NOTAS MONETARIAS

BANCO DE GUATEMALA, mayo - junio 2025, No. 193



Contenido

- 1. Herramienta para la selección de modelos de vectores autorregresivos estructurales.....p.1
- 2. El comercio internacional como motor de crecimiento económico......p.6

Herramienta para la selección de modelos de vectores autorregresivos estructurales

Juan Carlos Castañeda, Rodrigo Chang, Jorge Orenos, Rubí Ramírez y Mauricio Vargas¹

1. Introducción: Modelos macroeconómicos

Los modelos macroeconómicos son herramientas indispensables para la elaboración de pronósticos en cualquier banco central. Estos permiten analizar la coyuntura económica y estudiar, bajo un marco unificado de análisis, el comportamiento de las variables agregadas. Asimismo, ayudan a entender cómo los diferentes choques, ya sean internos o externos, se propagan a través de la economía y posibilitan el análisis de escenarios alternativos sobre su evolución futura. Dentro de este conjunto de herramientas, los modelos de vectores autorregresivos estructurales (SVAR) se han consolidado como un estándar del análisis económico, ya que permiten capturar las interrelaciones dinámicas entre las variables de acuerdo con su comportamiento histórico, realizar ejercicios de pronósticos y de escenarios contrafactuales de política monetaria.

En el departamento de Investigaciones Económicas (DIE), del Banco de Guatemala (Banguat), se ha construido y desarrollado una plataforma para la selección de modelos de tipo SVAR. Esta herramienta empieza su desarrollo en 2021, inmediatamente después de que el DIE recibiera una asistencia técnica brindada por el Fondo Monetario Internacional en relación con el Modelo Macroeconómico Semiestructural (MMS) del Banguat.² En dicha ocasión, se propuso utilizar un modelo de tipo SVAR para orientar la calibración del modelo semiestructural baio revisión. No obstante, surgió la interrogante fundamental: ¿cómo se puede saber si un determinado modelo de tipo SVAR es una buena guía? En otras palabras, se requería un mecanismo de evaluación para este tipo de modelos. Desde entonces, se han trabajado diferentes propuestas metodológicas que pretenden cuantificar la precisión y robustez de los modelos.

Este artículo presenta una propuesta concreta para responder a esta interrogante, la cual está fuertemente basada en métodos estadísticos de selección de modelos. Se inicia con una breve descripción de los modelos SVAR, abordando los métodos de estimación e identificación. Posteriormente, se describe el uso de dicha plataforma para seleccionar modelos con ciertas características de precisión y robustez.

Los modelos de vectores autorregresivos (VAR) se utilizan en el análisis de series de tiempo multivariadas para modelar la interrelación dinámica de variables endógenas. En el marco de los modelos dinámicos con ecuaciones simultáneas, el modelo VAR en su forma reducida consiste en representar los valores actuales de las variables como combinaciones lineales de sus propios rezagos y de los rezagos de las demás variables incluidas en el sistema, hasta un determinado orden de rezago p. El modelo VAR en forma reducida ha mostrado ser una herramienta eficaz para describir las propiedades dinámicas de los datos, generar pronósticos y medir la velocidad de ajuste hacia el equilibrio, luego de una perturbación (Kilian y Lütkepohl 2017).

Sin embargo, los modelos VAR en forma reducida no son suficientes para identificar las relaciones causales en los datos, que son clave en el análisis económico. Por esta razón, se han desarrollado los modelos VAR estructurales (SVAR, por sus siglas en inglés), los cuales incorporan relaciones estructurales fundamentadas en la teoría económica acerca de cómo interactúan las variables. Estos modelos permiten identificar los efectos causales, lo que resulta esencial para evaluar el impacto de choques económicos y realizar análisis de políticas económicas.

El modelo SVAR está dado por:

$$B_0 y_t = B_1 y_{t-1} + B_2 y_{t-2} + \dots + B_p y_{t-p} + w_t, \qquad t = 1, \dots, T, \tag{1}$$

donde y_t es un vector de datos $K \times 1$ que contiene las K variables del sistema, B_p , l=1,...,p, son matrices de coeficientes de dimensión $K \times K$, la matriz B_0 refleja las relaciones instantáneas entre las variables del modelo y w_t es el vector $K \times 1$ de choques estructurales, los cuales no están correlacionados entre sí y cada uno posee una interpretación económica específica.

^{2. ¿}Qué son los modelos de vectores autorregresivos estructurales (SVAR)?

¹ Personal del Departamento de Investigaciones Económicas

² El MMS no es un modelo de tipo SVAR sino más bien, como su nombre lo indica, es un modelo de tipo semiestructural. Una versión estándar de este tipo de modelos ha sido desarrollada por el Fondo Monetario Internacional bajo la denominación "QPM" (Quarterly Projection Model).

Notas Monetarias

Por otra parte, la representación del VAR reducido se obtiene de multiplicar por la izquierda la matriz B_a^{-1} :

$$y_t = A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \dots + A_p y_{t-p} + u_t,$$
 $t = 1, \dots, T,$ (2)

en donde $A_l = B_0^{-1}B_l$, y $u_t = B_0^{-1}w_t$.

