (incluyendo además el IPC total) de mejor a peor desempeño, según la función de pérdida previamente descrita, tanto para la ventana muestral empleada al estimar el IPC sin volátiles anterior (ene-03 a oct-19), como para la nueva ventana muestral asociada a la reestimación del IPC sin volátiles (ene-03 a dic-23). En el panel A se considera para la evaluación el criterio de relación con la brecha de actividad¹⁸, mientras que en el panel B no. Los gráficos confirman las conclusiones antes mencionadas.

Gráfico 5: Evaluación de desempeño (ranking)



Nota: Las medidas de exclusión fija son: IPC SV Actual (base 2023=100), IPC SV Anterior (base 2018=100), IPC total e IPC SAE. Las medidas de exclusión variable son TM: *Trimmed Mean* (media podada), TMV: *Trimmed Mean by Volatility* (media podada por volatilidad), MAV: *Mean adjusted by Variance* (media ajustada por varianza), MED: *Mediana*. Fuente: Banco Central de Chile en base a información del Instituto Nacional de Estadísticas.

5. Observaciones finales

Los fuertes shocks que afectaron la evolución de los precios locales en los últimos años y los cambios que implicó la actualización de la nueva canasta de IPC con base 2023 = 100, resaltaron la importancia de actualizar la estimación de la canasta utilizada para el IPC sin volátiles, así como mejoras metodológicas para considerar estos eventos. En todo caso, es recomendable su composición vuelva a ser revisada después de algunos años, con tal de incorporar futuros cambios que puedan afectar el comportamiento de los distintos componentes que conforman (o que son excluidos) de la medida.

Al considerar la muestra extendida hasta 2023, como era de esperar, la nueva canasta de IPC sin volátiles es más persistente, menos volátil, menos sesgada y posee un menor error predictivo respecto a la medición

¹⁸ Cabe que recordar que para la estimación del OFE se consideran sólo los siguientes 4 criterios: volatilidad, persistencia, sesgo y desempeño predictivo. Estos 4 criterios también se utilizan para evaluar el desempeño en ambos paneles del Gráfico 5. Notar que el criterio de relación con la brecha no se utiliza para estimar.

previa. A su vez, se observa que la misma posee en general un rendimiento superior respecto a otros indicadores alternativos que buscan capturar la tendencia inflacionaria en Chile.

REFERENCIAS

Bank of Canada (2016). "Renewal of the inflation-control target".

Carlomagno, G. y Sansone, A. (2019). "Marco metodológico para la construcción de indicadores de inflación subyacente". Minuta asociada al IPoM de diciembre 2019, Banco Central de Chile.

Carlomagno, G., Fornero, J. y Sansone, A. (2023). "A proposal for constructing and evaluating core inflation measures". *Latin American Journal of Central Banking* 4 (2023), 100094.

Holland, J.H. (1992). "Genetic algorithms". *Scientific American, a division of Nature America*, Vol. 267, No. 1 (July 1992).

Instituto Nacional de Estadísticas. *Manual Metodológico del Índice de Precios al Consumidor (IPC)*. Disponibles en www.ine.gob.cl.

--- (1999) Base diciembre 1998 = 100.

--- (2009) Base diciembre 2008 = 100.

--- (2009) Base anual 2009 = 100.

--- (2019) Base anual 2018 = 100.

--- (2024) Base anual 2023 = 100.

Kevin L. Kliesen (2023). "Measures of "Trend" Inflation". *Economic Synopses*, No. 7, Federal Reserve Bank of St. Louis.

Pedersen, M., Rubio, H., Saavedra, C. (2009). "Empalme de subclases del IPC de Chile Series mensuales 1989-2008". *Estudio Económico Estadístico* N° 79, Banco Central de Chile.

Reserve Bank of Australia (2005). *Statement on Monetary Policy*, August 2005.

Reserve Bank of New Zealand (2006). *Monetary Policy Statement*, September 2006.

ANEXOS
Anexo A1: Series empalmadas del IPC

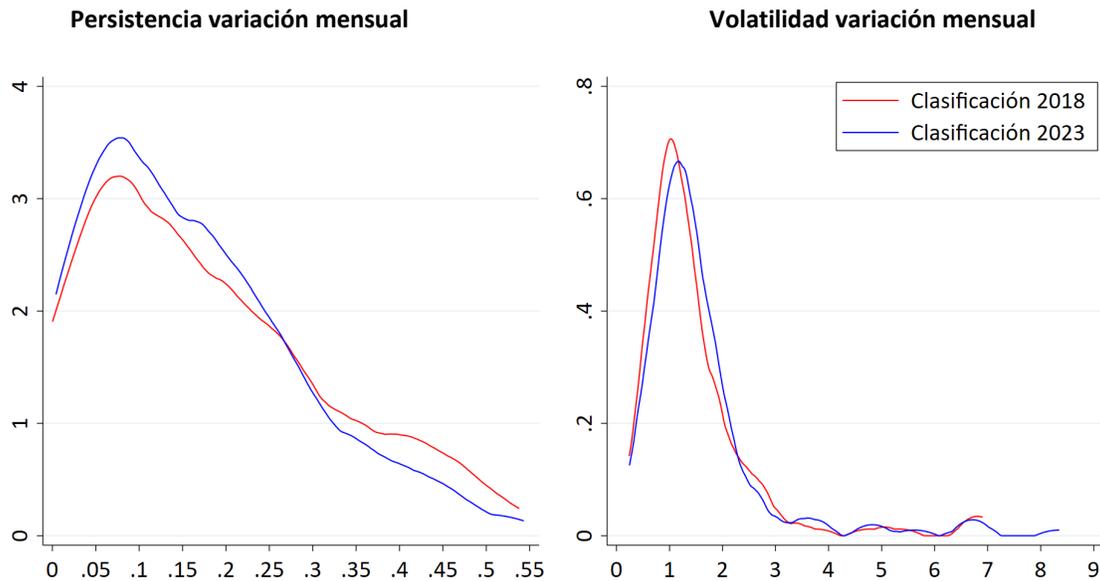
(variación anual porcentual a diciembre de cada año, series oficiales)

Año	Empalme 2023	Empalme 2018	Diferencia (pp)
2000	4.4	4.5	-0.098
2001	2.7	2.6	0.044
2002	2.9	2.8	0.020
2003	1.0	1.0	-0.027
2004	2.2	2.4	-0.175
2005	3.9	3.7	0.189
2006	2.3	2.6	-0.215
2007	8.2	7.8	0.408
2008	7.0	7.1	-0.141
2009	-1.4	-1.4	0.000
2010	3.0	3.0	0.000
2011	4.4	4.4	0.000
2012	1.5	1.5	0.000
2013	3.0	3.0	0.000
2014	4.6	4.6	0.000
2015	4.4	4.4	0.000
2016	2.7	2.7	0.000
2017	2.3	2.3	0.000
2018	2.6	2.6	0.000
2019	3.0	3.0	0.000
2020	3.0	3.0	0.000
2021	7.2	7.2	0.000
2022	12.8	12.8	0.000
2023	3.9	3.9	0.000
Promedio			0.000

Fuente: Banco Central de Chile en base a información del Instituto Nacional de Estadísticas.

Anexo A2: Comparación entre subclases solo por reclasificación (*)

(densidad Kernel, muestra 2002-2023)



(*) El gráfico muestra el cambio en la distribución de la persistencia y volatilidad de las subclases del IPC solo por efecto reclasificación, donde clasificación 2018 considera 144 subclases y clasificación 2023 considera 173 subclases. Para el año 2023 se utilizan índices de la canasta base 2018=100. Persistencia se mide como el coeficiente de un proceso AR(1) para las variaciones mensuales desestacionalizadas de cada subclase, en tanto, volatilidad se mide como el desvío estándar del residuo.

Fuente: Banco Central de Chile en base a información del Instituto Nacional de Estadísticas.

Anexo A3: Ejemplo de combinaciones según subclases de algoritmo PEVC

Orden vol.	Per.1	Per.2	Per.3	Per.4	Per.5	Per.6	Per.7	Per.8	Per.9	Per.10	
27	146	71	154	123	146	75	28	69	126	126	...
123	69	126	124	124	154	28	115	124	28	130	...
124	72	72	69	27	114	124	69	28	72	163	...
163	126	69	126	126	126	163	26	123	115	9	...
146	28	114	123	154	124	27	124	75	27	70	...
126	124	27	9	163	163	130	126	154	123	26	...
154	27	28	26	146	123	123	130	115	69	72	...
72	123	123	163	75	71	146	123	163	124	71	...
69	26	154	1	70	70	70	146	70	114	124	...
28	115	115	28	71	9	154	27	146	146	19	...
26	114	163	114	1	130	114	70	19	19	123	...
75	130	70	72	130	29	26	154	26	127	115	...
115	1	9	147	97	97	126	147	1	20	1	...
71	19	75	11	26	26	97	114	127	29	29	...
130	71	124	29	69	72	71	9	20	1	97	...
114	163	113	27	136	28	1	11	11	147	135	...
9	70	130	75	19	115	72	71	114	130	113	...
70	75	127	130	72	1	113	72	72	26	146	...
19	147	97	136	28	127	69	113	29	23	154	...
1	21	19	71	135	23	127	75	71	97	75	...
97	20	135	113	147	11	23	19	147	163	20	...
147	154	146	19	11	21	29	163	32	71	147	...
29	32	23	21	98	98	115	135	136	2	27	...
127	97	1	127	62	136	32	23	126	21	98	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	↘

Fuente: Banco Central de Chile en base a información del Instituto Nacional de Estadísticas.

Anexo A4: IPC sin volátiles Base 2023=100
(listado completo de subclases, porcentaje del IPC total)

Subclase IPC 2023=100	Pond.	Subclase IPC 2023=100	Pond.
Pan y productos de panadería	3.4	Productos de asistencia para la audición y la comunicación	0.0
Bebidas vegetales	0.0	Artículos ortopédicos	0.1
Yogures y productos similares	0.3	Servicios dentales	1.6
Frutas preservadas	0.0	Servicios médicos	2.0
Azúcar	0.1	Servicios de hospitalización	0.8
Chocolates	0.4	Exámenes de imagenología y radiología	0.4
Helados	0.3	Exámenes de laboratorio clínico	0.3
Platos preparados adquiridos en tiendas y supermercados	0.7	Automóviles nuevos	3.6
Aderezos, salsas de tomate y sal	0.4	Automóviles usados	0.2
Otros productos alimenticios	0.2	Motocicletas	0.1
Jugos	0.4	Mantenimiento y reparación de vehículos personales	1.1
Té	0.2	Servicios de estacionamiento	0.2
Bebidas gaseosas	1.0	Servicios de peaje	0.7
Otras bebidas no alcohólicas	0.2	Servicios vinculados a la circulación del vehículo	0.1
Destilados	0.4	Transporte escolar	0.2
Cervezas	1.2	Computadores	0.6
Vestuario para hombres	0.7	Servicios de telefonía móvil	1.9
Vestuario escolar	0.2	Conexión a internet	0.5
Servicios de limpieza y reparación de vestuario	0.0	Pack de telecomunicaciones	1.4
Arriendo	7.2	Suscripción a contenidos audiovisuales	0.7
Materiales para el mantenimiento de la vivienda	0.8	Juguetes	0.3
Servicios para el mantenimiento de la vivienda	1.1	Artículos para celebraciones	0.1
Suministro de agua	1.5	Productos para mascotas	1.3
Servicio de retiro de basura	0.1	Servicios para mascotas	0.5
Otros combustibles de uso doméstico	0.3	Servicios prestados por centros recreativos	0.2
Muebles para el hogar	1.0	Servicios asociados a la práctica deportiva	0.3
Reparación de muebles	0.0	Textos educativos	0.1
Línea blanca	0.5	Libros	0.2
Artículos para calefacción del hogar y calefón	0.1	Diarios	0.0
Aspiradoras	0.0	Artículos de escritorio y artes manuales	0.3
Otros artefactos grandes para el hogar	0.0	Enseñanza pre-escolar y enseñanza básica	1.4
Electrodomésticos pequeños de cocina	0.3	Enseñanza media	0.6
Reparación de artefactos para el hogar	0.1	Enseñanza superior	1.9
Vajilla	0.1	Restaurantes, cafés y similares	5.6
Utensilios de cocina	0.2	Artículos para el cuidado personal	1.7
Herramientas manuales y accesorios	0.0	Artículos cosméticos	0.4
Pequeños accesorios eléctricos	0.1	Servicios de peluquería	0.2
Productos de limpieza para el hogar	0.8	Servicios en centros de estética	0.1
Otros bienes no durables para el hogar	0.5	Joyas y relojes	0.2
Servicio doméstico	1.7	Residencias para adultos mayores	0.2
Medicamentos	2.4	Otros servicios	0.5
Lentes ópticos	0.4		
		Total	62.1

Fuente: Banco Central de Chile en base a información del Instituto Nacional de Estadísticas.

