



Minutas Citadas en Recuadros

IPoM Diciembre 2022

División Política Monetaria - Banco Central de Chile

RECUADRO I.1: IMPORTANCIA DE LOS SHOCKS DE DEMANDA Y OFERTA EN LA INFLACIÓN DE BIENES

Guillermo Carlomagno, Nicolás Eterovic y Luis G. Hernandez-Román
(Diciembre, 2022)

RECUADRO I.X: TITULO

Guillermo

Minuta citada en Recuadro I.1:

Importancia de los *shocks* de demanda y oferta en la inflación de bienes¹

Guillermo Carlomagno, Nicolás Eterovic y Luis G. Hernandez-Román (Diciembre, 2022)

Introducción

El monitoreo de la dinámica de la inflación en tiempo real es esencial para la conducción de la política monetaria. Existe una literatura creciente que muestra que el reciente aumento de la inflación a nivel global resulta de una combinación de tanto *shocks* de oferta como de demanda. El grado de dominancia de *shocks* de oferta o demanda en la dinámica inflacionaria tiene implicancias importantes para la política monetaria. Los bancos centrales pueden ejercer influencia sobre la demanda con sus políticas, por lo que su éxito en lograr la estabilidad de precios puede depender de factores de oferta sobre los que tienen poco control. Más importante aún, los efectos de los *shocks* de demanda en la inflación suelen ser más persistentes que los efectos de los *shocks* de oferta.

En esta minuta se propone un enfoque simple para descomponer la inflación en *shocks* de oferta y demanda a nivel de producto utilizando datos de factura electrónica (FE). Específicamente, se utilizan índices de precios y cantidades que se construyen a partir de datos de FE que se encuentran disponible para una gran cantidad de productos del Índice de Precios al Consumidor (IPC) de Chile. Utilizando estos índices, estimamos un modelo de vectores autoregresivos Bayesiano (BVAR) para cada producto. La estrategia de identificación está basada en restricciones de signo (Arias et al., 2018) y asume que un *shock* de demanda (oferta) mueve los precios y las cantidades en la misma (opuesta) dirección. La descomposición histórica a nivel de producto después se utiliza para computar cualquier agregado del IPC, utilizando los ponderadores oficiales. Nuestros índices de FE se encuentran disponibles desde febrero 2018 hasta octubre 2022, cubriendo el periodo de la pandemia del Covid-19 y la posterior aceleración de la inflación. Como señala Cobb (2021), Chile tuvo ciertas características idiosincráticas que hacen que las circunstancias durante la pandemia hayan sido algo diferentes al resto de los países. De hecho, en los últimos tres años, la economía chilena fue golpeada por múltiples *shocks*; el primero, fue el episodio de estallido social en el último trimestre del 2019. Luego en marzo 2020 la llegada del Covid-19 y las medidas adoptadas para su control. En julio del mismo año, se aprobó en el Congreso un retiro anticipado de los fondos de pensiones. Luego, un segundo retiro fue aprobado en diciembre y un tercero en mayo de 2021. Con todo, los tres retiros suman en torno a US\$50 mil millones (lo que equivale a cerca de 20% del PIB del 2020). También se adoptaron medidas fiscales incluyendo el Ingreso Familiar de Emergencia (IFE) universal durante 2021. Finalmente, en febrero de 2022 la invasión rusa a Ucrania generó un fuerte *shock* en los precios internacionales de energía y alimentos que se sumó a la política de cero Covid en China que había interrumpido las cadenas de suministro a nivel mundial. Esta seguidilla de *shocks* sin precedentes entrega un perfecto laboratorio para separar los distintos *shocks* que han afectado la dinámica de precios.

Como se mencionó arriba, la naturaleza del *shock* puede requerir diferentes acciones de política. En un paper reciente, Guerrieri et al. (2022) sugieren que los *shocks* asociados a la pandemia del Covid-19 pueden ser entendidos como *shocks* de oferta que gatillan cambios en la demanda agregada que son mayores que los *shocks* iniciales. Los autores argumentan que cuando los *shocks* están concentrados en ciertos sectores, como en un cierre en respuesta a la pandemia, existe mayor probabilidad que el gasto se contraiga. La razón es que

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 inominada de diversas entidades públicas y privadas, en virtud de convenios de colaboración suscritos con esas instituciones.

