



# Banca Central

No. 84 - julio / diciembre - 2022 - Año XXXI - Guatemala, C. A.



## Banco de Guatemala

7a. avenida 22-01, zona 1, Guatemala, CA

**Código postal:** 01001

**Teléfono:** PBX (502) 2429 6000 / 2485 6000 / 2390 6000

**Fax:** (502) 2429 6086 / 2485 6041

**Web:** [www.banguat.gob.gt](http://www.banguat.gob.gt)

**Swift:** BAGUGTGC

**CONSEJO EDITORIAL****Director**

Johny Rubelcy Gramajo Marroquín

**Consejeros**

Jorge Vinicio Cáceres Dávila

Leonel Moreno Mérida

Herberth Solórzano Somoza

Juan Carlos Castañeda Fuentes

**Coordinación**

Ronald Vinicio Ruiz Alonzo

**Producción**

Leonel Enrique Dubón Quiñonez

**Diagramación**

Juan Carlos Adolfo Calderón Lam

**Servicios secretariales**

Fátima Barrientos

**Edición**

Juan Francisco Sagüí Argueta

**Impresión**

Taller Nacional de Grabados en Acero

**Banca Central** es una publicación semestral, divulgativa del pensamiento institucional del Banco de Guatemala. Debido a que es una Revista de amplio criterio, también está abierta a ideas no necesariamente coincidentes con las del Banco.

Los colaboradores de la Revista son entera y exclusivamente responsables por sus opiniones y, por consiguiente, estas no reflejan la posición oficial del Banco, a menos que ello se haga constar expresamente.

Es libre la reproducción de los artículos, gráficas y cifras que figuren en la Revista, siempre y cuando se mencione la fuente.

Toda correspondencia deberá dirigirse a: Revista Banca Central, Banco de Guatemala, 7ª. avenida, 22-01, zona 1. Código Postal No. 01001.

# ÍNDICE

**Presentación** 3**Primer Lugar** 5**Pronósticos de inflación en Guatemala: ¿Modelos de series de tiempo o algoritmos de *machine learning*?**

Gabriel Alejandro Fuentes Sandoval

**Segundo Lugar** 21**Competition, bank risk-taking and monetary policy: The case of Guatemala**

Jorge Pozo

**Menciones Honoríficas** 41**Análisis empírico de la intervención cambiaria en Guatemala: Evidencia de sus características y gestión en los años 2008-2021**

Eduardo Enrique Samayoa Alvarado

**¿Las metas de inflación han hecho la diferencia en Guatemala?** 59

Mario Leonel Avendaño Estrada

**Secciones permanentes**

## Junta Monetaria 81

## Autoridades y funcionarios superiores del Banco de Guatemala 82

## Red nacional de Bibliotecas del Banco de Guatemala 83



## PRESENTACIÓN

La revista **Banca Central**, publicación semestral del Banco de Guatemala, incluye las investigaciones premiadas en el XXXIII Certamen Permanente de Investigación sobre Temas de Interés para la Banca Central “Dr. Manuel Noriega Morales”, edición 2021-2022.

El **Primer Lugar** fue otorgado a la investigación “Pronósticos de inflación en Guatemala: ¿Modelos de series de tiempo o algoritmos de *machine learning*?”, del autor **Gabriel Alejandro Fuentes Sandoval**, quien argumenta que su trabajo conduce un extenso ejercicio de pronósticos pseudo fuera de muestra de la variación en el nivel de precios de Guatemala durante 4 horizontes temporales con el propósito de contrastar la eficiencia en la predicción de 5 modelos econométricos tradicionales y 5 alternativas basadas en algoritmos de aprendizaje automático. Afirma Fuentes que los principales resultados sugieren que, mientras modelos autorregresivos integrados de medias móviles estacionales (SARIMA) y de vectores autorregresivos (VAR) generan pronósticos eficientes durante horizontes de 3 y 9 meses, métodos de aprendizaje automático como regresión de vectores de soporte (SVR), *random forest* (RF) y *extreme gradient boosting* (XGB) son capaces de desempeñarse mejor que el resto de sus contrapartes durante la predicción del ritmo inflacionario en horizontes temporales de 1 y 2 años. Tales hallazgos, añade, conllevan una valiosa contribución a la literatura de pronósticos macroeconómicos al ser la primera investigación en su género en emplear métodos de aprendizaje automático durante la predicción de la tasa de inflación en Guatemala.

**Jorge Pozo**, from Peru, got the **Second Reward** with his investigation “Competition, bank risk-taking and monetary policy: The case of Guatemala” which he empirically estimates the relationship between bank competition and risk-taking in Guatemala at the bank-time level for the 2008-2019 period, finding evidence of a U-shaped relationship between bank competition and risk-taking as in Jiménez et al. for Spain. Pozo studies also the impact of the monetary policy on bank risk-taking conditional on the competition level. The author argues that on average the higher the competition, the smaller the positive impact on bank risk-taking of an expansionary monetary policy (measured by a lower interbank interest rate). As a result, he says, promoting competition diminishes the likelihood of undesired effects on bank risk-taking after an expansionary monetary policy. Jorge Pozo uses the non-performing loans ratio as a measure of bank risk-taking and the number of banks that exist in the representative region where the bank operates; and for robustness uses concentration measures as proxies of competition. In addition, he aggregates, has

empirically estimated the impact of the conventional monetary policy on bank risk-taking conditional on the competition degree using monthly information for the same period.