Dada una estimación de la forma reducida, lo único que se necesita para recuperar el modelo estructural Ecuación 1 es conocer la matriz B_0^{-1} . Para identificar los choques estructurales $w_t = B_0 u_t$, es necesario imponer restricciones que permitan estimar la matriz B_0 . El problema de encontrar restricciones económicamente adecuadas en B_0 se conoce como el problema de identificación en el análisis VAR estructural (Kilian y Lütkepohl 2017).

3. Estimación e identificación de modelos SVAR

La estimación de un modelo SVAR comprende dos etapas fundamentales: primero, la estimación de su forma reducida mediante el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO); y segundo, el cálculo de su forma estructural. Este orden es crucial, ya que la forma estructural no puede estimarse directamente a partir de los datos observados. La "estructura" se refiere a la combinación de la dinámica intrínseca de la economía y los eventos exógenos e independientes (denominados "choques"), no predeterminados, que conjuntamente determinan el estado actual del sistema económico. No obstante, las variables económicas que se miden son el resultado combinado de estos dos componentes: la dinámica y los choques. Si no se conoce previamente uno de estos componentes, resulta imposible aislar el otro utilizando únicamente los datos disponibles.

Dada esta dificultad para discernir simultáneamente la dinámica y los choques a partir de los datos, el proceso de estimación del SVAR persigue dos objetivos. Primero, la estimación por MCO captura la dinámica "aparente" de los datos, es decir, la mejor proyección posible del comportamiento futuro de las variables basada en su evolución pasada. Segundo, la identificación estructural utiliza esta dinámica aparente (obtenida mediante MCO) y la combina con restricciones impuestas por el modelador para derivar la forma estructural que sea más congruente tanto con la dinámica observada como con dichas restricciones. Es crucial destacar que estas restricciones impuestas por el modelador son exógenas a los datos y se basan en criterios externos, como la teoría económica, resultados de investigaciones previas sobre la estimación de choques, o incluso, la intuición fundamentada del investigador. No obstante, no existe un consenso metodológico unificado para validar la idoneidad de estas restricciones, lo cual es un desafío que la plataforma de evaluación busca abordar.

En cuanto a la estimación de la forma reducida del VAR mediante MCO, el objetivo principal es minimizar el error (o desviación) entre los datos de la muestra y las proyecciones que el modelo VAR genera para esos mismos datos. Este proceso implica determinar la parametrización del modelo, definida por sus coeficientes representados como A_1, A_2, \ldots, A_p en la Ecuación 2, de manera que se alcance dicho mínimo. El nombre "Mínimos Cuadrados Ordinarios" (MCO) proviene, precisamente, de la métrica empleada para cuantificar este error: el Error Cuadrático Medio (ECM), y del objetivo de

minimizarla. Una ventaja significativa de emplear MCO para esta estimación es la disponibilidad de una "solución analítica", lo que significa que existe una fórmula matemática explícita para calcular directamente los coeficientes que minimizan el ECM, dadas la muestra de estimación y el orden p del VAR reducido propuesto.

En lo referente a los métodos de identificación, existen diversas alternativas para imponer restricciones. Una de las más comunes es la identificación de Cholesky, que se fundamenta en ordenar las variables según su grado de exogeneidad relativa; es decir, las variables se disponen en función de su dependencia con respecto a las demás variables del modelo. Otras técnicas de identificación frecuentemente utilizadas incluyen las restricciones de largo plazo o aquellas que se basan en el aprovechamiento de los cambios en la volatilidad de las variables a lo largo del tiempo (identificación por heterocedasticidad).

Una vez impuestas las restricciones, se debe verificar si el modelo SVAR está identificado, lo que implica haber encontrado una única combinación plausible de dinámica y choques. En caso contrario (si el modelo no está identificado), es necesario reformular las restricciones. La Figura 1 resume el proceso de estimación.

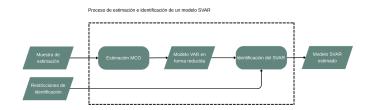


Figura 1. Proceso de estimación e identificación de modelos de tipo SVAR.

4. Herramienta de selección de modelos SVAR

La plataforma de selección de modelos permite diagnosticar la precisión de los pronósticos de corto y mediano plazo y cuantificar la relevancia de la evidencia empírica disponible que es consistente con las relaciones de causalidad postuladas por los modelos (Banco de Guatemala 2024, 104-5). Es decir, los modelos se evalúan en dos dimensiones diferentes, una predictiva y una "explicativa".

Dicha plataforma se basa fundamentalmente en la aplicación de la técnica de validación cruzada para modelos de series de tiempo. Esta técnica consiste en la conformación de múltiples submuestras a partir de los datos históricos disponibles, las cuales se emplean para estimar los parámetros del modelo. Posteriormente, dichos parámetros se utilizan para generar pronósticos sobre la porción de los datos históricos que no fue empleada en la estimación, con el propósito de construir predicciones "fuera de muestra" y así "validar" el modelo. Este ejercicio se repite para cada una de las submuestras, con el fin de cuantificar el comportamiento de los errores de pronóstico del modelo. Adicionalmente, los parámetros estimados y las relaciones de causalidad postuladas se utilizan para obtener las funciones de impulso-respuesta (IRF, por sus siglas en inglés) del modelo. De esta manera, se cuantifica la similitud de dichas respuestas a través de las diferentes submuestras de estimación.