Anexo A5: Comparación medidas subyacentes ordenadas de menor a mayor según función de pérdida
(muestra ene-02 a oct-19)

	Volatilidad	Persistencia	Sesgo	Brecha	Predic.	Función de pérdida
IPC SV Base 2023=100	0,14	0,91	0,17	0,07	0,33	0,04
IPC SV Base 2018=100	0,13	0,84	0,05	0,18	0,32	0,04
Media podada por volatilidad	0,17	0,86	-0,05	0,17	0,35	0,04
Mediana	0,11	0,86	0,18	0,09	0,34	0,05
Media podada	0,18	0,82	0,01	0,27	0,36	0,09
Media ajustada por varianza	0,07	0,83	0,40	0,09	0,36	0,18
IPC SAE	0,26	0,26	-0,58	0,33	0,38	0,92

Fuente: Banco Central de Chile en base a información del Instituto Nacional de Estadísticas.

Minuta citada en el Recuadro I.3:

Participación Laboral de Personas Mayores en el Período Post-Covid

Sofía Bauducco, Alvaro Castillo y Matías Tapia

1. Introducción

El impacto de la pandemia Covid/19 fue profundo, y afectó todos los ámbitos de la vida económica y social. El mercado laboral se vio particularmente afectado, con un alto grado de destrucción de empleo y caídas relevantes en las tasas de participación. Esto reflejó tanto el impacto directo del virus, a través de los contagios efectivos y el temor a la enfermedad que afectaron los comportamientos de individuos, como por la batería de medidas de mitigación adoptadas por los gobiernos, desde las cuarentenas al cierre forzoso de sectores de la economía. Este fenómeno, con distintos grados de intensidad dependiendo de las características y las respuestas de política adoptadas (Bertinatto et al, 2022), se dio en la mayor parte de los países del mundo, y en muchos lugares la magnitud de los efectos sobre empleo y participación fue mayor que la observada en episodios de crisis anteriores, como la crisis financiera mundial de 2008.

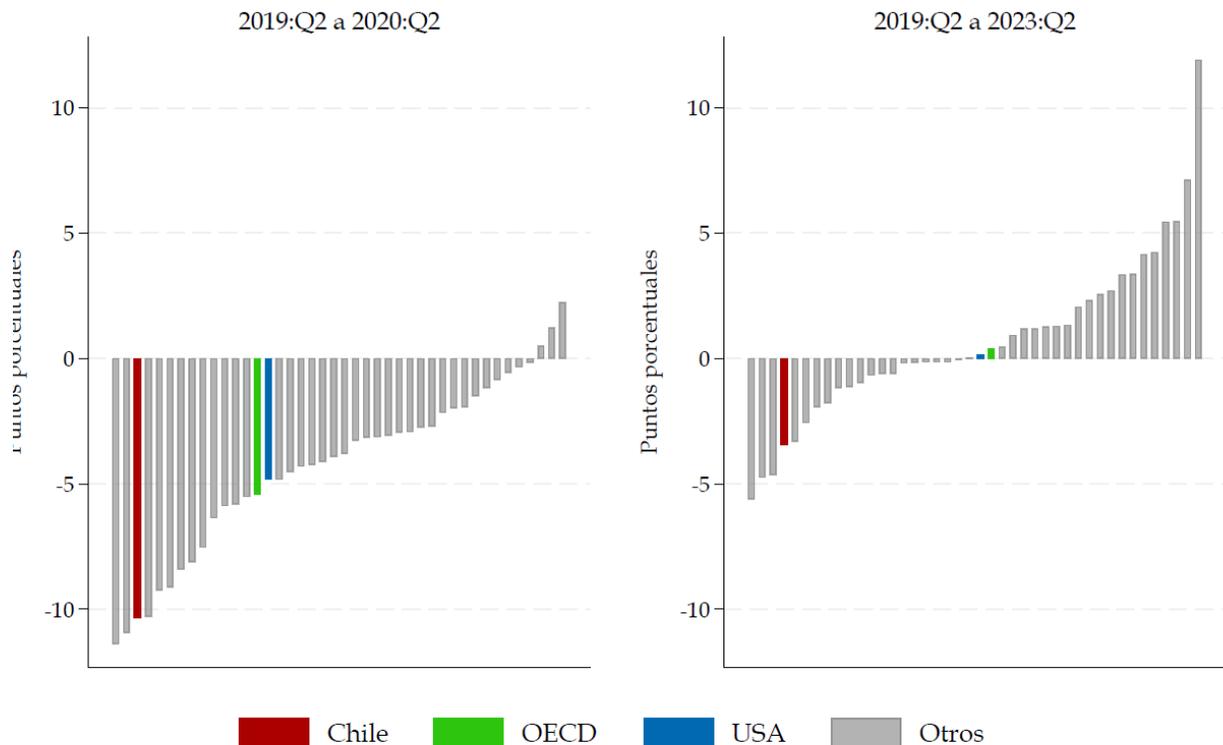
Sin embargo, y quizá evitando las predicciones más sombrías que existían en el momento más profundo de la crisis, la recuperación de la actividad fue relativamente rápida, ayudada tanto por la evolución de la pandemia como por el desarrollo e implementación de esquemas de vacunación masivos en muchas partes del mundo. También, a diferencia de lo que se pensaba inicialmente, los efectos estructurales en la composición sectorial de la economía también parecen haber sido acotados, reduciendo el grado de reasignación de empleo (Forsythe et al, 2022). Ello llevó a que, en un grado relevante, hacia 2022-23 el mercado laboral se acercara en la mayoría de sus países a sus niveles de empleo y participación pre-pandemia.

Esta minuta analiza brevemente la evolución de la participación en Chile en el contexto de los países de la OCDE, tanto durante el peak de la pandemia como en la evolución posterior. Como se muestra más adelante, Chile fue de los países que exhibió una mayor caída en participación, lo que resulta coherente con la intensidad de las políticas de mitigación adoptadas en el país. Si bien la participación laboral se recuperó de manera robusta y rápida en los años posteriores, Chile exhibe un rezago respecto a lo observado en la mayoría de la OCDE. Sin embargo, una mirada más detallada muestra que el rezago en participación se asocia a un grupo en particular: los trabajadores que al momento de la pandemia tenían 55 años o más. Evidencia adicional sobre los motivos de no participación, así como la evidencia internacional sobre las probabilidades vuelta al empleo de trabajadores de mayor edad que permanecen no ocupados por un tiempo prolongado, sugiere que es poco probable que los trabajadores de ese grupo que no han participado desde 2020 vuelvan a hacerlo. Ello tiene consecuencias relevantes para la comprensión de la posición cíclica del mercado laboral y las holguras asociadas, así como la evolución de la participación laboral en los próximos años y su incidencia en el crecimiento de tendencia.

2. Evolución de la participación laboral en Chile en el contexto de la OCDE

La Figura 1 compara la evolución de la participación laboral agregada en Chile y los países de la OCDE para el grupo de personas entre 15 y 64 años de edad. La figura de la izquierda compara la tasa participación en cada país en el segundo trimestre de 2020 con la participación en el segundo semestre 2019, tomado con trimestre de referencia pre-pandemia. La figura de la izquierda hace lo mismo para el año 2023, tomando otra vez de referencia la participación de 2019.

Figura 1: Diferencias en las tasas de participación trimestrales respecto a 2019: 2020 y 2023
(Trabajadores de 15 a 64 años)



Fuente: OCDE

Coherente con el momento más álgido de la crisis Covid, la participación laboral cae de manera relevante el segundo trimestre de 2020 en casi todos los países, con una caída promedio algo superior a 5 puntos porcentuales. Dentro de ese grupo, Chile es de los países con una mayor caída, cercana al doble de la caída promedio. Ello no resulta sorprendente dada la intensidad y duración de las restricciones sanitarias adoptadas en el país, incluyendo cuarentenas estrictas, restricciones a las actividades no esenciales, y cierre de colegios (Heggeness y Leon, 2023). Al analizar el año 2023, puede verse que la recuperación de los niveles de participación de 2019 ya ha ocurrido en la mayor parte de los países de la OCDE, y que en promedio la tasa de participación es mayor a lo observada antes de la pandemia. Sin embargo, ello no ocurría en Chile, que exhibía una tasa de participación aun significativamente por debajo de lo observada antes de la pandemia (5 puntos porcentuales). Ello, a primera vista, parece sugerir que hay particularidades en la evolución del mercado laboral en Chile post-pandemia, que podrían estar asociadas, por ejemplo, a factores idiosincráticos en el mix de políticas adoptadas, desde las restricciones a la actividad y movilidad a la provisión de cantidades relevantes de liquidez a la población bajo distintos mecanismos en 2020 y 2021.

Sin embargo, una mirada más detallada a los datos permite ver que existe una heterogeneidad relevante por la edad de los trabajadores, como muestra la Figura 2. La parte superior de la Figura repite el ejercicio de la Figura 1, pero solo para la participación entre 25 y 54 años. La segunda parte hace lo mismo para trabajadores entre 55 y 64 años. Si bien la caída de participación de mayor edad en 2020 es más grande, la del grupo de trabajadores más jóvenes es de una magnitud comparable. Ello es coherente con lo generalizado de las restricciones a la actividad económica y movilidad de las personas vigentes en la época. Sin embargo, hacia

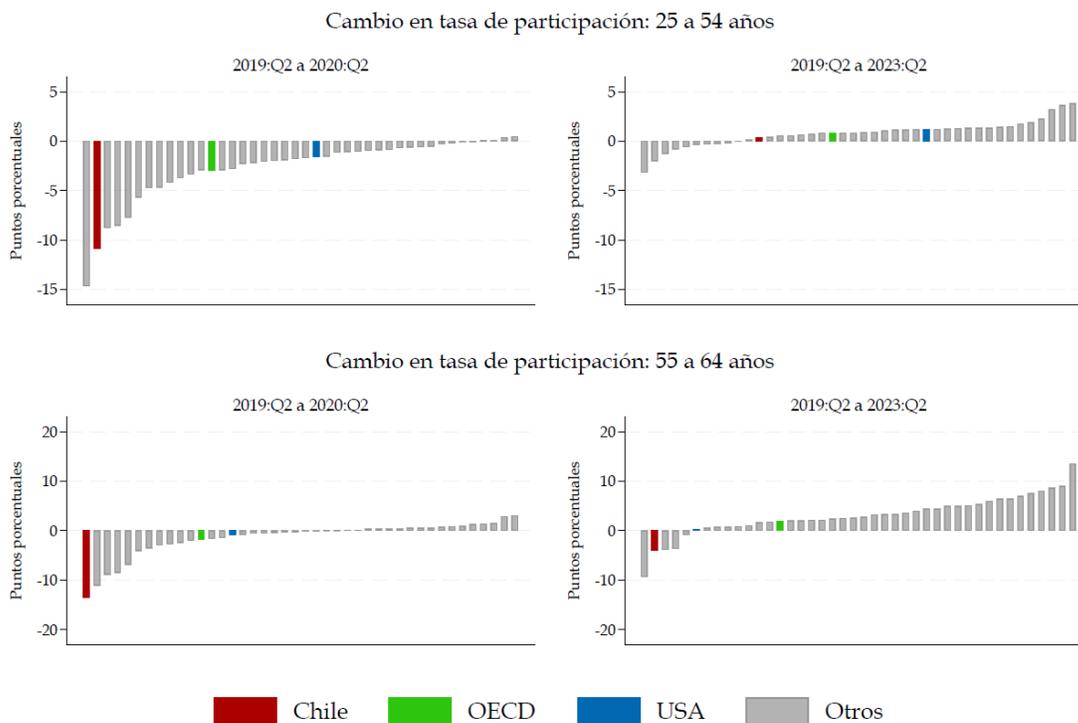
2023 la historia es distinta: mientras la participación del primer grupo ha vuelto a sus niveles iniciales, en línea con el promedio OCDE, la de los trabajadores mayores permanece rezagada, significativamente por debajo de la evolución promedio del grupo observada. Vale decir, el rezago en la recuperación de la participación de Chile en los años posteriores a la pandemia parece venir principalmente de una caída solo parcialmente recuperada de la participación de trabajadores de mayor edad. Exploramos ello en más detalle en la sección siguiente.