### Menciones Honoríficas

En el trabajo “Análisis empírico de la intervención cambiaria en Guatemala: Evidencia de sus características y gestión en los años 2008-2021” su autor, **Eduardo Enrique Samayoa Alvarado**, analiza los determinantes y las consecuencias de las intervenciones cambiarias en Guatemala, agregando que la mayor parte de la literatura sobre el tema se centra en las economías avanzadas y emergentes y su documento proporciona nueva evidencia de un país de bajos ingresos. El autor encuentra que las intervenciones cambiarias son en respuesta a movimientos en el tipo de cambio y su volatilidad, también a que las intervenciones en el mercado cambiario son asimétricas en la práctica, a pesar de que la regla de participación es simétrica. Samayoa sostiene que no se encuentra evidencia de que el banco central trabaje con un objetivo doble y agrega que su investigación pone énfasis en implementar un análisis empírico y moderno sobre las características propias de las intervenciones cambiarias en Guatemala.

**Mario Leonel Avendaño Estrada** expone en su investigación “¿Las metas de inflación han hecho la diferencia en Guatemala?” que el esquema de metas de inflación como marco de política monetaria sustenta la idea de que una inflación baja y estable es el objetivo primordial de la política monetaria, según Bernanke y Mishkin, y que por ello en las últimas décadas muchos países de economías desarrolladas y emergentes han adoptado dicho esquema como régimen de política monetaria. En ese sentido, agrega, diversos estudios han analizado y examinado empíricamente el impacto de las metas de inflación sobre la inflación y otras variables macroeconómicas, evidenciando que dicho régimen contribuye a que se alcancen niveles de inflación cercanos a las metas objetivo, así como a que se registre una menor volatilidad. En ese contexto, el autor sostiene que el propósito de su trabajo es analizar el desempeño de las metas de inflación en Guatemala y en los países seleccionados que conforman el grupo de tratamiento, utilizando el método de diferencias en diferencias mediante datos de panel, para evaluar si los resultados de la inflación, la volatilidad de la inflación y el crecimiento económico, difieren entre los países con metas de inflación y los que implementaron otro esquema alternativo de política monetaria.



# Pronósticos de inflación en Guatemala: ¿Modelos de series de tiempo o algoritmos de *machine learning*?

*Gabriel Alejandro Fuentes Sandoval*

La presente investigación conduce un extenso ejercicio de pronósticos seudo fuera de muestra de la variación en el nivel de precios de Guatemala durante 4 horizontes temporales con el propósito de contrastar la eficiencia en la predicción de 5 modelos econométricos tradicionales y 5 alternativas basadas en algoritmos de aprendizaje automático. Los principales resultados sugieren que, mientras modelos autorregresivos integrados de medias móviles estacionales (SARIMA) y de vectores autorregresivos (VAR) generan pronósticos eficientes durante horizontes de 3 y 9 meses, métodos de aprendizaje automático como regresión de vectores de soporte (SVR), *random forest* (RF) y *extreme gradient boosting* (XGB) son capaces de desempeñarse mejor que el resto de sus contrapartes durante la predicción del ritmo inflacionario en horizontes temporales de 1 y 2 años. Tales hallazgos conllevan una valiosa contribución a la literatura de pronósticos macroeconómicos al ser –al mejor de nuestro conocimiento– la primera investigación en su género en emplear métodos de aprendizaje automático durante la predicción de la tasa de inflación en Guatemala.



# 1

## Introducción

El artículo 3 de la Ley Orgánica del Banco de Guatemala establece que su objetivo fundamental consiste en propiciar las condiciones monetarias, cambiarias y crediticias que promuevan la estabilidad en el nivel general de precios. En el 2005, como parte de su esfuerzo por lograr este fin, dicha entidad optó por conducir sus acciones a través de un esquema de metas inflacionarias.

Debido a que naturalmente existe un período de tiempo entre el ajuste de las condiciones en el mercado de dinero y el efecto que este cambio genera en las variables del sector real, la autoridad monetaria –bajo un régimen de metas explícitas de inflación– actúa en el presente considerando sus pronósticos sobre el comportamiento de los precios en el futuro.

Concretamente, un cambio en la tasa de interés de política monetaria puede demorar entre 12 y 24 meses en ejercer una influencia en la demanda agregada y, por tanto, en tener un impacto en la evolución del ritmo inflacionario interno (Moenjak, 2014). En consecuencia, el banco central deberá pronosticar esta última variable durante dicho horizonte temporal y efectuar sus decisiones de política monetaria de modo que pueda estar seguro de que los pronósticos y expectativas de inflación se mantendrán anclados a la meta establecida durante el mediano plazo.