la salida de las firmas y la destrucción de empleo puede amplificar los efectos del shock inicial, agravando la recesión. De acuerdo a los autores, las implicancias de política no son directas. Por ejemplo, el estímulo fiscal tradicional puede ser menos efectivo que lo usual porque algunos sectores pueden estar cerrados lo que mitiga el multiplicador Keynesiano. Por otro lado, la política monetaria, puede tener efectos aumentados al evitar la salida de las firmas. Respecto a políticas óptimas, el cierre de sectores intensivos en contacto y asegurar pagos a los trabajadores afectados puede lograrse una asignación tipo “first-best”, pese a la menor potencia por cada dólar gastado. Bajo esta lógica, el caso chileno es ligeramente diferente en el sentido que al mismo tiempo que la política fiscal y monetaria mantuvieron a las firmas a flote durante la pandemia, los retiros de fondo de pensiones fueron lejos de ser localizados, a lo que se sumaron significativas medidas fiscales de apoyo a los hogares. Todo esto logra explicar la vigorosa recuperación de la economía durante el 2020 y el fuerte aumento de la demanda durante el 2021.

Esta minuta sostiene que el importante aumento de la inflación en Chile desde 2021 se encuentra fuertemente influenciado por factores de demanda interna y, en menor medida, por factores de oferta. El análisis distingue la relevancia de ambos tipos de shocks en la evolución de la inflación de bienes. Los resultados muestran que en los últimos meses los efectos asociados a factores de demanda han ido en retirada, en línea con el ajuste de la economía, especialmente del consumo. Por otro lado, el descenso del precio de los commodities y la moderación de los problemas en las cadenas de suministro mundiales, han ayudado a estabilizar los factores de oferta.

Literatura relacionada

El uso de datos de factura electrónica para la medición en tiempo real de la actividad económica es relativamente nuevo, incluso en economías desarrolladas. Los cierres producidos por la pandemia de porciones significativas de la economía mundial y la recesión que la acompañó, hizo que fuera extremadamente difícil hacer pronósticos y para los hacedores de política poder cuantificar y evaluar el estado efectivo de la economía. Esto generó un renovado interés por obtener indicadores de alta frecuencia que pudiesen hacerle seguimiento a la economía de la manera más pronta posible.

Una corriente de la literatura se ha enfocado en mejorar los pronósticos de actividad económica utilizando datos de transacciones. Por ejemplo, Carlsen y Storgaard (2010) investigan si los pagos con tarjeta de crédito (Dankort) proveen un indicador útil para los nowcasts de ventas minoristas en Dinamarca, mientras que Aastveit et al. (2020) emplea datos de pagos electrónicos para producir nowcasts de consumo de hogares en Noruega. Duarte et al. (2017) obtienen nowcasts de consumo privado en Portugal al combinar datos de cajeros automáticos y terminales POS. Verbaan et al. (2017) analizan si el uso de pagos con tarjetas débito mejoran la precisión de los nowcasts y las proyecciones a un trimestre adelante del consumo de hogares en Holanda. Barnett et al. (2016) estiman un modelos de factores dinámicos con distintas frecuencias utilizando transacciones con tarjeta de crédito para obtener una medida de PIB mensual para USA. Galbraith y Tkacz (2018) producen nowcasts del PIB de Canadá y ventas minoristas utilizando datos de pago electrónico, incluyendo transacciones con tarjeta débito y cheques. Aprigliano et al. (2019) evalúan la habilidad de una amplia gama de datos de pago electrónico minorista para predecir de manera más precisa el PIB de Italia y sus principales componentes domésticos. Para el caso chileno, el estudio llevado a cabo por Cobb (2021) destaca como uno de los primeros. El autor explora el poder predictivo de los datos de pago electrónico durante la pandemia del Covid-19 haciendo pronósticos fuera de la muestra donde compara utilizando modelos anidados que se basan en la acumulación de esos datos en relación con un modelo SARIMA y otros modelos de nowcast basados en indicadores mensuales. El periodo bajo estudio cubre los últimos tres años, desde el último trimestre del 2018 y el segundo trimestre del 2021. Dado el número limitado de observaciones en el periodo de evaluación, el análisis es conducido como un estudio de eventos. El principal hallazgo es que los modelos basados en pagos electrónicos son más informativos en periodos que están sujetos a shocks repentinos. El resto de los periodos no son necesariamente mejores que la mayoría de los modelos.

Una segunda corriente de la literatura utiliza precios en línea para construir índices de precios al consumidor. En este contexto, el trabajo de Cavallo y Rigobon (2016) y “el proyecto de un billón de precios” vale la pena mencionar. Este proyecto, creado en el MIT en 2008, utiliza precios minoristas en línea para mejorar la generación de indicadores económicos tradicionales, empezando por el índice de precios al consumidor. Los autores muestran que sus índices de precio en línea co-mueven con los índices de precios en la mayoría de los países. En un trabajo reciente durante la pandemia, Cavallo (2020) muestra que actualizando los pesos del IPC oficiales con cambios en los gastos de tarjetas débito y crédito por categoría de producto resultaron en mayores niveles de precios en USA que aquellos reportados en los datos oficiales de IPC. La razón de ello, es que los consumidores tendieron a concentrar su gasto en categoría de productos con tasas de inflación mayores (en su mayoría alimentos y bebidas).