3. Una mirada más desagregada a la participación por cohortes

La sección anterior mostró como la evolución de la participación de trabajadores de 55 años y más ha diferido en Chile, en el período posterior a la pandemia, a la observada en el resto de la OCDE, y se encuentra por debajo de lo observado en 2019. Ello no ocurre para los trabajadores más jóvenes, cuya participación ha evolucionado de manera similar a otros países, y ha recuperado sus niveles pre-pandemia.

La Figura 3 muestra la evolución de la participación para distintos grupos de edad entre 2018 y 2024. A diferencia de los gráficos anteriores, los grupos se definen no en base a la edad de los trabajadores en cada momento, sino que se explotan los microdatos de la Encuesta Nacional de Empleo (ENE) para definir grupos en base a las edades que los trabajadores tenían al momento

Figura 2: Diferencias en las tasas de participación trimestrales respecto a 2019: 2020 y 2023 (Grupos de edad)

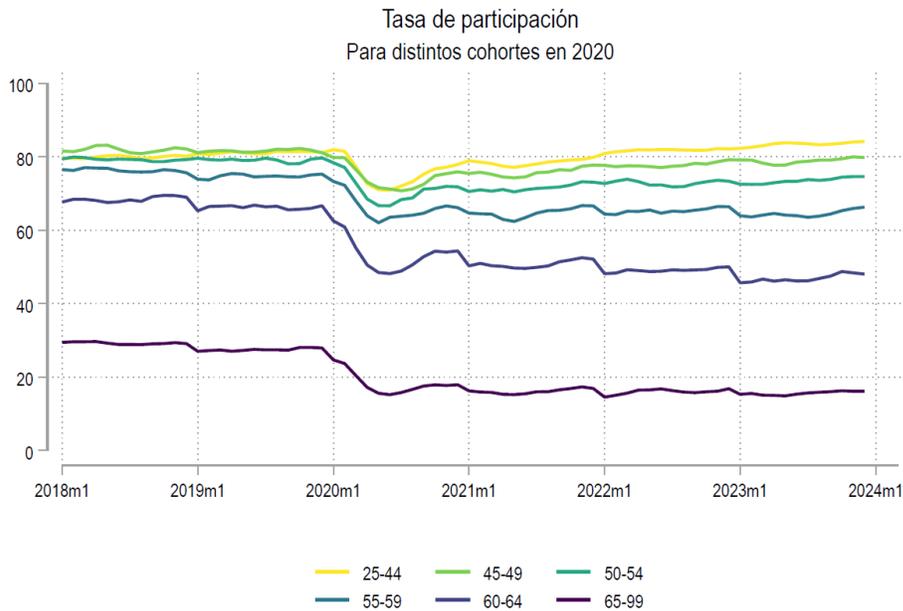


Fuente: OCDE.

de la pandemia (2020). Así, cada grupo se refiere a una cohorte de trabajadores que permanece constante en el tiempo (ejemplo, trabajadores que tenían entre 55 y 59 años en 2020). Ello lo que evita efectos de composición por la entrada/salida de trabajadores que por el paso de tiempo cambian de grupo etario -por ejemplo, trabajadores de 53 años que no eran parte del grupo de 55 o más en 2020 pero sí en 2023-, y que pueden confundir la interpretación de los resultados. Definir los grupos de esta forma permite analizar la evolución de un grupo que tenía una edad determinada al momento en que ocurre la crisis Covid.

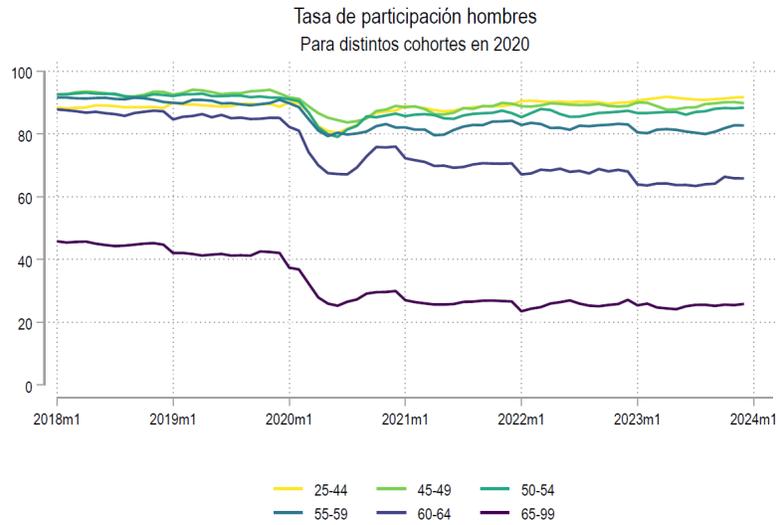
Como se ve en la Figura 3, la tasa de participación cayó de manera abrupta y profunda para todas las cohortes al momento en que el Covid-19 llegó al país, aunque con mayor intensidad para las cohortes de mayor edad, incluyendo aquellos que en 2020 ya tenían 65 años o más. Mientras, en línea con lo discutido anteriormente, la participación de los trabajadores menores a 50 se recuperó completa o casi completamente hacia 2023, las tasas de participación para grupos de mayor edad permanecen por debajo de sus niveles iniciales, y de manera más fuerte en la medida que aumenta la edad del grupo. Así, y centrándose en cohortes que a la fecha se encuentran por debajo de la edad de jubilación de hombres, la participación en 2023 para la cohorte que en 2020 tenía entre 50 y 54 años es 3.5 puntos porcentuales inferior a lo observada en 2019, caída que sube a 8 puntos porcentuales para los trabajadores que tenían entre 55 y 59. Esto muestra una caída relevante y prolongada de la participación de un grupo importante de trabajadores. Las Figuras 4 y 5 muestran que patrones similares se observan tanto para hombres como para mujeres.

Figura 3: Tasa de participación total, cohortes definidos en 2020



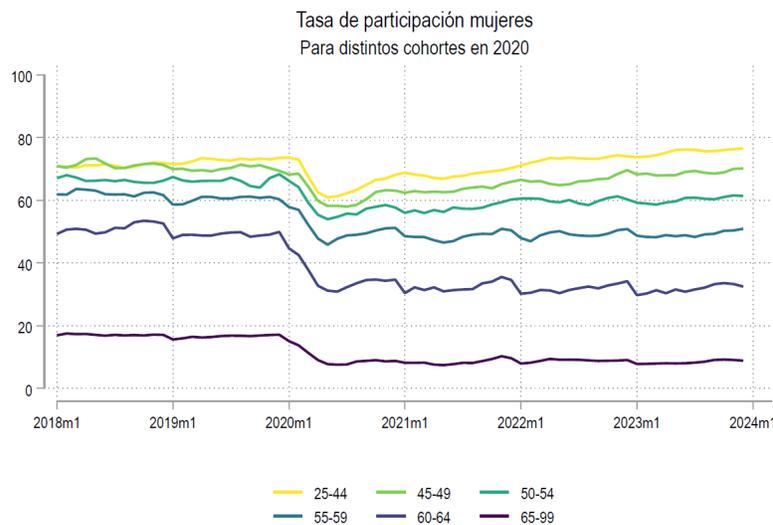
Fuente: Calculado en base a datos ENE

Figura 4: Tasa de participación hombres, cohortes de edad definidos en 2020



Fuente: Calculado en base a datos ENE

Figura 5: Tasa de participación mujeres, cohortes de edad definidos en 2020



Fuente: Calculado en base a datos ENE

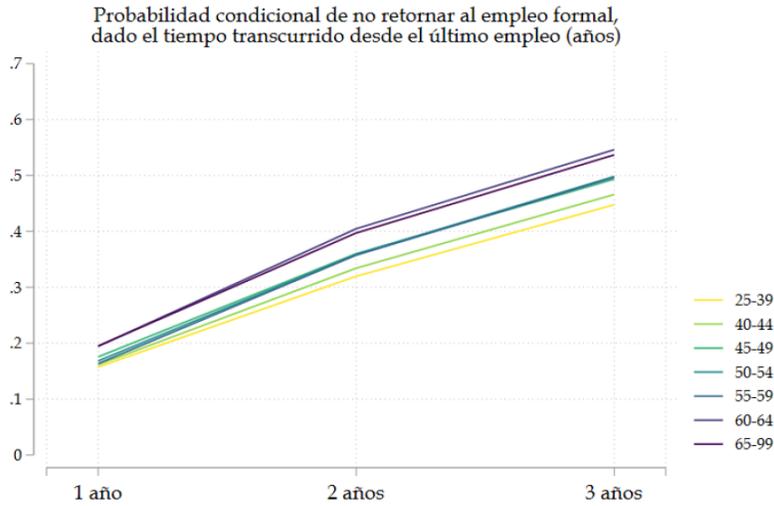
4. Probabilidades de retorno a la fuerza de trabajo

Dado el tiempo ya transcurrido de la pandemia, cabe preguntarse cuán factible es que la participación de las cohortes de mayor edad se recupere en el futuro. La teoría y la evidencia internacional sugiere que la probabilidad de que un trabajador que deja el mercado laboral vuelva a participar de éste depende de su edad, el tiempo que lleva inactivo, y los motivos que provocaron su salida. En general, el reingreso se hace menos probable mientras más cerca esté el trabajador de una potencial edad de retiro legal, y del tiempo en que ha permanecido ausente del mercado laboral. Ello se puede explicar por diversas fuerzas, como la pérdida de capital humano y habilidades específicas asociadas a una inactividad larga, lo que afecta directamente la probabilidad de volver a tener un trabajo y los ingresos a los que ese puede aspirar. Adicionalmente, la reconstrucción de esas habilidades se hace menos probable en el horizonte de tiempo relativamente más corto que tienen los trabajadores mayores, lo que disminuye adicionalmente sus incentivos a volver a la actividad. Así, para trabajadores de mayor edad y que han permanecido sin trabajo un tiempo prolongado, permanecer inactivos de manera permanente se hace cada vez más probable. Así, por ejemplo, Choi et al (2014) muestran que la baja tasa de participación de los trabajadores de mayor edad en Estados Unidos se debe a la inactividad. Similarmente, para el mismo país Forsythe et al (2022) muestran que el COVID se asoció a un aumento en la tasa de retiro para los trabajadores mayores de 65 años.

Para el caso de Chile, una mirada al comportamiento a nivel desagregado del empleo asalariado formal permite ver patrones que son coherentes con la misma idea. La Figura 6 muestra, para trabajadores que perdieron su empleo formal entre 2006 y 2014, el porcentaje de trabajadores que no volvió a tener un empleo formal el último período observado (2022), condicional al tiempo transcurrido desde la pérdida de empleo. Puede verse que, a medida que pasa el tiempo sin emplearse, la probabilidad de que los trabajadores no vuelvan a tener un empleo formal va subiendo. Así, mientras transcurrido un año de no empleo menos de un 20% de los trabajadores nunca volverá a emplearse formalmente, dos años después la figura se acerca a 50%. Hay también diferencias relevantes por edad, que se van incrementando a medida que pasa el tiempo de no empleo. Así, transcurridos tres años de ausencia del mercado formal, un 60% de los trabajadores de 60 años o más ya no vuelven a tener un empleo formal, figura que cae a 45% para los trabajadores menores de 40. Ello es coherente con la noción de que la ausencia del mercado laboral, potencialmente costosa en términos de reemplazo para todos los trabajadores, lo es más para trabajadores mayores cercanos a la edad de retiro formal.