En este sentido, los pronósticos de variables macroeconómicas pueden llevarse a cabo por medio de dos enfoques distintos: Métodos estructurales y métodos no estructurales (Diebold, 1998). Los primeros informan a la especificación de sus modelos a través de una teoría económica determinada, mientras que los últimos se valen de las correlaciones en forma reducida que subyacen en las series de tiempo, sin depender explícitamente de una teoría económica (Pratap & Sengupta, 2019).

Este estudio en particular se ocupa del segundo enfoque, que al mismo tiempo puede ser subdividido en dos metodologías diferentes. Por un lado se encuentran los métodos econométricos de series de tiempo, los cuales son considerados como modelos relativamente tradicionales, de los que sobresalen los modelos univariados autorregresivos integrados de medias móviles (ARIMA) y los modelos multivariados de vectores autorregresivos (VAR).

Por el otro, algoritmos de aprendizaje automático comienzan a ser cada vez más populares, principalmente por la creciente disponibilidad de grandes bases de datos y poder de cómputo, así como un mayor acceso a software especializado (Rodríguez-Vargas, 2020), aunque –tal y como mencionan Coulombe *et al.* (2020)– los métodos de aprendizaje de máquina en realidad tienen una historia dentro de la literatura macroeconómica que se remonta a inicios de la década de los noventa.

En general, al emplear modelos de series de tiempo, se asume que las variables utilizadas durante la estimación de los parámetros se vinculan entre sí a través de una dinámica rígida por relaciones lineales que únicamente conducen a soluciones que oscilan periódicamente o que exhiben un comportamiento exponencial, de modo que la totalidad en la conducta irregular del sistema es atribuida únicamente a una entrada que es tanto exógena como estocástica (Kantz & Schreiber, 2004).

Sin embargo, esta entrada aleatoria puede no ser la fuente exclusiva de irregularidad. Evidencia apunta que tanto series macroeconómicas como datos financieros exhiben interesantes estructuras no-lineales que se originan debido al impacto de perturbaciones durante las fases del ciclo económico (Granger et al., 1993; LeBaron, 1994).

Dada la posible naturaleza no-lineal entre la relación de las variables económicas, existe cada vez un mayor énfasis en la aplicación de modelos de aprendizaje automático, los cuales –a diferencia de sus contrapartes– son particularmente buenos para explotar este tipo de relaciones (así como interacciones de alto orden) durante el proceso de predicción de nuevos valores basados en los valores de sus regresores (Athey & Imbens, 2019).

Mediante una comparación de pronósticos seudo fuera de muestra (*pseudo out-of-sample*) del ritmo inflacionario en Guatemala, esta investigación evalúa la eficiencia en la predicción de 5 métodos de aprendizaje supervisado –regresión de vectores de soporte (SVR), *random forest* (RF), *extreme gradient boosting* (XGB) y dos tipos de redes neuronales: un perceptrón multicapa (MLP) y una red neuronal recurrente de larga memoria de corto plazo (LSTM)– al contrastarlos con los pronósticos de un conjunto de 5 métodos econométricos representativos dentro de los que se incluyen un modelo de camina aleatoria estacional (*snaïve*), un modelo de suavizamiento exponencial (*Holt-Winters*), un modelo autorregresivo (AR), uno autorregresivo integrado de medias móviles estacionales (SARIMA) y un modelo de vectores autorregresivos (VAR). El desempeño de los diferentes métodos es comparado a través de 3 medidas de precisión (MAE, rMAE y MASE) durante 4 horizontes temporales (3, 9, 12, y 24 meses).

El resto del documento se organiza de la siguiente manera. La próxima sección hace un repaso de la literatura correspondiente al uso y evaluación de modelos paramétricos y no paramétricos en tareas de predicción para series de tiempo. La sección 3 se ocupa de presentar un resumen estadístico de la base de datos, la descripción y configuración computacional de los modelos empleados, además de la metodología de evaluación para las predicciones de los mismos. Por último, la sección 4 y 5 se enfocan en discutir los resultados y conclusiones del estudio, respectivamente.

## 2 | Revisión de la literatura

Algunos autores afirman que la literatura dedicada a la comparación de pronósticos entre modelos econométricos y de aprendizaje automático es relativamente reciente. Por ejemplo, Rodríguez-Vargas (2020) observa que, si bien desde inicios de los años noventa ha habido diferentes estudios en los que variables como la tasa de inflación y el tipo de cambio son pronosticadas utilizando *k-nearest neighbors* (KNN) y redes neuronales artificiales (ANN), en ningún momento estos autores se enfocaron en producir evaluaciones de las propiedades de sus predicciones de manera sistemática.

No obstante, ya desde esa década diversos estudios evalúan los resultados de pronósticos generados con redes neuronales artificiales al contrastarlos con las predicciones obtenidas por medio de modelos autorregresivos integrados de medias móviles y modelos de suavizamiento exponencial para series de tiempo en ámbitos micro y macroeconómicos.