Una tercera corriente de la literatura emergió durante la pandemia y buscaba proveer una interpretación más estructural de los múltiples shocks que golpearon a la economía global. Ejemplos de esta investigación son variados. En el mercado laboral, del Rio-Chanona et al. (2020) entregan predicciones cuantitativas de shocks de oferta y demanda de primer orden para la economía de USA asociados a la pandemia del Covid-19 a nivel de ocupaciones de individuos e industrias. Para analizar shocks de oferta, los autores clasifican industrias como esenciales o no esenciales y construyen un “Índice Remoto del Trabajo”, que mide la habilidad de distintas ocupaciones para trabajar desde casa. Los shocks de demanda se encuentran basados en un estudio sobre los efectos probables de una epidemia de influenza severa desarrollado por la Oficina Congressional de Presupuesto de USA. Brinca et al. (2020) mide los shocks de oferta y demanda a nivel de sector durante el Covid-19 al estimar un BVAR utilizando datos mensuales de horas trabajadas y salarios reales. Los autores encuentran que la mayoría de los sectores estuvieron sujetos a grandes shocks de oferta y demanda en marzo y abril 2020, con una heterogeneidad sustancial en el tamaño de los shocks en los distintos sectores. Sus estimaciones sugieren que dos tercios de la caída agregada de la tasa de crecimiento de las horas trabajadas entre marzo y abril 2020 pueden atribuirse a shocks de oferta de trabajo. Respecto a la dinámica de los precios, Shapiro (2020) descompone la inflación utilizando regresiones categóricas o sistemas de ecuaciones. Estas estimaciones después se utilizan para agrupar categorías en componentes de la inflación del PCE en USA. La descomposición revela que la mayor parte del mayor nivel de inflación subyacente PCE en USA, durante el periodo 2021-22 se encuentra concentrado en categorías “sensibles al Covid”, estas son, aquellas categorías cuyos precios y cantidades se mueven más al comienzo de la pandemia. El autor también clasifica las categorías en aquellas que se mueven por factores de oferta, como de demanda. Esta descomposición permite en que grado factores de oferta o demanda están impactando a la inflación. En Shapiro (2022) esta idea se desarrolla en más detalle. El autor divide categorías de la canasta del PCE en grupos que se mueven por oferta y demanda. Las categorías que se mueven por demanda son identificadas como aquellas donde un cambio inesperado en el precio se mueve en la misma dirección que el componente inesperado en la cantidad en un mes dado; las categorías que se mueven por oferta se identifican como aquellas donde cambios inesperados en el precio y cantidad se mueven en direcciones opuestas. Esta metodología toma en cuenta el impacto de shocks de oferta y demanda de un mes al otro. El autor encuentra que factores de oferta explican cerca de la mitad de los niveles de inflación del 2022. Los factores de demanda son responsables por cerca de un tercio, con el resto explicado por factores ambiguos. Estos resultados tienen grandes implicancias para la conducción de la política monetaria, dado que mayor inflación impulsada por demanda necesitaría política monetaria más contractiva inflación impulsada por la oferta. En este contexto, una identificación errónea de los shocks que dominan la dinámica de la inflación puede llevarnos a un mal diagnóstico y a un mal resultado de política. Nuestro trabajo se relaciona a la literatura emergente sobre el uso de datos de alta frecuencia para monitorear la inflación. Como discuten Cavallo y Rigobon (2016), los precios en línea (que se obtienen de las páginas de los minoristas) y los datos de pago electrónico pueden ser utilizados para monitorear la inflación en tiempo real. Esta tendencia ganó mucho momentum durante el cierre de las economías por la pandemia. Nuestro trabajo difiere de estos estudios previos en que los datos de pago electrónicos tienen información detallada