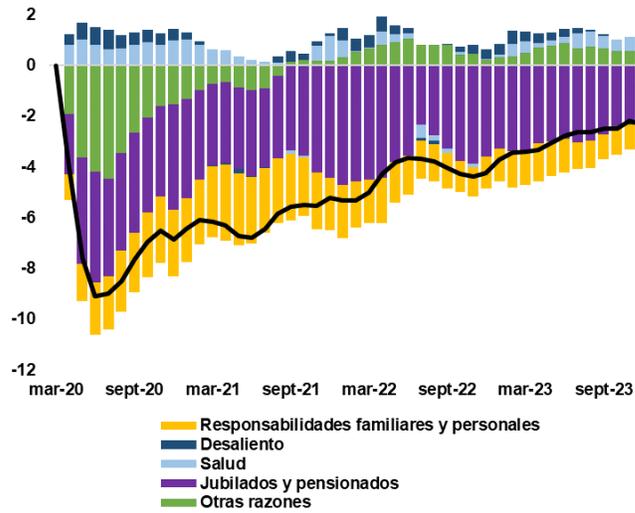
La encuesta ENE, que abarcan el universo completo de tipos de empleo, entrega evidencia que sugiere que la caída en la participación observada para los trabajadores mayores desde la pandemia es, al menos en un grado importante, permanente. La Figura 7 muestra los motivos que los encuestados mayores a 54 años mencionan como las causas de estar inactivos, y como esas causas cambian respecto a marzo de 2020. Puede verse que el motivo de desaliento, asociado a personas que les gustaría tener un trabajo, pero dejaron de buscar por no encontrar uno acorde a lo que esperaban, no parece tener un rol importante en la caída reciente de la participación laboral. Por el contrario, el mayor motivo reportado para la disminución de la participación laboral es la jubilación, lo cual es coherente con la idea de que el estado de inactividad de los trabajadores mayores que no han regresado es en gran medida permanente. Ello se ve reforzado en la Figuras 8 y 9, que dividen los inactivos en habituales (aquellos con razones que hace poco probable que vuelvan participar, como los jubilados) y potenciales (por ejemplo, aquellos que dejaron de buscar empleo, pero están potencialmente disponibles para trabajar). La Figura 8 muestra que el porcentaje relativo de ambos grupos se estabilizó a partir de 2021, tras el aumento y posterior caída de la fracción de inactivos potenciales en la pandemia, mientras que la Figura 9 muestra como el porcentaje de inactivos habituales subió en 2020 y nunca cayó, a diferencia de lo ocurrido con los inactivos potenciales.

Figura 6: Probabilidad condicional de abandonar de manera permanente el empleo formal



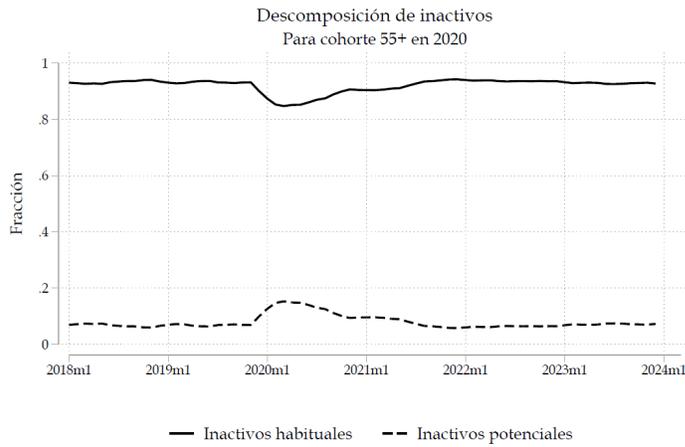
Fuente: Calculado en base a datos del SII.

Figura 7: Motivos de inactividad, trabajadores 55+
(cambio en tasa de participación respecto a Marzo 2020)



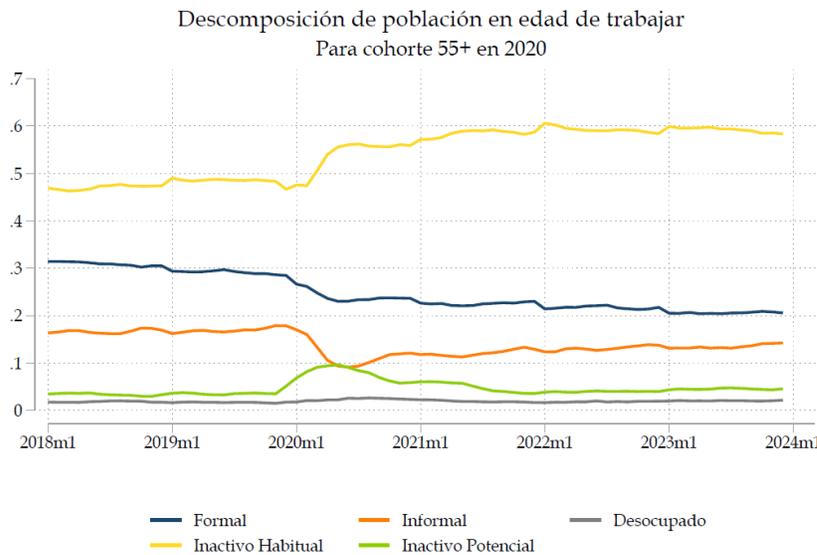
Fuente: ENE

Figura 8: Descomposición inactivos por tipo de inactividad, cohorte 55+ en 2020



Fuente: Cálculos en base a ENE

Figura 9: Descomposición población en edad trabajar por tipo de empleo e inactividad, cohorte 55+ en 2020



Fuente: Cálculos en base a ENE

5. Conclusiones

La participación laboral del grupo de trabajadores 55+ cayó fuertemente durante 2020 y, a diferencia de los otros grupos etarios, se encuentra aún alejada de sus niveles de tendencia. Dada la edad de estos trabajadores, el largo tiempo transcurrido desde el inicio de la pandemia y el hecho de que el principal motivo reportado para el aumento de la inactividad en este grupo etario sea la jubilación, es razonable concluir que esta caída en las tasas de participación será prolongada, al menos para la cohorte que ya tenía 55 años o más al comienzo de la pandemia. Esto implica un efecto persistente sobre la tasa de participación agregada de la economía mientras esta cohorte esté incluido en la población sobre la que se calcula dicha tasa. Ello no implica

un juicio normativo sobre este fenómeno, que bien puede estar asociado a un mayor bienestar de esa cohorte, pero si la constatación de que ello debe ser tomado en cuenta para proyectar la evolución del mercado laboral en el futuro.

Un corolario de este análisis es que, para caracterizar las holguras en el mercado laboral en la coyuntura actual, es más apropiado mirar las tasas de desocupación de distintos segmentos etarios que los niveles de empleo respecto al período pre-pandemia.

Referencias

Bertinatto, L., D. Cheyre, D. Rodríguez y M. Fuentes (2022). “The recovery of the labor force after the pandemic: An analysis of the heterogeneity between countries.” Mimeo, Banco Central de Chile.

Choi, S., A. Janiak y B. Villena-Roldán (2015). “Unemployment, participation and worker flows over the life cycle.” *Economic Journal* 125 (589): 1705-1733.

Forsythe, E., L.Kahn, B. Lange y D. Wiczer (2022). “Where have all the workers gone? Recalls, retirements, and reallocation in the COVID recovery.” *Labour Economics* 78.

Heggeness, M. y A. S. Leon (2023). “Parenthood and Labor Market Outcomes: Evidence from Chile.” Opportunity and Inclusive Growth Institute Working Paper 75, Federal Reserve Bank of Minneapolis

Minuta citada en el Recuadro II.1: Inflación de bienes y servicios y brechas sectoriales

Diego Vivanco, Lucas Bertinatto, Mara Bouteille, Isidora Diaz, Felipe Guzmán y Camilo Levenier^{1/}

1. INTRODUCCIÓN

La inflación anual del IPC ha tenido un rápido descenso desde los máximos de 2022. En este resultado ha sido notorio el disímil comportamiento de la inflación de bienes y servicios. Descontando los precios volátiles, la primera alcanzó peaks cercanos a 15% en el segundo semestre de 2022, mientras que la segunda se elevó hasta 8,5% en marzo del año pasado. Desde esos máximos, la inflación de bienes ha caído mucho más rápido, ubicándose en 1,1% a febrero de este año. La inflación de servicios ha disminuido más lentamente, hasta 6,7% anual. En el caso de los bienes, las razones detrás de este ritmo de descenso se asocian al excesivo aumento del gasto durante el bienio 2021-22, sumado a la depreciación del peso y el incremento de los costos globales. En un contexto en que estos últimos dos factores, luego de revertirse, se han vuelto a deteriorar en el margen, es importante evaluar que rol cumplen las presiones de gasto interno en la contención de los factores externos.

Esta minuta detalla aspectos metodológicos de la estimación de brechas sectoriales, citados en el recuadro [II.1] del IPoM de marzo 2024. Las estimaciones alternativas de holgura complementan la lectura de la brecha agregada del PIB no minero, mostrando una brecha negativa en los sectores asociados al consumo de bienes, y en torno a cero para aquellos asociados al consumo de servicios al cierre de 2023. Este resultado es coherente con otros indicadores y la caída más rápida que mostraron los precios de los bienes –especialmente no durables– respecto a los precios de los servicios.

La primera sección de la minuta muestra brevemente distintas mediciones de holguras de capacidad. La segunda sección profundiza en las brechas sectoriales, incluyendo la motivación detrás del análisis, la metodología de estimación, los resultados obtenidos y una breve comparación con otras estimaciones. Finalmente, se mencionan las principales conclusiones y posibles próximos pasos a seguir para este análisis.

2. HOLGURAS DE ACTIVIDAD AGREGADAS

Como se observa en la figura 1, al cierre de 2023 la brecha agregada del PIB no minero² se encuentra cerrada, es decir, la actividad se encuentra en torno al PIB potencial, coherente con la estabilidad de la inflación³. Estimaciones alternativas de holguras de capacidad⁴ –que consideran, por ejemplo, información del mercado laboral (figura 2) y el flujo de creación y destrucción neta de empresas (figura 3) sugieren mayores holguras en algunos periodos, pero en lo grueso no difieren en el diagnóstico que la utilización de recursos se encuentra en torno al nivel potencial de la economía.

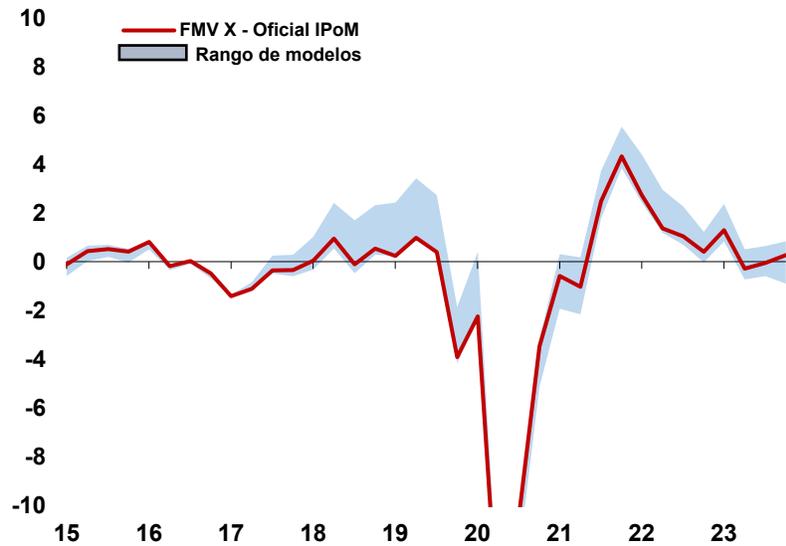
^{1/} Se agradecen comentarios y sugerencias de Markus Kirchner, Enrique Orellana y Elías Albagli.

^{2/} Utiliza medición a costo de factores, es decir, excluye los impuestos a los productos. Para más detalle de metodología y su diferencia con el PIB tendencial, ver [Uso de modelos macroeconómicos en el Banco Central de Chile](#).

^{3/} Detalles adicionales sobre la metodología de estimación se encuentra disponible en minutas citadas del IPoM de diciembre de 2022: “Minuta citada en el Recuadro II.1: PIB Tendencial y Potencial”.

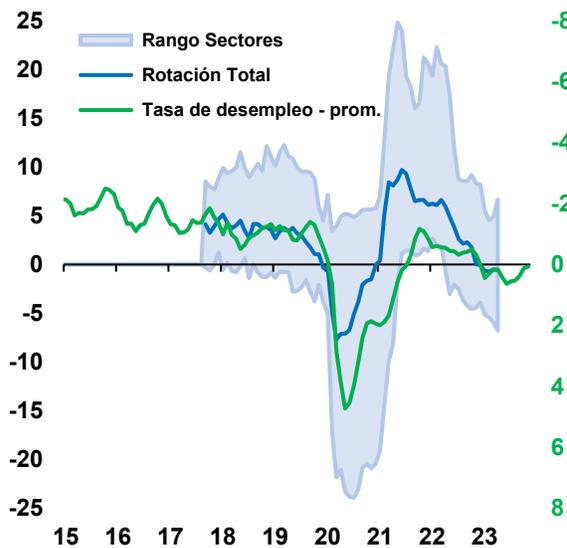
^{4/} Para una revisión de diferentes medidas de holgura, ver [Recuadro II.1 IPoM de junio 2023](#).