A continuación, se describe la medición de la capacidad predictiva y explicativa de los modelos SVAR. Para ilustrar los conceptos, se presentan los resultados de un modelo derivado del proceso de búsqueda de especificaciones y selección de variables relevantes llevado a cabo en la Sección de Modelos Macroeconómicos del DIE, y que ha mostrado métricas de evaluación favorables.

4.1 Evaluación de la capacidad predictiva

La capacidad predictiva de los modelos se mide mediante un ejercicio de pronósticos fuera de muestra. En éste, se comparan los pronósticos del modelo con los valores observados en las distintas submuestras de validación. Para este procedimiento se emplea únicamente la forma reducida del modelo, es decir, el modelo VAR asociado al SVAR, sin que sea necesaria su forma estructural. Intuitivamente, basta con la dinámica capturada por el VAR para proyectar los valores de las variables.

En el procedimiento de validación cruzada se definen diferentes ventanas de estimación y validación, las cuales se exploran de manera iterativa. Por ejemplo, en la Figura 2 se presenta el esquema de validación cruzada hacia adelante, en el que la muestra de estimación se expande, un trimestre a la vez, incluyendo observaciones más recientes, mientras que la muestra de validación se reduce. Por simplicidad, en este artículo se presentan únicamente los resultados de dicho esquema de validación cruzada. Sin embargo, en la práctica, se utilizan otros esquemas que complementan y robustecen los resultados³.

Dentro de cada muestra de validación, se generan pronósticos para cada uno de los horizontes posibles de manera iterada. Por ejemplo, si la primera muestra de estimación comprende 2005Q1-2014Q4 y la primera muestra de validación 2015Q1-2023Q4, entonces, el primer pronóstico a horizonte 1 corresponde a 2015Q1, al configurar el fin de historia en 2014Q4; el segundo pronóstico a horizonte 1 corresponde a 2015Q2, al posicionar el fin de historia en 2015Q1, y así sucesivamente. Este proceso se repite para los horizontes de pronóstico relevantes, empleando todas las observaciones de validación posibles.

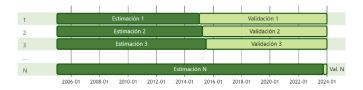
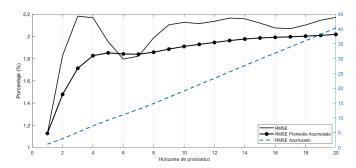


Figura 2. Esquema de validación cruzada hacia adelante (forward). En cada iteración, la submuestra de estimación se expande y la submuestra de validación se reduce en un horizonte. La submuestra de validación se emplea para generar pronósticos a diferentes horizontes iterativamente.

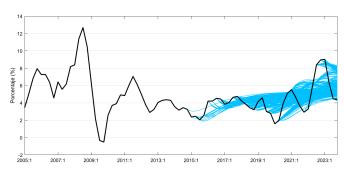
El diagnóstico de los pronósticos se efectúa computando la raíz del error cuadrático medio (RMSE, por sus siglas en inglés) de las variables objetivo⁴ del modelo a diferentes horizontes. Si se tienen N iteraciones de validación cruzada, es decir, N submuestras de estimación y validación en las que es posible estimar el error de pronóstico de la variable i a un horizonte h, $\hat{e}_{i,h}^{(n)}$, entonces el RMSE está dado por la Ecuación 3. El error de pronóstico está dado por la diferencia entre los valores observados (ex-post) y los valores pronosticados por el modelo, es decir, $\hat{e}_{i,h}^{(n)} = y_{i,h}^{(n)} - \hat{y}_{i,h}^{(n)}$ en la submuestra de validación n.

$$RMSE_{i,h} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} (\hat{e}_{i,h}^{(n)})^2}$$
 (3)

La Figura 3 (a) muestra el RMSE de la tasa de inflación interanual del modelo de ejemplo, en función de los horizontes de pronóstico. Como es de esperarse, el RMSE aumenta conforme el horizonte de pronóstico es más lejano. Principalmente, esta gráfica permite cuantificar los errores de pronóstico promedio en que incurre el modelo SVAR en cuestión. Al comparar esta gráfica con las de otros modelos, es posible observar qué modelo resulta más apropiado para realizar pronósticos a diferentes horizontes. Por su parte, la Figura 3 (b) muestra los pronósticos generados en el ejercicio de validación de una de las variables objetivo de los modelos, la inflación interanual. Esta gráfica de "spaghetti" se utiliza como una herramienta de diagnóstico visual del modelo, pues permite observar las diferencias entre los pronósticos generados por el modelo y los datos observados de manera ex-post.



(a) RMSE de la tasa de inflación interanual para un modelo SVAR a diferentes horizontes.



(b) Pronósticos de la inflación interanual obtenidos con un SVAR en el ejercicio de pronóstico fuera de muestra hacia adelante (forward).