Kang (1991) encuentra que las predicciones de modelos ARIMA son iguales o superiores a las de 18 redes neuronales con arquitecturas diferentes. Foster *et al.* (1992) obtienen resultados similares: modelos de suavizamiento exponencial y de mínimos cuadrados ordinarios producen pronósticos más eficientes que redes neuronales en series de tiempo anuales y mensuales, aunque semejantes en series trimestrales. Mientras tanto, Hill *et al.* (1996) concluyen que los pronósticos generados por redes neuronales son comparables con las predicciones de modelos econométricos tradicionales para series anuales e incluso superiores en series mensuales y trimestrales.

Recientemente, Ülke *et al.* (2018) evalúan la eficiencia de 2 modelos de series de tiempo univariados (RW y AR), 2 multivariados (VAR y ARDL) y 3 modelos de aprendizaje de máquina (KNN, ANN y SVR) en la predicción de tasas de inflación en Estados Unidos para el periodo de 1984 a 2014. Los autores pronostican dicha variable en 4 horizontes temporales (3, 6, 9 y 12 meses) para luego comparar los resultados mediante la raíz del error cuadrático medio (RSME) y el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) de cada uno de los modelos. Los resultados les permiten concluir que la regresión de vectores de soporte (SVR) supera al resto de métodos al pronosticar el ritmo de inflación subyacente medido con el índice de precios de gastos de consumo personal (PCE), mientras que el modelo autorregresivo distribuido rezagado (ARDL) proporciona la mayor precisión en la predicción de la inflación subyacente medida a través del índice de precios al consumidor (CPI).

Makridakis *et al.* (2018) también contrastan la eficiencia de pronóstico entre 8 algoritmos de aprendizaje automático y 8 modelos econométricos –utilizando un modelo de caminata aleatoria como punto de referencia– al ge-

nerar predicciones para 3003 series que proceden de dominios micro y macroeconómicos. Los autores concluyen que los métodos tradicionales son más precisos que los de *machine learning*.

Sin embargo, Cerqueira *et al.* (2019) consideran que este último estudio se encuentra sesgado en lo que respecta al tamaño de muestra, debido a que la duración promedio de las series es de 116 observaciones. Curvas de aprendizaje elaboradas por medio de procedimientos pre-cuenciales les permiten determinar que a medida que el tamaño de muestra se amplía, los pronósticos generados por modelos de aprendizaje de máquina superan en términos de eficiencia a los métodos tradicionales.

Por otra parte, Parmezan *et al.* (2019) realizan un meta-análisis de la literatura y concluyen que los 2 modelos más utilizados en 29 estudios que involucran métodos econométricos y de aprendizaje automático a lo largo de la última década son redes neuronales artificiales y modelos ARIMA. Posteriormente, comparan 7 modelos tradicionales con 4 modelos de aprendizaje estadístico durante la predicción de 40 series sintéticas y 55 series reales. Los resultados les permiten concluir que tanto SARIMA, SVM y KNN son los métodos más efectivos para el modelado y predicción de series de tiempo, en ese orden.

Katris (2020) evalúa el desempeño de 3 modelos estadísticos (ARIMA, ARFIMA y ARFIMA/GARCH) con relación a 3 modelos de aprendizaje de máquina (ANN, SVM y MARS) al pronosticar las tasas de desempleo mensual para 22 economías desarrolladas en 3 horizontes temporales distintos. El autor concluye que los modelos autorregresivos fraccionalmente integrados de medias móviles (ARFIMA) resultan ser los procedimientos más adecuados durante pronósticos de un paso hacia adelante (*one-step ahead*), mientras que, para el horizonte más largo (12 meses), redes neuronales logran resultados comparables con modelos ARFIMA. Puesto que ningún modelo es aceptado globalmente (en términos de RMSE y MAE), el autor recomienda tener en cuenta tanto el horizonte de pronóstico como la ubicación geográfica de la serie durante la selección de un enfoque.

A nivel latinoamericano, Rodríguez-Vargas (2020) pronostica la tasa de variación interanual del índice de precios al consumidor en Costa Rica con cuatro modelos de aprendizaje estadístico (RF, KNN, XGB y LSTM) y contrasta sus resultados con el promedio de las predicciones de un conjunto de métodos econométricos univariantes. De tal forma, el autor encuentra que la combinación de pronósticos generados por los métodos de aprendizaje de máquina mejora la precisión al compararla con las predicciones individuales de cada uno de ellos y, al mismo tiempo, supera a los resultados producidos por los métodos univariados tradicionales.



Araujo & Gaglianone (2020), por otro lado, comparan los pronósticos de la tasa de inflación en Brasil para 16 modelos distintos, de los que sobresalen ARMA y VAR en la categoría de modelos econométricos, y *random forest* (RF) y modelos lineales generalizados (GLM) en la categoría de aprendizaje de máquina. Los autores encuentran que algunos algoritmos de aprendizaje automático superan consistentemente a los métodos tradicionales en términos de error cuadrático medio (MSE).