Figura 1. Rango de brechas del PIB no minero (*)
(% de potencial)



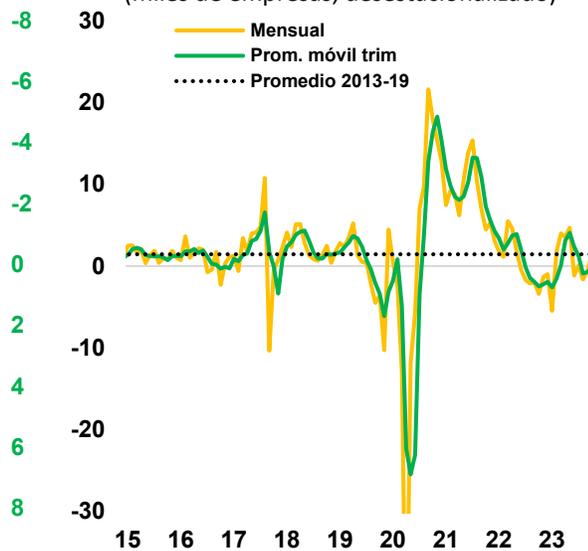
(*) Rango de brechas del PIB no minero fue construido en base a datos de Cuentas Nacionales hasta el cuarto trimestre de 2023. Fuente: Banco Central de Chile.

Figura 2. Holguras en mercado laboral (1)
(%, datos INE Nov23)



(1) Tasa de desempleo: desviación del promedio desde periodo metas de inflación (8,4%). Rotación laboral incluye revisiones en los datos históricos. Fuentes: Banco Central de Chile e INE.

Figura 3. Flujo creación/destrucción neta agregado (2)
(miles de empresas, desestacionalizado)



(2) Datos a octubre 2023. Fuente: Elaboración propia a partir de datos del SII.

3. BRECHAS SECTORIALES

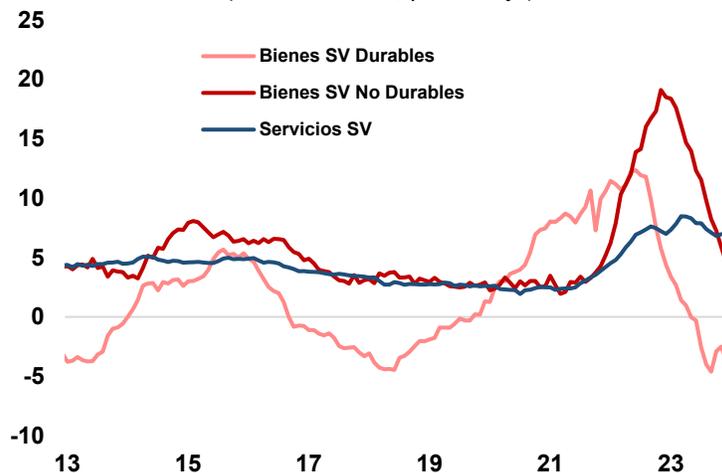
3.1. Motivación

Los sectores económicos están expuestos tanto a *shocks* comunes como a movimientos cíclicos específicos de cada uno de ellos (Rathnke y Streicher, 2023; Tercioglu, 2020). En esta línea, aún con la brecha de actividad no minera agregada cerrada, es posible que la dinámica propia de un sector esté incidiendo en el precio relativo de este y, por esta vía, en la dinámica inflacionaria en un contexto donde los ajustes de precios son paulatinos.

Se suma a lo anterior que es posible la evolución de ciertos sectores resulten más o menos informativos que otros para la dinámica de la inflación total en el corto plazo. Por ejemplo, en el caso de la economía chilena, el elevado dinamismo reciente que mostraron ciertos sectores como la generación eléctrica podría dificultar la lectura de la brecha agregada de actividad, debido a los shocks de oferta que lo afectaron (mayores precipitaciones) podrían ser leídos como una mayor actividad respecto al potencial (brecha positiva) según las métricas usuales de brechas, lo que no necesariamente es coincidente con la lectura cualitativa de corto plazo que uno quisiese hacer del shock. Otro ejemplo se dio en el primer trimestre de 2023, cuando el sector transporte aumentó su valor agregado tras la caída puntual del último cuarto de 2022, asociado al pago de comisiones de una empresa del transporte aéreo, generando cambios en la lectura de la brecha aunque no se esperaba esto tuviese implicancias en términos de la dinámica inflacionaria.

En este contexto, la heterogeneidad en los ciclos propios de cada sector -capturada por la construcción de brechas sectoriales- debiese reflejar de manera más precisa el estado de los costos, márgenes u otros factores específicos de estos y podrían ayudar a entender mejor el comportamiento de los precios relativos de cada uno de estos. En particular, la construcción de brechas para sectores oferentes de bienes versus servicios podría ayudar a explicar el movimiento de precios relativos entre bienes y servicios en los últimos años (figura 4) y la significativa caída en la inflación de bienes desde 2023, por encima de lo observado en otras economías (figura 5) y más allá de que la brecha agregada se encuentra en torno a cero y el tipo de cambio ha tenido una significativa depreciación.

Figura 4. Inflación bienes (*) y servicios
(variación anual, porcentaje)



(*) Incluye bienes sin volátiles durables y no durables construida intentando replicar la desagregación entre durables y no durables del consumo de CCNN, con la excepción de vestuario que es incluido dentro de durables.

Fuentes: Banco Central de Chile e Instituto Nacional de Estadísticas.

Figura 5. Inflación Bienes SAE (*)
(variación anual, porcentaje)

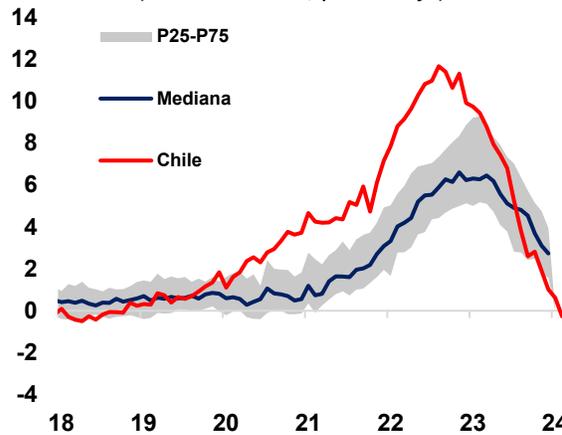
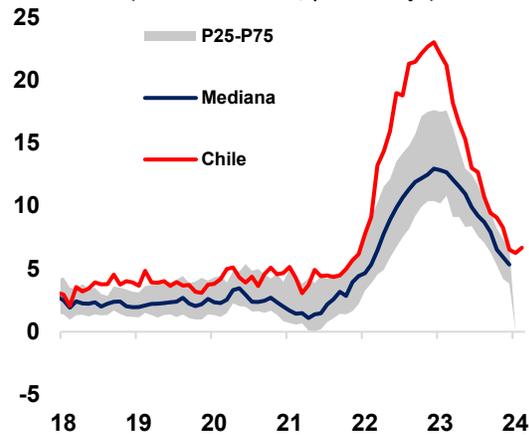


Figura 6. Inflación Alimentos (*)
(variación anual, porcentaje)



(*) Inflaciones de Chile corresponde a inflación sin volátil de acuerdo con clasificación de canasta 2023 = 100. Para otras economías considera la variación anual del componente de IPC bienes SAE e IPC alimentos en base al *dashboard* de inflación global que sigue la metodología de Bajraj et al. (2024). Datos a diciembre 2023. Fuentes: INE y Banco Central de Chile.

3.2. Metodología de estimación

i. Brecha agregada a partir de brechas sectoriales

El primer paso del análisis aquí presentado fue estimar una brecha agregada a partir de los sectores económicos relevantes en la producción doméstica demanda por los hogares. Esto permite analizar su correlación con la estimación habitual de la brecha producto – para validar o no su estimación – y tiene la ventaja de descomponer su evolución entre sectores.

Para la estimación de las brechas sectoriales (que luego se agregará para construir la brecha agregada), se utilizaron seis filtros univariados típicamente empleados en la descomposición de series macroeconómicas con el objetivo de obtener el componente cíclico y tendencia de cada serie a nivel sectorial. Los filtros corresponden a: i) Hodrick y Prescott (1997; parámetro de sensibilidad $\lambda = 1600$, estándar para series trimestrales); ii) HP de un lado ($\lambda = 650$, en línea con Wolf et al., 2020); iii) Band-Pass (Christiano y Fitzgerald, 2003; $pl = 2$ (mínimo período de oscilación) y $pu = 8$ (máximo período de oscilación, parámetros estándar del filtro); iv) Baxter-King (1999; misma configuración paramétrica que Band-Pass); v) Hamilton (2018; considerando ventana de hasta dos años anteriores); y vi) Kalman (1960; estimado mediante MLE, ecuaciones de estado de inobservables que se describen como procesos AR(1)).

Así, condicional en cada sector y período, se calcula la mediana a lo largo de los filtros, dando como resultado una brecha única por sector. Tras ello, se agregan las brechas sectoriales utilizando su respectivo peso nominal en el PIB no minero a costo de factores.

ii. Brecha asociada a la inflación sin volátiles (SV) de bienes y servicios

a. Identificación de los sectores productivos

En una segunda instancia, se estimó la brecha de los sectores que ofrecen los bienes que consumen los hogares y otra para los sectores que ofrecen los servicios.

El primer paso de esta metodología consiste en identificar los sectores que ofrecen los bienes y servicios que consumen los hogares. Para ello se utilizó la información de la producción doméstica

por sector –es decir, que excluye las importaciones– destinada al consumo de hogares según la Matriz Insumo-Producto (MIP) ⁵. La MIP permite representar la economía de manera simplificada, mostrando la estructura de generación y uso de la oferta doméstica de bienes y servicios. Asimismo, es posible identificar la demanda doméstica final (consumo e inversión) y la demanda externa (exportaciones) a nivel de oferente. Con esta información, se puede seleccionar los sectores más relevantes⁶ en el consumo de hogares por tipo de producto. Así, se incluyó:

- 1) Para **bienes durables** a subsectores del comercio tales como venta de vehículos, enseres domésticos, grandes tiendas y vestuario, calzado⁷ y equipamiento doméstico.
- 2) Para **bienes no durables** las ventas de supermercados, farmacias, ferreterías y otras actividades minoristas.
- 3) Para **bienes** los subsectores relacionados a los bienes durables y no durables, junto a la industria manufacturera y los impuestos a los productos.
- 4) Para **servicios** a restaurantes y hoteles, transporte, comunicaciones, servicios financieros y empresariales, servicio de vivienda, servicios personales y administración pública.

b. Agregación de brechas para un mismo sector productivo

Una vez obtenidas las brechas sectoriales a partir de los filtros univariados, estas se agregaron para obtener una brecha única por sector. Para ello, se consideraron dos alternativas: (i) ponderar la brecha obtenida de cada filtro considerando el ajuste (*fitted*) que tiene en la estimación de una curva de Phillips (CP) para la inflación a la que debiese estar asociada, o (ii) calcular la mediana de filtros para cada trimestre. Intuitivamente, la utilización de la CP pondera más aquellos filtros que expliquen de mejor manera la evolución de la inflación a través del tiempo, mientras que el segundo criterio pretende ser agnóstico respecto a la capacidad que tendrá la brecha de explicar la inflación correspondiente. La próxima subsección describe brevemente la metodología de agregación vía la estimación de Curva de Phillips.

Agregación mediante Curva de Phillips

Utilizando cada una de las 6 brechas estimadas para cada sector productivo (bienes SV, bienes durables SV, bienes no durables SV, y servicios SV) se estima una curva de Phillips para cuantificar la correlación de cada brecha con el respectivo componente de la inflación al que debería estar asociado. Formalmente, la regresión que se estima es la siguiente:

$$\pi_t^k = c + \alpha \pi_{t-1}^k + \beta \Delta \pi_{t+1}^e + I_{i,k} \cdot \delta y_{jt-1}^i + \theta \Delta tcr_{t-1} + e_t^k$$

Donde:

- π_t^k velocidad t/t IPC SA en t para el componente de inflación k, donde $k \in \{Bienes SV, Servicios SV\}$.
- π_{t-1}^k (AR (1)): velocidad t/t IPC SA en t – 1 para el componente de inflación k.
- $\Delta \pi_{t+1}^e$ (EEE 1y): delta t/t expectativas de inflación a 1 año.