de las cantidades vendidas también, lo que permite construir índices de cantidades a nivel de producto. La disponibilidad de tanto precios como cantidades es lo que nos permite estimar una descomposición a nivel de producto. Según nuestro conocimiento, el uso de datos de pagos electrónicos para identificar shocks de oferta y demanda a nivel de producto no ha sido empleado antes. El enfoque para descomponer inflación en shocks de oferta y demanda empleada por Shapiro (2022) es lo más cercano al de nosotros. Sin embargo, existen dos diferencias importantes. Primero, el autor estima modelos VAR utilizando precios y cantidad para categorías diferentes del PCE de USA con frecuencia mensual. Nuestro análisis, emplea datos más desagregados. Segundo, el autor emplea un enfoque binario para clasificar categorías influenciadas por oferta o demanda. Esto significa, por ejemplo, que factores de demanda también podrían jugar un rol en una categoría del PCE que es clasificada como influenciada por factores de oferta y vice-versa. En contraste, estimamos un BVAR estructural donde shocks de oferta y demanda son identificados con restricciones de signo a nivel de producto. Como resultado, somos capaces de obtener cualquier agregado del IPC descompuesto en shocks de oferta y demanda en cualquier punto del tiempo.

Datos de facturas electrónica (FE)

Para nuestra descomposición de inflación, empleamos precios y cantidades construidos a partir de datos de pagos electrónicos procesados por el Banco Central de Chile. Esta base de datos es anonimizada y confidencial y está disponible desde febrero 2018 a octubre 2022. Los índices se construyen a partir de registros administrativos del Servicio de Impuestos Internos (SII). A partir de esto, se obtiene información sobre cuales bienes y servicios son vendidos, en qué cantidades y a qué precios. Vale la pena notar que un producto puede tener distintas variedades y se obtiene información a nivel de variedad (más que a nivel de producto) lo que hace que nuestra base de datos sea aún más granular. Las ventas en pesos chilenos se convierten en valores reales, o Unidades de Fomento (UF), indexadas a la inflación, calculada y publicada por el Banco Central de Chile.

Table 1: Official CPI Categories and Electronic Payment Data (EPD) Coverage

CPI Category	Weights (%)	Products	Covered products	Covered weights (%)
01 Food and beverages	19.3	76	70	92
02 Alcoholic Beverages	4.8	8	8	100
03 Clothing and Footwear	3.5	28	12	43
04 Housing	14.8	16	5	31
05 Furnishings	6.5	36	28	78
06 Health	7.8	22	7	32
07 Transport	13.1	24	8	33
08 Communication	5.5	6	0	0
09 Recreation	6.6	37	12	32
10 Education	6.6	11	0	0
11 Restaurants	6.4	7	6	86
12 Miscellaneous	5.2	32	17	53
TOTAL	100	303	177	48

Table 2: Official CPI Categories and Electronic Payment Data (EPD) Coverage

CPI Aggregate	Weights (%)	Products	Covered products	Covered weights (%)
01 CPI Total	100	303	173	57
02 CPI without volatiles	65.15	161	81	49
03 CPI goods without volatiles	26.72	135	112	83
04 CPI goods without volatiles excl. food	17.53	95	74	78
05 CPI services without volatiles	38.42	69	7	10
06 CPI food volatiles	10.11	36	32	89

La Tabla 1 resume la cobertura de los datos de factura electrónica (FE) por diferentes categorías del IPC oficial chileno. La FE cubre 10 categorías y la cobertura de productos es bastante heterogénea. Los datos cubren bastante bien alimentos y bebidas, bebidas alcohólicas, equipamiento y mantenimiento del hogar y restaurantes, pero tiene menor cobertura para vestuario y calzado, vivienda y servicios básicos, salud, transporte, recreación y misceláneos. Más aún, la FE no cubre la categoría de comunicaciones y educación. La razón es que la FE involucra transacciones entre firmas y no transacciones entre firmas e individuos. De todas maneras, los datos de FE constituyen una buena aproximación de los datos efectivos de IPC. La Tabla 2 resume la cobertura de la FE para algunos agregados del IPC. De particular interés, son los agregados no volátiles que son utilizados por el Banco Central de Chile como medidas de inflación subyacente. Aquí se observa que la cobertura es bastante buena para bienes sin volátiles (83%), y bienes sin volátiles excluyendo alimentos (78%) y alimentos volátiles (89%).

Enfoque empírico

En esta sección se describe como se descompone la inflación en shocks de oferta y demanda a nivel de producto. Para ello, utilizamos un modelo BVAR para modelar la dinámica conjunta de precios $p_{i,t}$ y $q_{i,t}$ para cada producto i en la canasta del IPC cubierta por nuestros datos de FE.