Por último, Peirano *et al.* (2021) evalúan los resultados de modelos SARIMA y LSTM durante la predicción del ritmo inflacionario

mensual en Brasil, México, Chile, Colombia y Perú. Los autores concluyen que es posible alcanzar un mejor desempeño en el pronóstico al ensamblar ambos modelos, por lo que proponen un enfoque híbrido SARIMA-LSTM con el propósito de conservar las bondades de los modelos SARIMA, sin perder la posibilidad de capturar el efecto de fenómenos no-lineales por vía de una red neuronal recurrente de larga memoria de corto plazo. Sin embargo, observan los autores, la metodología propuesta únicamente mejora la eficiencia de las predicciones en algunos casos.

## 3 Datos y metodología

### 3.1. Análisis de datos

Con el objeto de pronosticar la tasa de variación interanual del índice de precios al consumidor en Guatemala, la especificación de los regresores ha sido propuesta a partir de un procedimiento en el que a 36 series de tiempo –seleccionadas considerando el canal de demanda agregada, el canal de tipo de cambio y las variables del sector externo del mecanismo de transmisión de política monetaria del país (Castillo, 2014)– les son aplicadas pruebas de causalidad de Wiener-Granger respecto a la variable objetivo para cada uno de los rezagos de mediano plazo y en el que, posteriormente, son filtradas tomando en cuenta (a) la cantidad de retardos que causan en el sentido de Granger al ritmo inflacionario y (b) la magnitud en el nivel de significancia del estadístico  $f$  de cada una de las pruebas del test mencionado.

El cuadro 1 muestra a las 11 variables cuyos valores pasados son los más útiles, dado el vector inicial de posibles predictores, para pronosticar los valores futuros de la variación en el nivel de precios de la economía. Los datos corresponden al periodo que abarca de enero del 2005 a diciembre del 2021.

**Cuadro 1:** Variables empleadas durante el proceso de predicción

Variable	Descripción	Fuente
ipc	Tasa de variación interanual del índice de precios al consumidor	SECMCA
tpm	Tasa de interés de política monetaria	SECMCA
m0	Tasa de variación interanual de la base monetaria restringida	SECMCA
m1	Tasa de variación interanual del medio circulante	SECMCA
imae	Tasa de variación interanual del índice mensual de actividad económica	SECMCA
rev	Tasa de variación interanual de los ingresos totales del gobierno central	BANGUAT
debt	Tasa de variación interanual del saldo de la deuda pública externa	BANGUAT
exports	Tasa de variación interanual del valor (FOB) de las exportaciones totales	SECMCA
hydro	Tasa de variación interanual del valor promedio (dólares por barril) de las importaciones de hidrocarburos	SECMCA
lendrate	Tasa de interés activa real en moneda nacional	SECMCA
itcer	Tasa de variación interanual del índice de tipo de cambio efectivo real (global)	SECMCA
cpi	Tasa de variación interanual del índice de precios al consumidor en Estados Unidos	FRED

**Figura 1:** Variable objetivo y predictores seleccionados



El cuadro 2 presenta estadísticas descriptivas para cada una de las variables. En ellas se incluyen el primero, tercero y cuarto momentos de sus funciones de densidad de probabilidad, así como la raíz cuadrada del segundo, para evidenciar la volatilidad de las series. En este último sentido, es posible observar que las tasas de cambio interanual del valor promedio de las importaciones de hidrocarburos, las exportaciones totales y los ingresos del gobierno central son los predictores que exhiben la mayor volatilidad durante el periodo del análisis.

Las estadísticas descriptivas también demuestran que esta investigación lidia mayoritariamente con variables que no se distribuyen gaussianamente. En términos de exceso de curtosis, 4 presentan distribuciones sustancialmente leptocúrticas y solamente 2 una distribución aproximadamente normal. Además, el estadístico de asimetría comprueba que 3 series se encuentran ligeramente sesgadas hacia la izquierda, mientras el resto de estas presentan un sesgo positivo (exceptuando a la tasa de variación de los ingresos del gobierno central, cuya asimetría es cercana a 0).

**Cuadro 2:** Estadísticas descriptivas

Variable	Media	Mediana	Mínimo	Máximo	Desv. Est.	Asimetría	Curtosis	Obs.
ipc	4.92	4.36	-0.73	14.16	2.64	0.99	1.55	204
tpm	4.05	4.50	1.75	7.25	1.44	0.21	-0.77	204
m0	10.37	10.09	-1.32	26.52	5.04	0.30	0.05	204
m1	9.89	8.36	-1.25	24.74	5.13	0.76	0.14	204
imae	3.60	3.76	-10.10	16.21	2.94	-0.24	6.94	204
rev	7.35	7.14	-31.33	50.37	11.64	0.09	1.95	204
debt	6.35	6.14	-3.19	26.00	5.47	0.66	0.69	204
exports	5.85	3.65	-22.12	39.77	12.03	0.38	-0.08	204
hydro	3.86	4.29	-94.99	88.91	36.00	-0.33	-0.36	204
lendrate	7.90	8.34	-0.59	14.79	2.72	-0.54	0.85	204
itcer	-2.83	-3.11	-11.93	14.04	4.04	1.16	3.20	204
cpi	2.12	1.99	-1.98	6.86	1.46	0.31	0.73	204

**Cuadro 3:** Pruebas estadísticas

\* Nivel de significancia entre paréntesis.