⁵ / Para más información sobre la estimación de la producción doméstica de la MIP, ver [BCCh \(2011\)](#).

⁶ / Los sectores seleccionados representan el 94% del consumo de hogares a partir de la última MIP disponible a la fecha (MIP 2020).

⁷ Para efectos del análisis, se agruparon los bienes semi durables (vestuario y calzado) dentro de bienes durables ya que varios sectores que ofrecen bienes semi durables también ofrecen bienes durables (como por ejemplo, las grandes tiendas).

- y_{jt-1}^i (BP): brecha producto del sector productivo i en $t - 1$ utilizando el filtro j , donde $i \in \{Bienes SV, Bienes no durables SV, Bienes durables SV, Servicios SV\}$
- $I_{i,k}$ es una función indicador, que toma el valor de 1 si $k = Servicios SV$ e $i = Servicios SV$, o $k = Bienes SV$ e $i \in \{Bienes SV, Bienes no durables SV, Bienes durables SV\}$, y 0 en cualquier otro caso
- Δtcr_{t-1} (TCR): cambio t/t TCR en $t - 1$.
- e_t^k error $\sim N(0, \sigma_k^2)$

Luego, para cada filtro se calcula un ponderador a partir del inverso del promedio de la raíz del error cuadrático medio (RECM) de los últimos diez años ($T = 40$, al tratarse de series trimestrales):

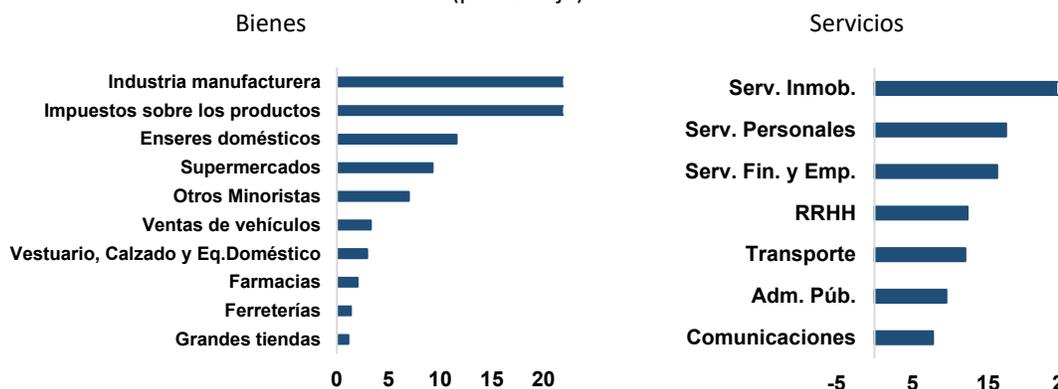
$$RECM = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (\pi_t - \hat{\pi}_t)^2}{T}}$$

De esta forma, se obtiene una brecha sectorial única por actividad que reúne los resultados de los filtros según el mejor ajuste a la inflación observada. Lógicamente, esta estrategia presenta riesgos de *overfitting* al tratarse de una medida que, por construcción, pretende tener una elevada correlación con la inflación que busca explicar. Por consiguiente, como se mencionó en la sección anterior, también se consideró la mediana de los filtros.

c. Agregación de brechas entre sectores productivos

Una vez obtenidas las brechas sectoriales, estas se agregan en bienes no durables, durables, bienes y servicios utilizando los subsectores respectivos. Nuevamente, es posible considerar dos formas de agregación distintas: i) utilizar las ponderaciones de la MIP (figura 7); o ii) restimar las curvas de Phillips (ahora a nivel sectorial) y agregar nuevamente las brechas siguiendo pasos análogos a los descritos en la sección anterior. A continuación llamaremos a la primera “brechas MIP” y a las segundas “brechas CP”.

Figura 7. Ponderadores sectoriales en base a MIP 2018 (*)
(porcentaje)



(*) Se utiliza MIP de 2018 por ser la primera matriz de la Compilación de Referencia 2018. Para las series de comercio se utilizan ponderaciones a partir del Formulario 29 del SII. Fuentes: SII y Banco Central de Chile.

3.3. Resultados

Brecha agregada del PIB no minero

La agregación de brechas sectoriales siguiendo la metodología descrita en 3.2.i) muestra una estrecha correlación con la medición habitual de la brecha del PIB no minero a partir de 2014, ubicándose en torno a cero a fines de 2023 (figura 8). Sectorialmente, se observa que la brecha cerrada en lo más reciente se caracteriza por una brecha negativa relevante en sectores asociados al consumo de bienes, como el comercio, y una positiva particularmente en la generación eléctrica (figura 9).

Figura 8. Brecha agregada de PIB no minero a costo de factores (1)
(% de potencial)

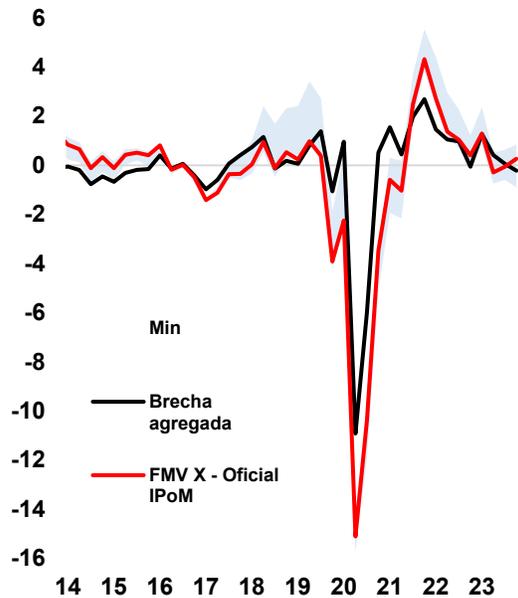
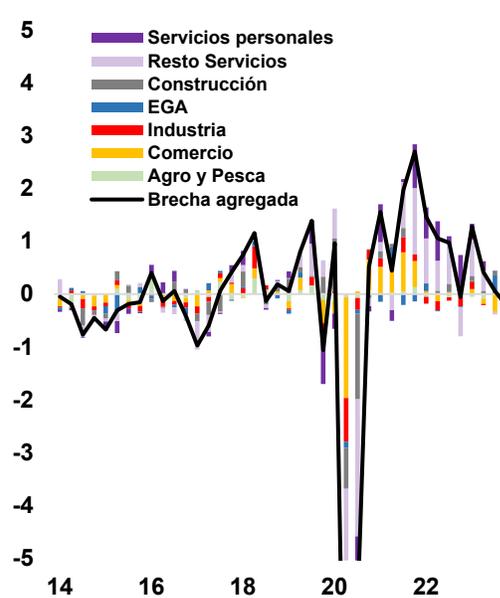


Figura 9. Incidencias sectoriales sobre brecha agregada (2)
(% de potencial)

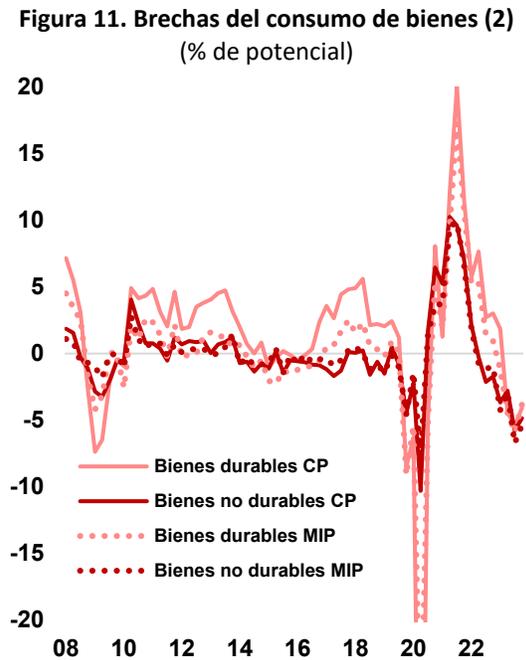
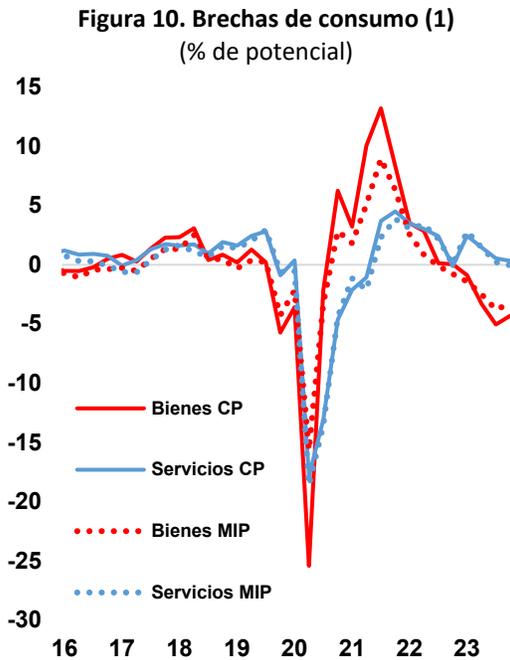


(1) Rango de brechas construido en base a datos de CCNN hasta 2023. Detalles sobre la metodología en minutas citadas en IPoM Dic22: "Minuta citada en el Recuadro II.1: PIB Tendencial y Potencial". (2) Se estimaron 6 filtros univariados por sector, luego se escoge la mediana para cada sector y período. Finalmente, se agregan utilizando ponderaciones nominales de CCNN. Fuente: Banco Central de Chile.

Brecha de bienes y servicios

Lo primero que destaca en la evolución de la brecha relevante para el consumo de bienes como de servicios es que tanto la brecha MIP como la brecha CP muestran evoluciones similares durante el período analizado, signo de lecturas similares en las presiones de gasto y evolución de costos marginales de cada sector, independiente de la elección de agregación.

Respecto a los componentes de la brecha de consumo, estos tuvieron una evolución heterogénea durante los últimos años. En particular, la brecha de bienes alcanzó un *peak* durante 2021 más que duplicando la de servicios en dicho período, lo que es coherente con los altos niveles de liquidez que impulsaron el gasto de los hogares, las preferencias relativas entre consumo de bienes y servicios de esa época y los cuellos de botella globales en la producción de bienes. A partir de 2022, la brecha de bienes comenzó a disminuir más rápidamente que la de servicios y, desde 2023, se ubica en niveles negativos, mientras que la de servicios en torno a cero (figura 10). A su vez, al descomponer la brecha de bienes en sus componentes de durables y no durables, se observa una brecha significativamente más abierta en durables en el bienio 2021-22 (figura 11). Esto es consistente con la mayor preferencia de consumidores por esa clase de productos.



(1) CP: brecha utilizando la curva de Phillips. MIP: brecha utilizando ponderaciones de la Matriz Insumo-Producto 2018. (2) Brecha de bienes durables fue construida utilizando los siguientes subsectores del comercio: i) venta de vehículos, ii) enseres domésticos, iii) grandes tiendas y iv) vestuario, calzado y equipamiento doméstico. Brecha de bienes no durables considera i) supermercados, ii) farmacias, iii) ferreterías y iv) otros minoristas. La selección de sectores se realizó considerando la naturaleza del bien para efectos de un criterio mutuamente excluyentes. Brecha bienes se construye agregando subsectores de durable y no durable, junto a la industria manufacturera e impuestos a los productos.

Curva de Phillips y brechas sectoriales

Otra manera de evaluar la relevancia de las brechas sectoriales en el movimiento de los precios específicos de un sector (en relación con el resto de los precios) consiste en evaluar si la asociación con estos es mayor que al considerar una brecha agregada. Esto sería esperable con las brechas CP (que por construcción buscaron maximizar esta correlación) pero no necesariamente con las brechas MIP, cuyo método de agregación es agnóstico respecto a la capacidad que tiene la brecha resultante de explicar el movimiento de precios.

Al controlar por el componente autorregresivo de la inflación (AR(1)), el tipo de cambio real (TCR) y las expectativas de inflación a 1 año (EEE 1y), los resultados sugieren una correlación positiva (y significativa) con la brecha producto (BP) en el caso de la inflación de bienes, especialmente del componente no durable SVM mayor que al utilizar la brecha del PIB no minero. Para bienes durables y servicios, no se observa una mayor correlación entre las brechas sectoriales estimadas y la brecha del PIB no minero habitualmente considerada para el análisis.