Figura 3. Resultados de evaluación de pronósticos en el esquema de validación cruzada hacia adelante (*forward*).

³ Por ejemplo, el método de ventanas móviles, expandiendo hacia atrás la muestra de estimación (backcast) y el método de validación de bloques hv. Vea Bergmeir y Bení tez (2012) y Racine (2000) para una revisión más exhaustiva de métodos de validación cruzada.

⁴ Las "variables objetivo" constituyen un subconjunto del conjunto de K variables que integran el modelo SVAR y son aquellas cuyos pronósticos son de particular relevancia para el usuario del modelo.

4.2 Evaluación de la capacidad explicativa

Dado que el modelo se parametriza en distintas submuestras de estimación, se genera una colección de funciones impulsorespuesta para cada una de las variables frente a diferentes choques estructurales. Las IRFs son computadas utilizando las relaciones de causalidad postuladas en el modelo estructural y los parámetros estimados de la forma reducida. La evaluación de la capacidad explicativa de los modelos se basa en la conjetura de que la robustez de las relaciones de causalidad impuestas en el modelo puede capturarse a través de la dispersión de las IRFs obtenidas en el proceso de validación cruzada. La intuición es que una menor dispersión de las IRFs sugiere que las respuestas estimadas de las variables del modelo a los choques estructurales son menos sensibles a las ventanas de datos específicas utilizadas durante la estimación. Por lo tanto, una menor dispersión puede indicar una mayor "regularidad empírica" conforme al modelo propuesto.

La Figura 4 muestra la distribución dinámica que permite caracterizar la dispersión en las funciones de impulso-respuesta de la inflación total ante un choque de una desviación estándar de la tasa de interés de política monetaria. Como se observa, las IRFs exhiben un alto grado de similitud en los primeros períodos y empiezan a esparcirse en períodos posteriores.

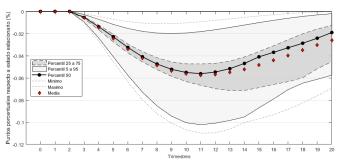


Figura 4. Distribución dinámica que permite caracterizar la dispersión de la respuesta de la inflación total ante un choque de tasa de interés de política monetaria según las diversas parametrizaciones del modelo correspondientes al esquema de validación cruzada hacia adelante (*forward*).

La dispersión en cada período de las IRFs es medida a través de una versión robusta del coeficiente de variación, la cual se expresa en la Ecuación 4:5

$$CVr_{i,j}^{h} = \frac{\exp(IQR_{i,j}^{h})}{\exp(|m_{i,j}^{h}|)}$$
(4)

en donde $IQR_{i,j}^h$ y $m_{i,j}^h$ representan el rango intercuantílico (Q_3 - Q_1) y la mediana (Q_2), respectivamente, de la respuesta de la variable i ante un choque en la variable j a un horizonte h. Esta métrica mide la dispersión a través del rango intercuantílico y normaliza las unidades al dividir por la mediana, ya que las respuestas decaen a cero cuando se desvanecen los choques; la mediana de las respuestas también converge a cero. Es por esto que los valores del rango intercuantílico y de la mediana son ajustados con la función exponencial.

La Figura 5 muestra la medida de dispersión promedio de las funciones de impulso-respuesta de los diferentes choques hacia la inflación total en los diferentes horizontes de respuesta de las IRF. Los valores menores indican una menor dispersión relativa, lo que implica una mayor consistencia de la respuesta a través de las diferentes submuestras. La gráfica muestra también el promedio acumulado, el cual se utiliza para ponderar con mayor peso los primeros horizontes de la respuesta; también se presenta el valor promedio de dispersión de 0.892, el cual se muestra en la línea horizontal punteada. Como se observa, esta medida está por debajo de la unidad para todos los horizontes de las IRFs. Esto indica que, bajo los supuestos de identificación propuestos en el modelo, se determina un bajo nivel de dispersión promedio en la respuesta de inflación ante el resto de los choques de las variables endógenas del modelo.

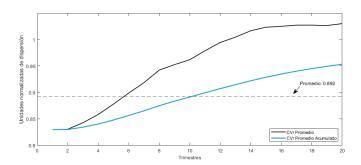


Figura 5. Métrica de dispersión de la respuesta de la inflación total ante choques en las variables endógenas del modelo a través del esquema de validación cruzada hacia adelante (forward).

Las métricas computadas por la herramienta de selección de modelos SVAR tienen como objetivo principal facilitar la comparación entre modelos. A modo ilustrativo, las Figuras 6 y 7 presentan los resultados correspondientes a la inflación interanual en dos modelos SVAR distintos. Aunque ambos modelos incluyen esta variable, no es necesario que compartan exactamente las mismas variables endógenas o restricciones; basta con que consideren un conjunto equivalente de variables objetivo que permita su comparación.