Variable	Autocorrelación	Normalidad	No-linealidad	Raíz unitaria	Hurst
ipc	850.5 (0.0000)	55.55 (0.0000)	0.96 (0.3861)	-4.52 (0.0100)	0.7883
tpm	1887.78 (0.0000)	6.21 (0.0448)	0.44 (0.6436)	-3.94 (0.0133)	0.8425
m0	607.64 (0.0000)	3.18 (0.2036)	0.85 (0.4275)	-2.21 (0.4863)	0.7836
m1	1024.67 (0.0000)	20.03 (0.0000)	2.33 (0.0995)	-2.46 (0.3823)	0.8171
imae	326.83 (0.0000)	422.88 (0.0000)	5.75 (0.0037)	-3.82 (0.0190)	0.6823
rev	125.43 (0.0000)	34.34 (0.0000)	1.54 (0.2160)	-3.52 (0.0423)	0.6729
debt	363.96 (0.0000)	19.53 (0.0001)	6.31 (0.0022)	-3.72 (0.0242)	0.6636
exports	272.33 (0.0000)	4.97 (0.0831)	3.32 (0.0383)	-3.54 (0.0402)	0.7240
hydro	576.63 (0.0000)	4.61 (0.0998)	0.18 (0.8352)	-3.69 (0.0266)	0.7236
lendrate	881.26 (0.0000)	16.9 (0.0002)	0.46 (0.6301)	-4.17 (0.0100)	0.7952
itcer	648.31 (0.0000)	136.98 (0.0000)	0.06 (0.9408)	-4.9 (0.0100)	0.6709
cpi	561.14 (0.0000)	8.36 (0.0153)	0.42 (0.6557)	-2.22 (0.4819)	0.7720

El cuadro 3 muestra un panel de pruebas estadísticas compuesto por un test de Ljung–Box para autocorrelación, uno de Jarque–Bera para normalidad, una prueba de red neuronal de White para comprobar si las variables exhiben un comportamiento no-lineal, una prueba de Dickey–Fuller aumentada para verificar si existen raíces unitarias y la estimación del exponente de Hurst para medir la memoria de largo plazo de las series.

Como es de esperar, todas las variables exhiben correlación serial y –tal como evidencia el cuadro de estadísticas descriptivas– la mayor parte de estas no se distribuyen normalmente. La prueba de red neuronal de White confirma que 3 de las series (las tasas de variación del índice mensual de actividad económica, del saldo de la deuda pública externa y de las exportaciones totales) presentan un comportamiento no-lineal.

Además, los resultados de la prueba de raíz unitaria evidencian que las tasas de cambio interanual de la base monetaria restringida, del medio circulante y del índice de precios al consumidor en Estados Unidos no son estacionarias. Por último, el exponente de Hurst demuestra que todas las series exhiben memoria de largo plazo.

## 3.2. Métodos empíricos

### 3.2.1. Modelos de series de tiempo

En la categoría de modelos tradicionales, este estudio considera un modelo de caminata aleatoria estacional (snaïve), un modelo de suavizamiento exponencial (Holt-Winters), uno autorregresivo (AR), uno autorregresivo integrado de medias móviles estacionales (SARIMA) y un modelo de vectores autorregresivos (VAR). El primer método mencionado, el modelo ingenuo estacional, pronostica los valores futuros de una serie de tiempo asumiendo que cada predicción  $h$  es igual al valor observado del mismo mes durante el año anterior, por lo que sus pronósticos tienden a ser relativamente eficientes cuando la variable cuenta con un componente cíclico regular.

Mientras tanto, la metodología detrás de los diferentes sabores de modelos de suavizamiento exponencial consiste en predecir los valores futuros de una serie a través de un promedio ponderado en el que los pesos de los ponderadores decrecen exponencialmente a medida que los valores observados se alejan en el tiempo. El método Holt-Winters extiende a este tipo de modelos con el propósito de capturar al componente estacional de la variable que se desea pronosticar. De tal forma, la especificación del modelo comprende tres ecuaciones de suavizamiento: una para dar cuenta del nivel, otra para considerar la tendencia de la serie y la última para modelar su estacionalidad.