Consideremos un modelo vector autorregresivo estructural (SVAR) de la siguiente forma:

$$A_0 y_t = \mu + A_1 y_{t-1} + \dots + A_k y_{t-k} + \epsilon_t, \quad t = 1, \dots, T,$$

donde y_t es un vector $N \times 1$ de variables observable, los A_j son matrices de coeficientes de $N \times N$ con A_0, μ es un vector de $N \times 1$ y ϵ_t son los shocks estructurales con media cero y covarianza I_N :

$$y_t = (p_{i,t}, q_{i,t}).$$

El modelo en su forma reducida puede escribirse así:

$$y_t = c + B_1 y_{t-1} + \dots + B_k y_{t-k} + u_t, \quad t = 1, \dots, T,$$

donde $B_j = A_0^{-1} A_j$, $c = A_0^{-1} \mu$ y $u_t = A_0^{-1} \epsilon_t$ y así $E(u_t u_t') = \Omega = (A_0' A_0)^{-1}$. Para obtener el VAR en su forma estructural se necesita en una estrategia de identificación. Vale la pena recordar que los residuos en su forma reducida no tienen interpretación económica, mientras que los residuos estructurales sí la tienen.

Para la estrategia de identificación se identifican tantos shocks como variables que tiene el modelo. Más formalmente, sea ϵ_t los shocks estructurales y sea u_t los shocks en su forma reducida. Los shocks estructurales pueden calcularse a partir de los shocks en forma reducida de la siguiente manera $\epsilon_t = A_0 u_t$, donde A_0 es una matriz de dependencias contemporáneas de precios y cantidades con $VAR(u_t) = \Sigma_u$ y $VAR(\epsilon_t) = I_{n \times n}$, con I denotando la matriz identidad. Para identificar los shocks estructurales, se requiere que la matriz A_0 satisfaga las siguientes restricciones de signo:

Sign restrictions.		
Shock	Impulse response functions to	
	Δp_t	Δq_t
Demand Shock	+	+
Supply Shock	+	-

Table 4: Sign restrictions are imposed on impact on the impulse responses.

Seguimos la literatura microeconómica que asume que shocks de demanda (oferta) mueven los precios y las cantidades en la misma (opuesta) dirección. Nuestro SVAR se encuentra identificado en su conjunto al haber muchas matrices (o modelos) que satisfacen estas restricciones de signo. En particular, se generan 1000 modelos que las satisfacen en la posterior y seleccionamos la solución de *median target*, siguiendo a Fry y Pagan (2011). Después de haber estimado el modelo para cada producto e identificado los shocks de oferta y demanda para cada producto, estas estimaciones se pueden agrupar en diferentes categorías del IPC al reestimar sus pesos con los disponibles en la FE.

Las tres fases de la evolución de la inflación en Chile desde el comienzo de la pandemia

En la Figura 1, se grafican las descomposiciones históricas para los principales agregados del IPC, utilizando los datos disponibles en la FE, cubriendo el periodo desde marzo 2020 a octubre 2022. Los resultados indican que la dinámica de la inflación subyacente de bienes (panel D), se puede dividir en tres periodos. El primero, desde marzo 2020, contempla el impacto inicial del cierre de la economía producto del Covid-19, que generó un shock de oferta que presionó los precios al alza. Al mismo tiempo, las restricciones a la movilidad y el ahorro precautorio implicaron una caída en la demanda que generó presiones en la dirección opuesta. En el neto, ambos efectos tendieron a cancelarse, lo que explica la escasa variación en los niveles de precios en el principio de la pandemia.

El segundo periodo abarca todo el 2021. En él la oferta se fue normalizando en la medida que las empresas se fueron adaptando y las cadenas de suministro se fueron restableciendo. Al mismo tiempo, el relajamiento de las medidas de confinamiento e inyecciones de liquidez a los hogares generaron un fuerte aumento de la demanda por bienes —reflejada en un shock de demanda que fue incrementándose durante ese año— que más que compensó la normalización de la oferta, impulsando una importante aceleración de la inflación.

Finalmente, durante 2022, en un contexto de alta demanda, la invasión rusa a Ucrania y la política de cero Covid en China provocó un aumento significativo de los precios de los commodities y una interrupción de las cadenas de suministro a nivel mundial, gatillando shocks de oferta que se sumaron a niveles de inflación que ya eran muy elevados.

En los últimos meses, se observa que las presiones de demanda han comenzado a reducirse, en línea con el ajuste macroeconómico y del consumo. Por otro lado, las presiones de oferta han comenzado a estabilizarse en el margen, ante el descenso de los precios de las materias primas y la reducción de los problemas de las cadenas de suministro mundiales.

Chequeo de robustez: Una estrategia de identificación alternativa incorporando shocks de TCN

Vale la pena destacar que, en la descomposición recién mostrada, los shocks de oferta pueden representar shocks de oferta “puros” (por ejemplo, de costos), así como también shocks de tipo de cambio. Una manera de poder separar estos efectos es incluir variaciones del TCN en el modelo. Para ello, se incluye el TCN en el SVAR y se propone la siguiente estrategia de identificación para separar shocks de TCN de aquellos de oferta:

Sign restrictions.			
Impulse response functions to			
	Δp_t	Δq_t	Δe_t
Demand Shock	+	+	
Supply Shock	+	-	0
FX Shock	+	-	+

Table 5: Sign restrictions are imposed on impact on the impulse responses.