Tabla 1. Elasticidad de la Brecha Producto (*)

	Bienes	Durables	No Durables	Servicios
Curva de Phillips	0.08	-0.03	0.33	0.02
MIP	0.10	-0.03	0.43	0.01
PIB NM a CF	-0.04	-0.19	0.10	0.07

(*) Estimación a partir de los coeficientes $BP/(1-AR(1))$. Para más detalle de resultados, ver Anexo.

3.4. Comparación con mediciones alternativas de comportamientos sectoriales

Se consideran como contraste de las brechas sectoriales antes construidas tres medidas alternativas de usualmente analizadas para entender las dinámicas sectoriales. i) el ratio del consumo de bienes o servicios respecto al PIB no minero; ii) la evolución de los márgenes del comercio y la industria, y iii) los inventarios reales del comercio, estos últimos dos relevantes para la dinámica del sector de bienes. Todos los indicadores dan cuenta de conclusiones similares a las brechas sectoriales. Por un lado, la participación del consumo real de bienes en el PIB no minero ha caído manera sostenida desde 2022 (figura 12), ubicándose en la actualidad por debajo de su tendencia prepandemia. Esto contrasta con la dinámica del consumo de servicios, que se ha mantenido relativamente estable, en el margen en torno a su nivel de tendencia. Por otro, la evolución de márgenes (figura 13) e inventarios reales del comercio (figura 14) son consistentes también con la lectura de brechas sectoriales negativas en estos sectores.

Figura 12. Consumo real (1)
(% del PIB no minero, suma móvil anual)

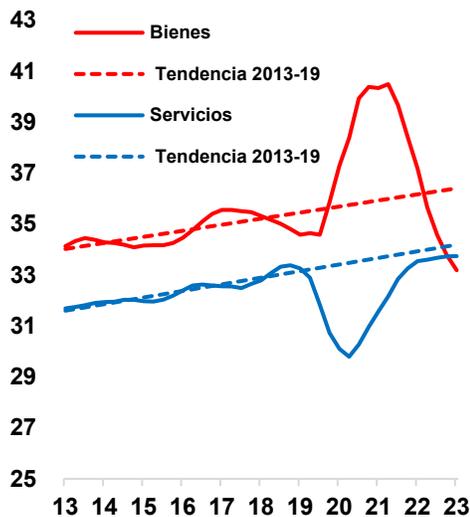


Figura 13. Evolución márgenes: Comercio e industria (2)
(%, componente cíclico, SA)

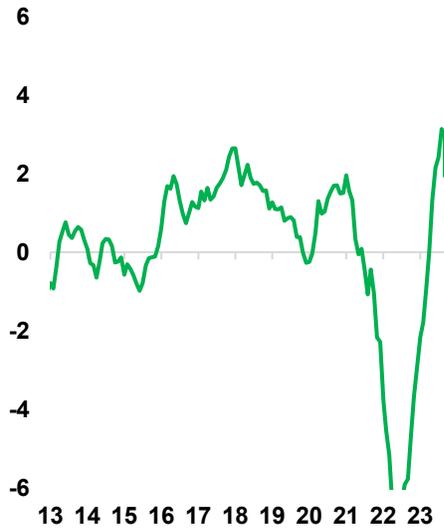
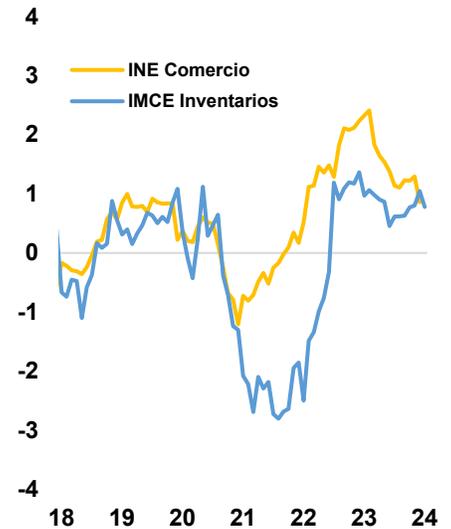


Figura 14. Inventarios del comercio (3)
(desviación estándar r/a prom., mensual)



(1) Series desestacionalizadas. (2) Agregado a partir de la estimación para los sectores del comercio e industria del componente cíclico de los márgenes de una firma representativa respecto a su promedio histórico, utilizando datos del F29 y un promedio móvil de 3 meses. La descomposición entre ciclicidad y tendencia se hace utilizando Hamilton (2018). (3) Series reales. Para deflactar las series de comercio se utilizan índices de precios minorista, mayorista y automotriz de acuerdo con CCNN. Luego, se estandarizaron considerando como período de referencia los últimos 10 años. Fuentes: SII, Banco Central de Chile, INE e Icare/UAI.

4. COMENTARIOS FINALES

Tal como se señala en el IPoM de marzo de 2024, el descenso de la inflación desde sus máximos de 2022 se ha dado gracias a la resolución de los desequilibrios macroeconómicos acumulados durante años previos. El cierre de la brecha de actividad permitió mitigar las presiones inflacionarias de una economía que previamente había crecido por sobre su capacidad.

La descomposición presentada en esta minuta muestra que el ajuste macroeconómico fue más intenso en los sectores de bienes respecto a los de servicios, lo que contribuye a explicar el comportamiento disímil del ajuste de precios relativos de estos componentes del gasto. Adicionalmente, nuestro análisis destaca la importancia de complementar los resultados de la brecha agregada de PIB no minero con desagregaciones sectoriales que pueden ser informativas para la evolución de los precios relativos.

Hacia adelante, se evalúan diversos aspectos a profundizar. Primero, es relevante ahondar en las implicancias de las brechas sectoriales sobre la formación de precios. En segundo lugar, es necesario analizar la posibilidad de incorporar metodologías que estimen brechas sectoriales que – por construcción – sean consistentes con la estimación agregada (teniendo en consideración un proceso de retroalimentación entre las dinámicas agregadas y las dinámicas sectoriales). En esta línea, la estrategia presentada no considera la interrelación entre sectores económicos, lo que también podría considerarse para trabajos futuros.

5. BIBLIOGRAFÍA

Banco Central de Chile (2011). Cuentas Nacionales de Chile: Compilación de Referencia 2008.

Baxter, M., & King, R. G. (1999). Measuring business cycles: approximate band-pass filters for economic time series. *Review of economics and statistics*, 81(4), 575-593.

Christiano, L. J., & Fitzgerald, T. J. (2003). The band pass filter. *International economic review*, 44(2), 435-465.

Hamilton, J. D. (2018). Why you should never use the Hodrick-Prescott filter. *Review of Economics and Statistics*, 100(5), 831-843.

Hodrick, R. J., & Prescott, E. C. (1997). Postwar US business cycles: an empirical investigation. *Journal of Money, credit, and Banking*, 1-16.

Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems.

Rathke, A., & Streicher, S. (2023). Improving output gap estimation: A bottom-up approach (No. 513). KOF Working Papers.

Tercioglu, R. B. (2020). A sectoral approach to measuring output gap: Evidence from 20 US sectors over 1948-2019.

Wolf, E., Mokinski, F., & Schüler, Y. S. (2020). On adjusting the one-sided Hodrick-Prescott filter. Available at SSRN 3536248.

6. ANEXO

Tabla 2. Detalle Curva de Phillips con brechas sectoriales (*)

		Bienes	Durables	No Durables	Servicios
Curva de Phillips	Constante	0,0	0,0	0,0	0,0
	AR(1)	0,8 ***	0,7 ***	0,8 ***	0,8 ***
	EEE 1y	0,2 **	0,5 **	0,1	0,2 **
	BP	0,0	-0,0	0,1 ***	0,0
	TCR	0,1 ***	0,1 *	0,1 ***	0,0
MIP	Constante	0,0	0,0	0,0 *	0,0
	AR(1)	0,8 ***	0,7 ***	0,8 ***	0,8 ***
	EEE 1y	0,2 **	0,5 **	0,1	0,2 **
	BP	0,0	-0,0	0,1 ***	0,0
	TCR	0,1 ***	0,1 *	0,1 ***	0,0
PIB NM a CF	Constante	0,0	0,0	0,0 *	0,0 *
	AR(1)	0,8 ***	0,6 ***	0,8 ***	0,8 ***
	EEE 1y	0,2 **	0,4 **	0,2 *	0,2 **
	BP	-0,0	-0,1 *	0,0	0,0
	TCR	0,1 ***	0,1 **	0,1 ***	0,0

(*) Coeficientes de significancia definidos por i) *** p-value < 0,01; ii) ** p-value entre 0,01 y 0,05; iii) * p-value entre 0,05 y 0,1 y iv) . p-value entre 0,1 y 0,15

Minuta citada en el Recuadro II.1:

Efectos Heterogéneos del Traspaso del Tipo de Cambio a Precios en Chile: Análisis Empírico con Microdatos¹

Gustavo González, David Kohn y José Elías Rishmawi

1. Introducción

La depreciación del peso chileno ocurrida desde el segundo semestre de 2023 ha tenido un impacto acotado en los precios, en particular en los sectores productores de bienes. Como se señala en el Recuadro II.1 de este IPOM, este traspaso moderado de la depreciación a precios es consistente con una brecha negativa en el sector de bienes y con márgenes de empresas que, inicialmente, eran cíclicamente elevados. Esta situación habría dado espacio a las empresas para absorber parte de la depreciación reduciendo sus márgenes, limitando efectivamente el traspaso a precios (Amiti et al., 2014). En este documento exploramos empíricamente esta hipótesis. En particular, estimamos el coeficiente de traspaso del tipo de cambio a precios de producto (ERPT, por sus siglas en inglés) para las firmas chilenas, e investigamos cómo varía según el nivel promedio de *markup* de las firmas².

2. Datos y Muestra

Utilizamos información mensual de firmas chilenas entre enero de 2014 y octubre de 2023. Hacemos uso de los siguientes datos administrativos provistos por el Servicio de Impuestos Internos (SII). Por un lado, (i) los datos auto-reportados de materiales totales, materiales importados y ventas contenidos en el Formulario 29 (F29), (ii) el número de empleados por firma de la Declaración Jurada 1887 (DJ1887); y (iii) documentos tributarios electrónicos (DTEs). Adicionalmente, usamos datos de transacciones internacionales provistas por Aduanas. Con estas bases construimos un índice de precios del productor a nivel firma, usando el promedio simple mensual de los precios de venta de las variedades de cada firma. Por último, usamos también datos del tipo de cambio bilateral peso chileno (CLP) - dólar estadounidense (USD) y del tipo de cambio multilateral.

Enfocamos nuestra estimación en el impacto que variaciones en el tipo de cambio tienen sobre los precios del productor de firmas que importan insumos intermedios para su producción. Es esperable que estas firmas sufran mayores presiones de costos por su mayor exposición a fluctuaciones en el

¹ Este estudio se realiza en el ámbito de la agenda de investigación que desarrolla el Banco Central de Chile (BCCh) en materias económicas y financieras de su competencia, en el marco de la cual el BCCh tiene acceso a información innominada de diversas entidades públicas y privadas, en virtud de convenios de colaboración suscritos con esas instituciones. Para garantizar la privacidad de trabajadores y empresas, el BCCh exige que el desarrollo, la extracción y la publicación de los resultados no deben permitir la identificación, directa o indirecta, de personas naturales o jurídicas. Funcionarios del BCCh procesaron los datos desagregados. Todo el análisis fue realizado por los autores y no involucra ni compromete al Servicio de Impuestos Internos (SII). La información contenida en las bases del SII es de carácter tributario proveniente de autodeclaraciones de los contribuyentes presentados ante el SII; la veracidad de dichos datos no es responsabilidad del Servicio.

² Definimos *markup* como la razón entre el precio de venta de producto y el costo de producir una unidad adicional de producto para la firma (costo marginal).

tipo de cambio. El foco es en el efecto relativo de estas firmas en relación con las que no importan insumos intermedios, ya que es difícil limpiar los cambios en el tipo de cambio de otras variables confluente agregadas que afectan también los precios finales de las firmas. El impacto común a través de estos dos tipos de firmas de estas variables agregadas queda absorbido por efectos fijos al tiempo. Por otro lado, para evitar que características persistentes de las firmas, que correlacionan con el grado de exposición de ellas al tipo de cambio, sesguen los resultados, se incluyen efectos fijos a nivel firma.