Los modelos autorregresivos utilizan una combinación lineal de los valores pasados de la variable objetivo para predecir su comportamiento en el futuro, de modo que una autorregresión de orden  $p$  es en esencia una regresión lineal múltiple en la que los predictores son los  $p$  valores rezagados de la variable que se desea pronosticar. Un modelo ARIMA combina a este último método con procesos de medias móviles y procedimientos de diferenciación, por lo que es capaz de lidiar con una serie de tiempo no estacionaria al obtener su primera diferencia  $d$  veces –hasta inducir consistencia temporal en su media y su varianza– previo a modelarla mediante un proceso ARMA  $(p,q)$ . Un modelo SARIMA amplía esta metodología para considerar una vasta gama de comportamientos estacionales al incluir términos adicionales que se ajustan a la conducta cíclica de la serie. Estos términos son posteriormente multiplicados por los términos  $(p,d,q)$  del modelo ARIMA habitual.

Por último, un modelo de vectores autorregresivos es un método multivariante en el que ninguna relación causal unidireccional entre la variable de interés y sus predictores es impuesta. Mas bien, durante este procedimiento, todas las variables son tratadas simétricamente al ser modeladas como si cada una tuviera influencia sobre el resto de variables incluidas en el sistema: es decir, todas las variables son consideradas endógenas. Un modelo VAR es esencialmente una generalización de un proceso autorregresivo, aplicado a un vector de series de tiempo.

### 3.2.2. Modelos de aprendizaje automático

Por otro lado, este estudio emplea cinco algoritmos de aprendizaje supervisado. El primero de ellos, la regresión de vectores de soporte (SVR), se basa en un procedimiento en el que un problema de regresión no-lineal es transformado a uno lineal. El algoritmo tiene como propósito encontrar una función  $f(\mathbf{x})$  que tenga como máximo una desviación  $\epsilon$  de los valores observados  $\mathbf{y}$ , y que sea al mismo tiempo lo más plana posible. El problema de regresión se encuentra definido como  $f(\mathbf{x}) = \langle \mathbf{w} \cdot \phi(\mathbf{x}) \rangle + b$  donde  $\phi(\mathbf{x})$  representa una función no-lineal que proyecta a los datos en un espacio de características en el que es posible encontrar una línea que tenga la mayor distancia vertical entre sus observaciones más cercanas; estos puntos más cercanos al hiperplano son llamados vectores de soporte (Parbat & Chakraborty, 2020).

En este contexto, el concepto de planitud se refiere a que se desea el valor  $\mathbf{w}$  más pequeño posible. El problema de optimización consiste entonces en encontrar el margen máximo que separa al hiperplano, clasificando correctamente la mayor cantidad de observaciones, por lo que una regresión de vectores de soporte se formula definiendo primero una función de pérdida convexa insensible a ser minimizada y luego encontrando el tubo más plano que contenga a la mayoría de las instancias de entrenamiento (Smola & Schölkopf, 2004).

Además, son considerados dos métodos que corresponden a la categoría de árboles de decisión, los cuales pueden ser definidos como modelos no-paramétricos basados en la segregación binaria recursiva del espacio de características en un número de regiones más simples. Sin embargo, los árboles de decisión (considerados *weak learners*) son propensos a sobreajustarse a los datos, por lo que una diversidad de métodos de ensamble son empleados para solucionar este problema. La idea central de estos métodos deviene del hecho de que un gran número de árboles de decisión independientes pueden, conjuntamente, superar el desempeño en las predicciones de uno solo (un fenómeno conocido como *crowd intelligence*).

El primer método basado en árboles de decisión abordado por el presente estudio es el algoritmo *random forest* (RF), un procedimiento que consiste en la construcción de cierta cantidad de árboles de decisión a partir de muestras de entrenamiento generadas mediante un proceso de muestreo aleatorio con reemplazo (*bootstrapping*). Durante el proceso de construcción de los árboles, el algoritmo impide que estos consideren una mayor parte de los predictores disponibles. De esta forma, en promedio, las particiones no toman en cuenta a la variable con mayor capacidad predictiva, por lo que otras variables tienen una mayor oportunidad de ejercer influencia en los modelos. Este proceso de “decorrelación” de los árboles de decisión reduce la varianza en sus resultados, por lo que vuelve a sus predicciones más confiables (James *et al.*, 2013).

El segundo, *extreme gradient boosting* (XGB), utiliza un procedimiento de ensamblaje de árboles llamado *boosting*, en el que los árboles de decisión son constituidos de manera secuencial –a diferencia de la construcción simultánea con la que opera el algoritmo de bosques aleatorios– de modo que cada árbol subsecuente aprende de los errores del modelo anterior. Esta metodología incorpora la aplicación de un algoritmo de descenso de gradiente (un proceso de optimización iterativo de primer orden para encontrar un mínimo local de una función objetivo) con el propósito de entrenar al modelo mientras se minimiza su error en la predicción (Pratap & Sen-gupta, 2019).