Esto es, shocks de demanda son aquellos en donde tanto los precios como las cantidades se mueven en la misma dirección, independiente de los movimientos de TCN. Los shocks de oferta que representan shocks de costos puros no debieran tener efectos en el TCN a nivel de producto, por lo que fijamos a cero el efecto en el TCN en la identificación. Por el contrario, shocks de TCN, por ejemplo, una depreciación debiese ser similar a un shock de oferta, elevando el costo *across the board* en todos los bienes. Los resultados de este ejercicio se encuentran en la Figura 2, donde nos enfocamos en la inflación de bienes excluyendo alimentos que es más probable que sea susceptible a este tipo de shock.

Aquí se observa que los resultados se mantienen, esto es, shocks de demanda han sido más dominantes en la inflación de bienes, mientras que shocks de tipo de cambio explican parte del aumento de oferta durante el 2021 (recordando que el TCN ya venía de niveles muy altos desde principios del 2020). En el margen, la descomposición sugiere que estos efectos se han tornado positivos, aunque no dominantes, lo que coincide con la fuerte depreciación del tipo de cambio desde junio 2022.

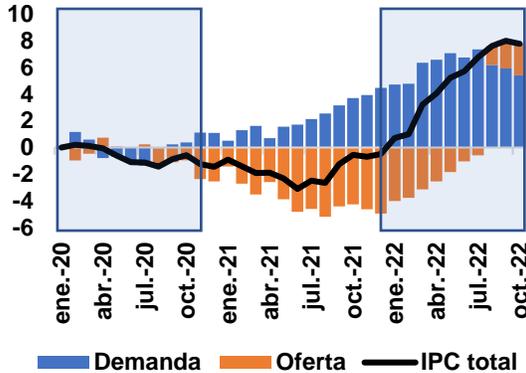
Conclusiones

Esta minuta propone un enfoque simple que ayuda a monitorear y entender los movimientos de la inflación del IPC. Se descompone la inflación en shocks de oferta y demanda a nivel de producto al estimar un VAR estructural Bayesiano utilizando índices de precios y cantidades construidos utilizando datos de factura electrónica para la economía chilena.

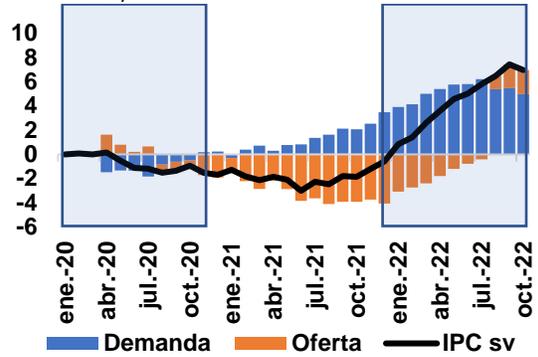
Los resultados muestran que la gran expansión de la demanda interna que tuvo lugar desde 2021 es la principal causa de la elevada inflación que hoy sufre la economía chilena. En los últimos meses, las presiones de demanda en la inflación de bienes habrían empezado a ceder, mientras que las de oferta se habrían estabilizado en el margen.

FIGURA 1: DESCOMPOSICIÓN ESTRUCTURAL DISTINTOS AGREGADOS DEL IPC

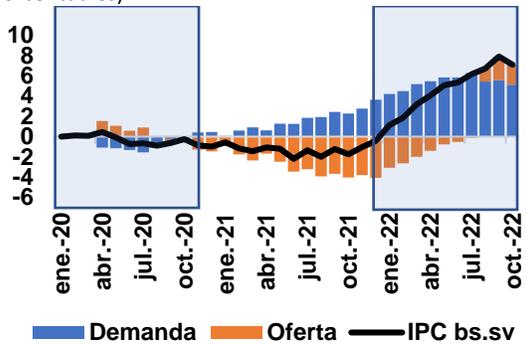
A. DESCOMPOSICIÓN ESTRUCTURAL DEL IPC TOTAL (57%)
(variaciones acumuladas desde enero 2020, puntos porcentuales)