La Figura 6 muestra el error de pronóstico para la inflación interanual. Si bien los errores son similares en ambos modelos, el SVAR 1 (línea azul) presenta errores más bajos tanto en el corto como en el largo plazo. Por su parte, la Figura 7 muestra el coeficiente de variación de las funciones de impulsorespuesta para esta misma variable. Se observa que el SVAR 1 exhibe menor variabilidad en todos los horizontes, lo que indica una mayor consistencia en las estimaciones de respuesta ante choques a lo largo de las distintas submuestras. En conjunto, estos resultados sugieren que, con base en los criterios evaluados, el SVAR 1 es preferible al SVAR 2.

⁵ Esta medida deriva de una modificación respecto de las presentadas en Arachchige Prendergast y Staudte (2022).

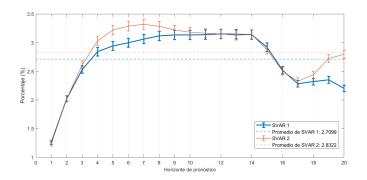


Figura 6. Comparación del RMSE de la Inflación Interanual de dos modelos SVAR a diferentes horizontes.

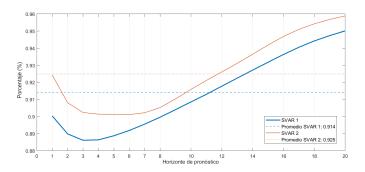


Figura 7. Comparación de métrica de dispersión de la respuesta de la inflación total ante choques en las variables endógenas del modelo a través del esquema de validación cruzada hacia adelante (*forward*).

Del mismo modo, la herramienta de selección puede aplicarse a un mayor número de modelos y a distintos subconjuntos de variables objetivo, lo que permite ordenarlos según sus resultados y establecer un criterio de selección cuantitativo uniforme. No obstante, aunque estas métricas proporcionan una guía objetiva sobre el desempeño predictivo y explicativo de los modelos, su evaluación debe complementarse con criterios cualitativos fundamentales definidos por la teoría económica. Entre estos destaca, por ejemplo, la dirección esperada de las funciones de impulso-respuesta de las variables ante distintos tipos de choques, la cual debe ser coherente con la teoría económica y el conocimiento experto del funcionamiento de la economía guatemalteca.

5. Conclusiones

En este artículo se exponen los fundamentos de la metodología de selección de modelos SVAR empleada en el departamento de Investigaciones Económicas del Banco de Guatemala. Esta plataforma constituye una propuesta metodológica para abordar el problema de selección de modelos macroeconómicos, considerando tanto su capacidad predictiva como explicativa. Su enfoque se basa en la extracción de la información contenida en cada una de las submuestras de estimación en las series de tiempo multivariadas, lo que significa que está profundamente basada en el análisis del comportamiento de los datos históricos.

Los resultados obtenidos permiten caracterizar el error de pronóstico, así como identificar regularidades empíricas observables en las funciones de impulso-respuesta.

En consecuencia, los principios incorporados en esta metodología y los resultados que se derivan de su aplicación pueden ofrecer un insumo valioso para quienes elaboran política económica con base en modelos macroeconómicos, ya sea para la generación de pronósticos de corto y mediano plazo, como para la formulación de recomendaciones de política. Sin embargo, cabe indicar que esta plataforma metodológica no debe considerarse como un producto completo y terminado, puesto que está siempre sujeta a un proceso continuo de revisión y mejora.

6. Bibliografía

Arachchige, Chandima NPG, Luke A Prendergast y Robert G Staudte. 2022. "Robust analogs to the coefficient of variation". Journal of Applied Statistics 49 (2): 268-90.

Banco de Guatemala. 2024. Evaluación de la política monetaria, cambiaria y crediticia, a noviembre de 2024, y perspectivas económicas para 2025. Banco de Guatemala. https://banguat.gob.gt/sites/default/files/banguat/Publica/comunica/eva_pol_mon_dic2024.pdf.

Bergmeir, Christoph y José M. Bení tez. 2012. "On the use of cross-validation for time series predictor evaluation". Information Sciences 191: 192-213.

Kilian, Lutz y Helmut Lütkepohl. 2017. Structural Vector Autoregressive Analysis. Cambridge University Press.

Racine, Jeff. 2000. "Consistent cross-validatory model-selection for dependent data: hv-block cross-validation". Journal of econometrics 99 (1): 39-61.

El comercio internacional como motor de crecimiento económico

Sergio Javier López Toledo1

Introducción

El libre comercio ha sido, históricamente, un motor importante del aumento de la productividad y, por ende, del crecimiento económico. Además, en las últimas décadas, el comercio internacional ha coadyuvado a sacar de la pobreza a más de un millardo de personas. Lo mencionado está respaldado por una abundante evidencia empírica que muestra que un incremento en la apertura comercial de un punto porcentual respecto del PIB, está regularmente asociado con un incremento de 0.2% en el ingreso per cápita (World Bank 2020).

A la expansión global de las cadenas de valor se atribuye gran parte de las ganancias del comercio y, por ende, la participación en éstas se traduce en incrementos tanto de la eficiencia como de la transferencia de conocimiento y capital, lo cual refuerza los incrementos de la productividad.