Se aproxima la exposición de las firmas a variaciones del tipo de cambio como la intensidad de importaciones que tiene una firma en un mes. Esta intensidad se define como la proporción del valor de los materiales importados sobre el valor de las compras totales de materiales:

$$Intensidad\ Importaciones_{ft} = \frac{Materiales\ Importados_{ft}}{Materiales\ Totales_{ft}} \quad (1)$$

Por otro lado, computamos el *markup* de las firmas basándonos en la metodología de De Loecker y Warzynski (2012), usada en recuadros previos del IPoM (Recuadro I.3, IPoM junio 2022):

$$\mu_{ft} = \theta_{st} \frac{Ventas_{ft}}{Materiales\ Totales_{ft}} \quad (2)$$

donde θ_{st} es la elasticidad producto de los materiales, la cual se asume constante dentro de un mismo sector.³ Esta medida tiene como ventaja que sólo se necesita conocer la elasticidad producto y la participación en las ventas de un único insumo flexible para poder ser calculada, ya que surge de las condiciones de optimización derivadas del problema de minimización de costos de una firma que enfrenta un mercado competitivo en el insumo flexible en cuestión. Por otro lado, tiene como limitante que depende del supuesto de función de producción Cobb-Douglas, con elasticidades producto constantes dentro de un mismo sector.

Clasificamos a las firmas según su nivel de μ_{ft} relativo a los de su sector económico. Definimos una firma como de bajo *markup* si su μ_{ft} promedio sobre la serie es menor al percentil 40 de la distribución de su sector económico, de acuerdo con la clasificación CAE 170. En caso contrario, definimos a la firma como una de alto *markup*. En lo que sigue, consideramos firmas pertenecientes a todos los sectores económicos.⁴

En la Tabla 1 se presentan estadísticas descriptivas por nivel de *markup* (bajo, si *markup*=1, alto, si *markup*=0). Podemos notar que la dispersión de los cambios de precios y de la intensidad de importaciones es similar para ambos grupos. Otro punto para destacar es que sólo 15% de las firmas importa materiales.

³ A diferencia del trabajo de De Loecker y Warzynski (2012), se supone función de producción Cobb-Douglas.

⁴ Por restricciones de confidencialidad, sólo consideramos sectores que presenten 25 o más firmas.

Tabla 1: Estadísticas descriptivas

	Mean	SD	Min	p1	p5	p10	p25	p50	p75	p90	p95	p99	Max	Obs
High Markup (=0)														
Markup	8.51	164.91	1.00	1.05	1.20	1.33	1.68	2.52	5.15	11.27	18.49	56.92	34418.78	221,931
Δp_{ft}	0.01	0.08	-0.22	-0.20	-0.13	-0.08	-0.02	0.00	0.04	0.11	0.16	0.22	0.24	221,931
$Implnt_{ft}$	0.04	0.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.06	0.41	0.78	2.62	221,931
Low Markup (=1)														
Markup	1.97	1.60	1.00	1.02	1.06	1.10	1.23	1.49	2.04	3.22	4.56	8.49	72.92	123,879
Δp_{ft}	0.01	0.07	-0.22	-0.19	-0.12	-0.07	-0.01	0.00	0.03	0.09	0.15	0.22	0.24	123,879
$Implnt_{ft}$	0.04	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.12	0.36	0.74	1.12	123,879
Total														
Markup	6.17	132.15	1.00	1.03	1.10	1.19	1.43	1.99	3.68	8.13	13.67	42.03	34418.78	345,810
Δp_{ft}	0.01	0.08	-0.22	-0.20	-0.13	-0.08	-0.02	0.00	0.03	0.10	0.15	0.22	0.24	345,810
$Implnt_{ft}$	0.04	0.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.09	0.39	0.77	2.62	345,810

3. Metodología Empírica

El objetivo de este ejercicio empírico es estimar el traspaso de fluctuaciones en el tipo de cambio sobre los precios de venta de las firmas y evaluar cómo este traspaso se ve afectado por el nivel del markup de la firma. Extendemos la metodología de Burstein y Gopinath (2014)⁵ y ajustamos la siguiente especificación con rezagos dinámicos:

$$\Delta p_{ft} = \sum_{k=0}^{12} \beta_k^H ImpInt_{f,t-k} * \Delta e_{USD,CLP,t-k} + \sum_{k=0}^{12} \gamma_k^H ImpInt_{f,t-k} + \sum_{k=0}^{12} \beta_k^L ImpInt_{f,t-k} * \Delta e_{USD,CLP,t-k} * Markup + \sum_{k=0}^{12} \gamma_k^L ImpInt_{f,t-k} * Markup + \lambda_f + \mu_t + \varepsilon_{ft} \quad (3)$$

En esta especificación la variable dependiente, Δp_{ft} , es la tasa de crecimiento del promedio simple de los precios de venta de los productos que la firma f vende a otras firmas en el mes t ; $ImpInt_{f,t-k}$ es la intensidad de importaciones de la firma f en el mes $t-k$; $\Delta e_{USD,CLP,t-k}$ es la tasa de crecimiento del tipo de cambio bilateral USD-CLP en el mes $t-k$; ⁶ $Markup$ es una variable indicadora que toma el valor de 1 si es que la firma tiene un markup bajo; λ_f son efectos fijos firma; μ_t efectos fijos mes; y ε_{ft} es el error aleatorio.

Nuestros parámetros de interés son (i) $\sum_{k=0}^{12} \beta_k^H$, que mide el efecto acumulado en 12 meses del aumento del tipo de cambio sobre los precios de las firmas con alto markup; (ii) $\sum_{k=0}^{12} \beta_k^L$, que mide el efecto acumulado en 12 meses del aumento del tipo de cambio sobre los precios de las firmas con bajo markup relativo al efecto acumulado sobre los precios de las firmas con alto markup; y (iii) $\sum_{k=0}^{12} \beta_k^H + \sum_{k=0}^{12} \beta_k^L$, que mide el efecto acumulado en 12 meses del aumento del tipo de cambio sobre los precios de las firmas con bajo markup.

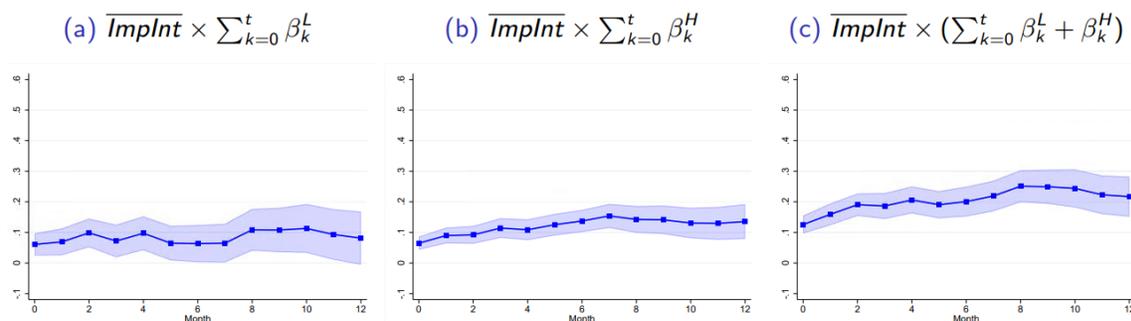
⁵ Usamos una metodología similar en Recuadro I.4, IPoM marzo 2023.

⁶ Como ejercicio de robustez, corremos la misma regresión pero usando el tipo de cambio multilateral, encontrando resultados similares.

4. Resultados

En la Figura 1 observamos el efecto acumulado de un aumento de un 1% en el tipo de cambio en la variación porcentual de los precios promedio al productor de una firma que importa insumos intermedios. En particular, en el panel (a) se presenta la trayectoria acumulada de $\overline{ImpInt} \sum_{k=0}^t \beta_k^L$, donde $\overline{ImpInt} = 0,18$ es el promedio de la intensidad importadora entre las firmas que importan insumos y $\sum_{k=0}^t \beta_k^L$ es el coeficiente de traspaso acumulado para el periodo de 0 a 12 meses para las firmas con bajo markup relativo a firmas de alto markup. En el panel (b) se presenta la trayectoria acumulada de $\overline{ImpInt} \sum_{k=0}^t \beta_k^H$, que se define de manera análoga al anterior pero para firmas con alto markup relativo a firmas que no importan insumos.

Figura 1: Efecto Heterogéneo del ERPT según Markup



Notamos que los coeficientes estimados son todos estadísticamente significativos, considerando intervalos de confianza del 95%, lo que sugiere que (i) el traspaso efectivamente depende del markup de las firmas: firmas con markup bajo tienen un traspaso mayor que firmas con markup alto; y (ii) la magnitud del traspaso depende de la intensidad importadora de las firmas a través del impacto en sus costos de producción.

Tabla 2: Resumen resultados del Efecto Heterogéneo del ERPT según Markup

	Short Term (t=0)	Medium Term (t=12)
High Markup (β_t^H)	0.06	0.14
Low Markup ($\beta_t^H + \beta_t^L$)	0.13	0.22

En la Tabla 2 se muestran los efectos estimados de un aumento en 1% en el valor del USD. Para firmas importadoras con alto markup e intensidad importadora promedio, el traspaso a precios es 0,06% durante el mes de la depreciación, mientras que es de 0,14% a los 12 meses del shock. En cambio, para firmas con bajo markup e intensidad importadora promedio, el traspaso a precios el mes de la depreciación es 0,13% y de 0.22% a los 12 meses.

En la Figura 2 y la Tabla 3 abajo, estimamos los efectos en respuesta a variaciones en el tipo de cambio multilateral. Mostramos que cuando calculamos las elasticidades respecto al tipo de cambio multilateral, estos números son levemente mayores, como sería de esperar.

Figura 2: Efecto Heterogéneo del ERPT del tipo de cambio multilateral según Markup

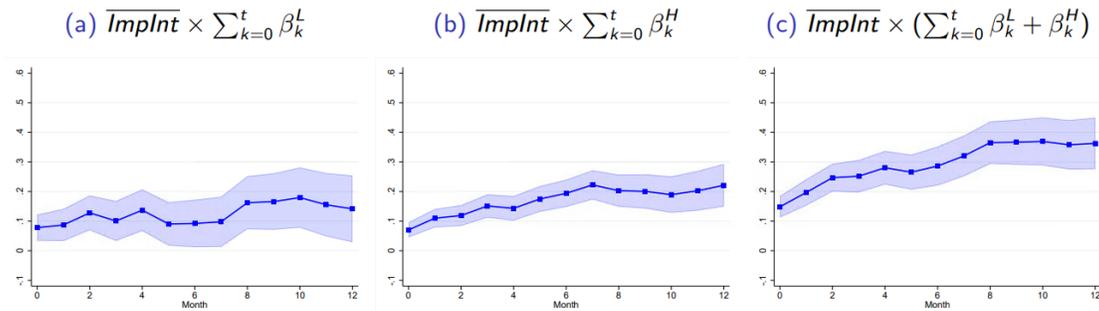


Tabla 3: Resumen resultados del Efecto Heterogéneo del ERPT según Markup

	Short Term (t=0)	Medium Term (t=12)
High Markup (β_t^H)	0.07	0.22
Low Markup ($\beta_t^L + \beta_t^H$)	0.15	0.36

5. Conclusiones

En esta minuta mostramos que firmas importadoras de insumos, que se ven más expuestas a fluctuaciones del tipo de cambio por el lado de sus costos, presentan un traslado de estas variaciones a sus precios de venta al productor mayor que firmas no importadoras. Este traslado depende crucialmente del markup de estas firmas: firmas importadoras con bajo markup presentan un mayor traspaso del tipo de cambio a precios de venta que firmas con alto markup. La intuición de este resultado es que firmas con alto markup tienen más flexibilidad para reducir sus márgenes en respuesta a un shock de costos, mientras que para firmas de bajo markup esta flexibilidad es menor y deben terminar ajustando sus precios en respuesta a sus mayores costos.

6. Referencias

Amiti, M., Itskhoki, O., y Konings, J. (2014). Importers, exporters, and exchange rate disconnect. *American Economic Review*, 104(7), 1942-1978.

Burstein, A., y Gopinath, G. (2014). International prices and exchange rates. En *Handbook of international economics* (Vol. 4, pp. 391-451). Elsevier.

7. Anexo - Filtros

En este ejercicio utilizamos los siguientes filtros:

1. A nivel firma, los empleados promedio deben ser mayores o iguales a 5.
2. Material total debe ser positivo.
3. Material importado no puede ser negativo
4. Ventas deben ser positivas.
5. Markup debe ser mayor o superior a 1.
6. Descartamos los outliers (5% y 95%) de las tasas de crecimiento de los precios