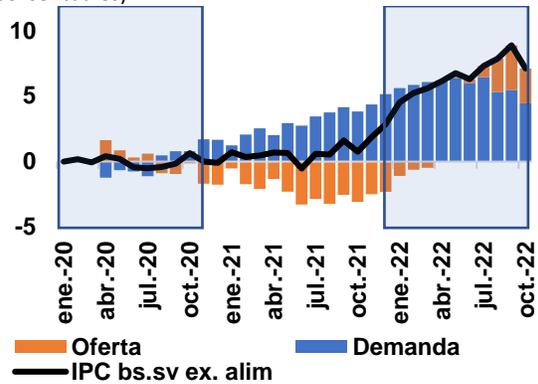
B. DESCOMPOSICIÓN ESTRUCTURAL DEL IPC SIN VOLÁTILES (49%)
(variaciones acumuladas desde enero 2020, puntos porcentuales)



C. DESCOMPOSICIÓN ESTRUCTURAL DEL IPC BIENES SIN VOLÁTILES (83%)
(variaciones acumuladas desde enero 2020, puntos porcentuales)

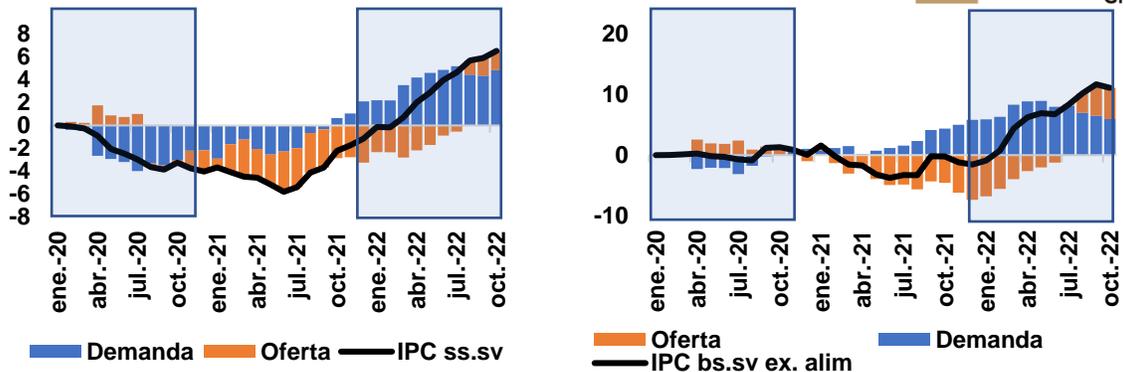


D. DESCOMPOSICIÓN ESTRUCTURAL DEL IPC BIENES SIN VOLÁTILES EXCLUYENDO ALIMENTOS (78%)
(variaciones acumuladas desde enero 2020, puntos porcentuales)



E. DESCOMPOSICIÓN ESTRUCTURAL DEL IPC SERVICIOS SIN VOLÁTILES (10%)
(variaciones acumuladas desde enero 2020, puntos porcentuales)

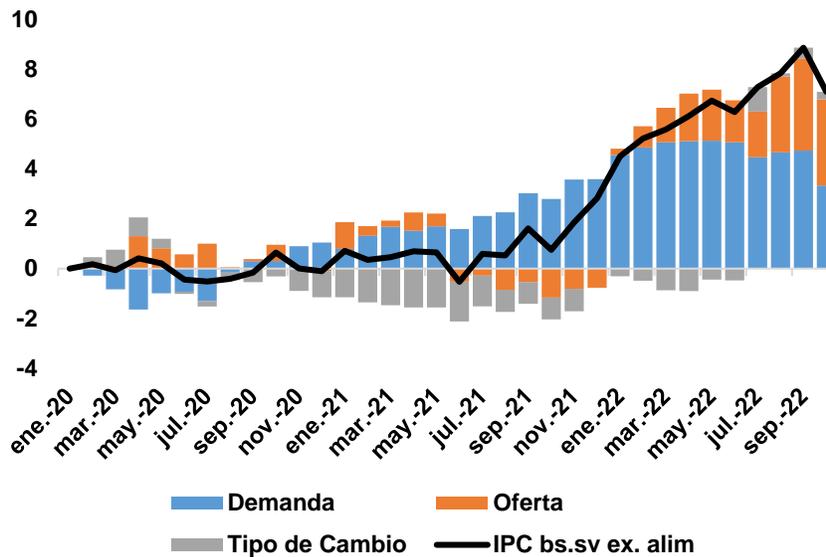
F. DESCOMPOSICIÓN ESTRUCTURAL DEL IPC ALIMENTOS VOLÁTILES (89%)
(variaciones acumuladas desde enero 2020, puntos porcentuales)



Nota: Descomposiciones históricas (HDs) de variaciones acumuladas desde marzo 2020 a octubre 2022. Las HDs se encuentran expresadas como desviaciones de cero y están indexadas a marzo 2020 = 0. Los valores entre paréntesis muestran el porcentaje de ese agregado cubierto por la factura electrónica (FE). Las descomposiciones históricas han sido re-escaladas para corresponder con las variaciones de los agregados oficiales del IPC (reponderados los los bienes disponibles en la FE). Fuente: Banco Central de Chile en base a información del Instituto Nacional de Estadísticas, Servicio de Impuestos Internos.