A pesar de que tanto en la teoría económica como en la evidencia empírica se ejemplifica como el libre comercio, ha coadyuvado en la división y especialización de la producción mundial y, por ende, en el aumento del bienestar. En los últimos años, éste ha sido restringido, con lo cual se ha limitado la transferencia tecnológica y la acumulación de capital humano, lo que debería traducirse en mayor productividad y crecimiento económico de largo plazo.

Es imprescindible adoptar una política sostenible y sustentable de promoción de exportaciones, la cual debe tener como eje fundamental la reducción de los costos de las transacciones internacionales, especialmente con la mejora de la infraestructura física y de la modernización de la logística.

A. Breve revisión de la teoría económica

Durante mucho tiempo, la teoría económica relacionada a la interacción entre crecimiento y comercio se concentró en el análisis de corto plazo; sin embargo, paulatinamente se ha ido abordando, con mayor profundidad, la relación de largo plazo, lo que implica que, de la incidencia del comercio sobre la demanda agregada, el análisis se ha extendido al papel de este sobre la eficiencia y la productividad, lo que evidentemente afecta al crecimiento económico de largo plazo (Feenstra, 2003). Al respecto, la teoría y evidencia empírica muestran que el acceso a mercados externos facilita y promueve la adquisición de nuevas tecnologías. Asimismo, la apertura comercial ofrece la oportunidad de desarrollar economías de escala, fundamentalmente a través del proceso de "aprender haciendo" (learning by doing). Además, el libre comercio genera presiones competitivas que incentivan la innovación.

Lo mencionado se traduce en mayor progreso tecnológico, lo que aumenta la productividad total de los factores, especialmente la productividad del trabajo. Esto significa que el comercio es un factor imprescindible para la reducción de la pobreza, especialmente en los países en desarrollo.

La difusión de la tecnología generada por el comercio dentro de la industria doméstica se traduce en externalidades positivas hacia el resto de sectores y, por ende, es una fuente generadora de rendimientos crecientes a escala en toda la economía (Romer, 1990). La creación de rendimientos crecientes a escala en la industria local, así como la difusión de la innovación tecnológica, significa que parte de las rentas generadas por éstas se transfieren de un país u otro, lo cual es de suma importancia para los países en desarrollo.

En síntesis, el comercio internacional promueve la eficiencia, la diversificación productiva de la economía interna, el crecimiento del ingreso per cápita, la productividad, el crecimiento de largo plazo y la reducción de la pobreza.

B. Revisión de la evidencia empírica

Existen muchas investigaciones que han abordado este tema, desde las de corte transversal hasta los análisis de enfoque macroeconómico. La amplia literatura existente sobre este tema exige una clara segmentación de los temas relevantes.

- Comercio y crecimiento de la producción. La mayoría de investigaciones sobre este tema han encontrado una relación positiva entre comercio y crecimiento económico; sin embargo, lo que no está del todo claro es la relación de causalidad entre ambas variables, aunque la mayoría de investigaciones se inclinan a que, a mayor apertura comercial, mayor será el crecimiento económico (Bhagwati and Srinivasan, 2002).
- Comercio y productividad. En este caso, la causalidad es mucho más clara ya que a mayor apertura comercial, corresponde una mayor productividad total de los factores de la producción, siendo especialmente relevante la mayor productividad laboral. Un estudio realizado en 1983 para 138 países encontró que un incremento de 1% en la apertura económica estaba asociado con un aumento del 1.2% en la productividad laboral (Alcala and Ciccone, 2004).

En una investigación más reciente se determinó que, en el lapso 1994-2003, por cada punto porcentual de mayor apertura comercial, se producía un aumento de alrededor del 15% en la productividad total de los factores en los países desarrollados y, más importante, de 32% en los países en desarrollo de América Latina y África (Broda, Greenfield, and Weinstein, 2017).

- Comercio y acumulación de capital. La evidencia empírica relacionada con este tema confirma, abrumadoramente, la incidencia positiva de la apertura comercial respecto a la acumulación de capital. Una investigación que cubre el periodo 1950-98 indica que, luego de liberalizar sus regímenes comerciales, muchos países experimentaron, en promedio, un crecimiento en sus tasas de inversión de 1.5% (Wacziarg and Welch, 2008). Además, los países con comercio más libre, recibieron montos significativamente mayores de inversión extranjera directa, lo que no sólo complementó su ahorro interno y transfirió tecnología, sino que aumentó el stock de capital interno.
- Comercio y empleo. En la mayor parte de la literatura económica se omite la relación entre empleo y comercio. Sin embargo, la evidencia empírica muestra fehacientemente que el comercio libre tiene una incidencia positiva sobre el nivel de empleo: en una investigación para países en desarrollo, en el lapso de 1983-2003, se determinó que un aumento del 10% en el comercio estaba asociado con la reducción de un punto porcentual en la tasa de desempleo (Hoekman and Winters, 2005).

C. Factores contemporáneos que han debilitado el comercio

El comercio global ha experimentado una marcada ralentización luego de la crisis financiera global de 2008-2010. El comercio de bienes y de servicios no factoriales creció tan solo 3.8% durante 2011-2019.

¹ Especialista IV de la Sección de Investigación Económica Aplicada, Departamento de Investigaciones Económicas, Banco de Guatemala.

Entre las principales causas de esta reducción en las transacciones internacionales se mencionan, entre otros:

- Cambios en la composición de la demanda global. La demanda externa de las economías avanzadas se debilitó ostensiblemente durante la época post recesión, ya que los países avanzados fueron los más afectados por la crisis mencionada. Por otro lado, la demanda de las economías emergentes y de los países en desarrollo se fortaleció, ya que estos a su vez, fortalecieron su inversión en actividades más intensivas en comercio.
- Deterioro de las cadenas de valor. Las cadenas de suministro experimentaron un crecimiento significativo desde los 90's; sin embargo, a partir de 2011, dicho crecimiento empezó a caer, lo que se atribuye al encarecimiento de la mano de obra en las economías emergentes y a muchas tensiones políticas latentes en el escenario mundial.
- Tensiones comerciales. La tendencia hacia la liberalización comercial empezó a ralentizarse durante el inicio del presente siglo, ya que muchos países desarrollados y otros con economías emergentes aumentaron sus tarifas comerciales. Esto fue el preludio de varias "guerras comerciales" que no sólo prevalece hasta el presente, sino que se ha intensificado con el aumento de barreras no-comerciales y la reducción de muchas licencias de inversión extranjera directa.

D. Trayectoria de los costos del comercio

Como se expuso, el aumento en los costos y barreras al comercio internacional puede impactar negativamente al crecimiento. Ante este problema, la forma más directa para reducir los costos del comercio implica aumentar la productividad.

La evidencia empírica muestra que la reducción de los costos del comercio induce el crecimiento de éste. En un estudio que abarca el lapso 1870-2000, se determinó que la reducción de los costos de transacción comerciales pueden ser la causa del 60% de incremento del comercio internacional previo a la primera guerra mundial y, al menos, el 30% del crecimiento del intercambio comercial después de la segunda conflagración global (Anderson and Wincoop, 2004).

La productividad juega un papel crucial en la reducción de costos, ya que, por ejemplo, para las economías avanzadas, en el periodo 1997-2007, se estima que una tarifa de uno por ciento más baja, estaba asociada a un incremento de 2% de aumento en la productividad total de los factores. (Ahn et al. 2019).

Es importante mencionar que las tarifas arancelarias en los países avanzados son mucho más altas en la agricultura, lo que contrasta con los países en desarrollo, especialmente Latinoamérica, donde los aranceles son mucho más altos para la industria.

Asimismo, cabe indicar que, antes de la presente guerra comercial de Estados Unidos, las tarifas representaban una proporción muy baja dentro de los costos del comercio y, además, habían venido a la baja en el periodo de la post guerra, especialmente en las economías de emergentes de mercado. En efecto, en 1995 representaron el 16.0% del valor de las importaciones, mientras que en 2020 dicho costo fue del 7.7%. Este costo era todavía muy alto, si se le compara con el 1.9% que prevaleció en las economías avanzadas en dicho año.

Es importante aclarar que, además de las tarifas arancelarias, hay otros costos más importantes que afectan al comercio: costos de transporte tanto internacional como internos, trámites legales como licencias de comercio, registros sanitarios y fitosanitarios, cuotas, logista anticuada, deficiencias en infraestructura física, entre otros elementos que conforman, a grandes rasgos, las barreras no arancelarias. Otra parte importante de los costos es la corrupción, la cual prevalece especialmente en los países en desarrollo (Kose and Ohnsorge, 2024).

E. Principales políticas para reducir los costos del comercio

Los países cuentan con un amplio menú de opciones para reducir los costos al comercio. Muchas de estas medidas están bajo el control directo y discrecional de las autoridades de cada país, mientras que otro tipo de medidas requieren acuerdos internacionales. Aquí se mencionan las más importantes:

- Medidas que reducen el costo del comercio en las fronteras. Las principales podrían ser las reformas aduaneras para modernizar, simplificar y acelerar los trámites en las fronteras, lo que haría mucho más expedito el tránsito de mercancías (importaciones y exportaciones). Estas mejoras en la logística, idealmente deberían estar respaldadas por reducciones en los aranceles.
- Medidas para reducir el costo para las empresas. Aquí se puede priorizar la modernización de las comunicaciones, el transporte marítimo y aéreo.
- Medidas que reducen el costo del comercio atrás de las fronteras. Estas medidas se sustentan en la modernización de las instituciones que se ocupan del comercio internacional, lo que debería redundar en una mejor gobernanza y transparencia. Esto propiciaría una reducción significativa de las barreras no arancelarias y, especialmente, la negociación de mejores términos de los acuerdos comerciales.

F. Principales directrices para una eficiente política de reducción de costos del comercio

Es importante tener claro que las tarifas son solo una parte de los costos. Los costos de embarque y la logística que implica la movilización de bienes afectan al comercio. Lo mencionado significa que, la verdadera promoción de exportaciones y, en general, la liberalización del comercio externo de un país, debe priorizar la modernización de la infraestructura pública: aduanas, carreteras y, especialmente, puertos aéreos y marítimos.