FIGURA 2: DESCOMPOSICIÓN DE BIENES SIN VOLÁTILES EXCL. ALIMENTOS – ESTRATEGIA DE IDENTIFICACIÓN INCORPORANDO SHOCKS DE TCN

DESCOMPOSICIÓN ESTRUCTURAL DEL IPC BIENES SIN VOLÁTILES EXCLUYENDO ALIMENTOS (78%)
(variaciones acumuladas desde enero 2020, puntos porcentuales)



Nota: Descomposiciones históricas (HDs) de variaciones acumuladas desde marzo 2020 a octubre 2022. Las HDs se encuentran expresadas como desviaciones de cero y están indexadas a marzo 2020 = 0. Las descomposiciones históricas han sido re-escaladas para corresponder con las variaciones de los agregados oficiales del IPC (reponderados los los bienes disponibles en la FE). Fuente: Banco Central de Chile en base a información del Instituto Nacional de Estadísticas, Servicio de Impuestos Internos.

Referencias

Aastveit, K. A., T. M. Fastb_, E. Granziera, K. S. Paulsen, and K. N. Torstensen (2020): “Nowcasting Norwegian household consumption with debit card transaction data,” Norges Bank Research, 17.

Aprigliano, V., G. Ardizzi, and L. Monteforte (2019): “Using Payment System Data to Forecast Economic Activity,” International Journal of Central Banking, 60.

Arias, J. E., J. F. Rubio-Ram´_rez, and D. F. Waggoner (2018): “Inference Based on Structural Vector Autoregressions Identified With Sign and Zero Restrictions: Theory and Applications,” *Econometrica*, 86(2), 685–720.

Barnett, W. A., M. Chauvet, and D. Leiva-Leon (2016): “Real-time nowcasting of nominal GDP with structural breaks,” *Journal of Econometrics*, 191(2), 312–324, *Innovations in Measurement in Economics and Econometrics*.

Brinca, P., J. B. Duarte, and M. F. e Castro (2020): “Measuring Labor Supply and Demand Shocks during COVID-19,” Working Papers 2020-011, Federal Reserve Bank of St. Louis.

Carlsen, M., and P. E. Storgaard (2010): “Dankort payments as a timely indicator of retail sales in Denmark,” Danmarks Nationalbank Working Papers 66, Copenhagen.

Cascaldi-Garcia, D. (2022): “Pandemic Priors,” International Finance Discussion Papers 1352, Board of Governors of the Federal Reserve System (U.S.).

Cavallo, A. (2020): “Inflation with Covid Consumption Baskets,” Working Paper 27352, National Bureau of Economic Research.

Cavallo, A., and R. Rigobon (2016): “The Billion Prices Project: Using Online Prices for Measurement and Research,” *Journal of Economic Perspectives*, 30(2), 151–78.

Cobb, M. P. A. (2021): “Nowcasting Chilean household consumption with electronic payment data,” Working Papers Central Bank of Chile 931, Central Bank of Chile.

del Rio-Chanona, R. M., P. Mealy, A. Pichler, F. Lafond, and J. D. Farmer (2020): "Supply and demand shocks in the COVID-19 pandemic: an industry and occupation perspective," *Oxford Review of Economic Policy*, 36, S94–S137.

Duarte, C., P. M. Rodrigues, and A. Rua (2017): "A mixed frequency approach to the forecasting of private consumption with ATM/POS data," *International Journal of Forecasting*, 33(1), 61–75.

Galbraith, J.W., and G. Tkacz (2018): "Nowcasting with payments system data," *International Journal of Forecasting*, 34(2), 366–376.

Guerrieri, V., G. Lorenzoni, L. Straub, and I. Werning (2022): "Macroeconomic Implications of COVID-19: Can Negative Supply Shocks Cause Demand Shortages?," *American Economic Review*, 112(5), 1437–74.

Lenza, M., and G. E. Primiceri (2022): "How to estimate a vector autoregression after March 2020," *Journal of Applied Econometrics*, 37(4), 688–699.

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.

Verbaan, R., W. Bolt, and C. van der Crujisen (2017): "Using debit card payments data for nowcasting Dutch household consumption," DNB Working Paper, 571.