Como complemento a la modernización de la logística y de la infraestructura, debe estar el combate a la corrupción, ya que esto no sólo incrementa los costos, sino que afecta negativamente la imagen de un país. Este problema prevalece en la mayoría de países africanos y latinoamericanos.

Conclusiones

A través de la historia económica se ha constatado que el libre comercio ha tenido un papel muy importante en el aumento de la productividad y, por ende, del crecimiento económico, lo que ha coadyuvado a sacar de la pobreza a más de un millardo de personas durante las últimas décadas.

En el escenario económico mundial, la difusión de las cadenas de valor ha contribuido a incrementar la eficiencia, la transferencia de conocimiento y de capital, a los países menos desarrollados.

En el ámbito académico, el enfoque se ha expandido del análisis a corto plazo centrado en la demanda agregada, para abordar la incidencia del comercio sobre la eficiencia y la productividad de largo plazo. En tal sentido, ha cobrado relevancia la difusión de nuevas tecnologías para incrementar el progreso tecnológico y, por ende, la productividad total de los factores.

A pesar de las ventajas del libre comercio, éste ha experimentado una marcada ralentización luego de la crisis financiera mundial de 2008-2010. Esto se explica por el deterioro de las cadenas de valor, que ha sido provocado por las guerras comerciales que han emanado de las recientes tensiones geopolíticas, especialmente entre los países más avanzados.

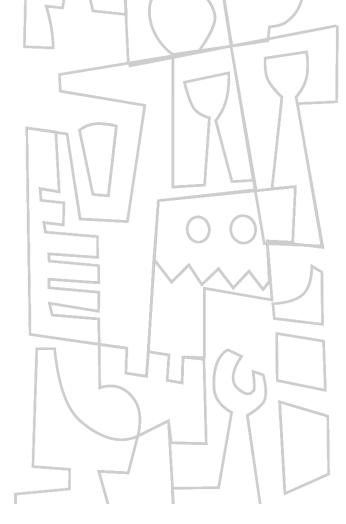
Notas Monetarias

Además de lo mencionado, otro factor que ha incidido negativamente en el volumen de comercio es el incremento de los costos de éste. Para revertir el problema, se hace necesario incrementar la productividad, reducir los costos de transporte a través de mejorar la infraestructura física y una profunda actualización de la logística.

En países en desarrollo como Guatemala, la verdadera política de promoción de exportaciones descansa en priorizar la modernización de la infraestructura pública: aduanas, carreteras, telecomunicaciones y, especialmente, modernizar puertos aéreos y marítimos.

Bibliografía

- Ahn., E. Dabla-Norris, R. Duval, H. Bingjie and N. Lamin. 2019. "Reassessining the Productivity Gains from Trade Liberalization". Review of International Economics 27 (1):130-154.
- Alcala, F. and A. Ciccone. 2004. "Trade and Productivity". Quarterly Journal of Economics 119 (2): 613-46.
- Anderson, J. E. and E. Van Wincoop. 2004. "Trade Costs". Journal of Economic Literature 42 (3): 691-751.
- Bhagwati, J. and T. N. Srinivasan. 2002. "Trade and Poverty in the Poor Countries". American Economic Review 92 (2): 180-83.
- Broda, C., J. Greenfield and D. Weinstein. 2017. "From Groundnuts to Globalization: A Structural Estimate of Trade and Growth". Research in Economics 71 (4): 759-83.
- Feenstra, Robert. 2003. Advanced International Trade: Theory and Evidence. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Hoekman, B. and L. A. Winters. 2005. "Trade and Employment: Stylized Facts and Research Findings". Policy Research Working Paper 3676, World Bank, Washington, D.C.
- Kose, A., and F. Ohnsorge. 2024. Falling Long-Term Growth Prospects. Trends, Expectations, and Policies. Washington. D.C: World Bank Group.
- Romer, Paul. 1990. "Endogenous Technological Change". Journal of Political Economy 98 (5): S71-S102.
- Wacziarg, R. and K. Welch. 2008. "Trade Liberalization and Growth: New Evidence". World Bank Economic Review 22 (2): 187-231.
- World Bank. 2020. World Development Report: Trading for Development in the Age of Global Value Chains. Washington, DC: World Bank.



Directorio

Director

Johny Gramajo Marroquín

Consejeros

Herberth Solórzano Somoza William Ariel Cano Hernández

Coordinador

Guillermo Aníbal Carranza

Producción

Alejandra María Segura García

Edición de textos

Olga María Gallegos Rodríguez

Arte y Diagramación

María Paulina Tercero González

Notas Monetarias es un órgano divulgativo de información económico-financiera actualizada, de periodicidad bimestral y distribución gratuita. De aparecer colaboraciones especiales, sus autores serán entera y exclusivamente responsables por sus opiniones y, por consiguiente, estas no reflejarían la posición oficial del Banco de Guatemala, a menos que ello se haga constar de modo expreso. Es libre la reproducción de los artículos, gráficas y cifras que figuren en esta publicación, siempre y cuando se mencione la fuente. Toda correspondencia deberá dirigirse a: Notas Monetarias del Banco de Guatemala, 7a. avenida 22-01 zona 1, ciudad de Guatemala, Código Postal No. 01001.