Una red neuronal artificial utiliza como entrada una matriz compuesta por  $p$  variables  $X=(x_1, x_2, \dots, x_p)$  y con esta construye una función no-lineal  $f(X)$  que permite predecir a la variable objetivo  $y_i$ , de modo que lo que distingue a las diferentes categorías de redes neuronales es la estructura del modelo que se emplea. En este estudio, dos clases de redes neuronales son utilizadas. El perceptrón multicapa (MLP) es considerado la arquitectura de red neuronal más simple cuando únicamente se constituye por tres capas: una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida. Cada capa tiene una cantidad determinada de nodos y, exceptuando a la primera de ellas, cada nodo utiliza una función de activación no-lineal para asignar las entradas ponderadas al valor de salida de cada neurona. A través de un procedimiento llamado retropropagación (*backpropagation*) los valores de los ponderadores se actualizan minimizando una función de pérdida.

Sin embargo, el perceptrón multicapa asume que los valores de entrada son independientes entre sí. Una clase de redes neuronales más adecuada para datos caracterizados por un fuerte elemento temporal son las redes neuronales recurrentes, diseñadas específicamente para poder predecir datos que son secuenciales por naturaleza. Se dice que las redes neuronales recurrentes tienen memoria ya que estas aceptan información no solo de la entrada actual en una secuencia, sino del estado de la red que surgió al considerar las entradas anteriores en la misma. La arquitectura de larga memoria de corto plazo posee la capacidad de considerar tanto las características contextuales más amplias del modelo (memoria a largo plazo) como la información proporcionada solo por los elementos más recientes de una secuencia (memoria a corto plazo) (Hall & Cook, 2017).

### 3.3. Validación de modelos y calibración de hiperparámetros

La validación empírica de los modelos es una preocupación constante en la literatura de *machine learning*. Tal y como observan Kuhn & Silge (2022), debido a que la implementación de estos métodos conlleva una serie de pasos (estimación de parámetros, calibración de hiperparámetros, selección del modelo, evaluación de su desempeño) y, al mismo tiempo, una muestra finita de observaciones, es una práctica común y recomendada dividir al conjunto de datos existente en un subconjunto de observaciones de entrenamiento (el cual es utilizado para optimizar al modelo) y un subconjunto de datos de prueba (que se mantiene en reserva hasta que el método que tiene más probabilidades de éxito sea finalmente escogido).

Sin embargo, el investigador necesita entender qué tan efectivo es su modelo antes de poder emplear el conjunto de observaciones de evaluación. En este sentido, Gareth *et al.* (2021) mencionan que los métodos de remuestreo se han convertido en una herramienta esencial durante la aplicación de técnicas modernas de aprendizaje estadístico. Básicamente, estos procedimientos consisten en la extracción repetida de muestras aleatorias al conjunto de datos de entrenamiento con el fin de reajustar al modelo en cada una de ellas para obtener información adicional sobre el modelo en cuestión.

Ahora bien, cuando los datos contienen un fuerte elemento temporal, los métodos usuales de remuestreo tales como validación cruzada y *bootstrapping* no son factibles pues el orden de las observaciones tiene que ser preservado para que el modelo pueda aprender los distintos patrones cíclicos y tendenciales que subyacen en la información: una versión más sofisticada de métodos de remuestreo es necesaria.

Este estudio emplea una metodología de remuestreo llamada *rolling forecast origin resampling*, en la que el conjunto de datos de entrenamiento es nuevamente dividido en dos subconjuntos de análisis/evaluación con tamaños específicos, de tal forma que una primera iteración utiliza estos tamaños comenzando desde el inicio de la serie. La segunda iteración utiliza los mismos tamaños pero se desplaza por un número determinado de muestras. El proceso continúa hasta que el conjunto de datos de entrenamiento es agotado por completo, por lo que el origen sobre el cual se basan los pronósticos avanza en el tiempo (Hyndman & Athanasopoulos, 2018).

Dicho método de remuestreo es utilizado específicamente con el objetivo de calibrar los hiperparámetros de los modelos de aprendizaje estadístico (en promedio, 3 hiperparámetros diferentes son graduados por modelo). Para esto –y en línea con las metodologías de diseño de experimentos computacionales (Santner *et al.*, 2018)– se construye un *space-filling parameter grid* a través de un método llamado *latin hypercube*, que es en esencia un procedimiento estadístico con el que se selecciona, dado un espacio de parámetros, una muestra aleatoria de los mismos.

De tal forma, con 100 combinaciones distintas de hiperparámetros y 6 conjuntos de remuestreo, 600 modelos son estimados durante cada horizonte de pronóstico y aquella combinación de parámetros que minimiza el error absoluto medio (MAE) en los subconjuntos de evaluación es seleccionada para predecir los valores futuros de la variable objetivo en el conjunto de datos de prueba.

### 3.4. Medidas de precisión

Debido a que existe una amplia gama de medidas de precisión que pueden ser catalogadas en siete grupos distintos (Shcherbakov *et al.*, 2013), es importante considerar que la clasificación relativa del resultado de los diversos métodos que se evalúan puede variar según la medida que se utilice (Makridakis & Hibon, 2000). Además, cada medida tiene desventajas que pueden conducir a una evaluación inexacta de los resultados, por lo que –así como Mathews & Diamantopoulos (1994) señalan– ninguna medida por sí sola brinda una pauta inequívoca de la eficiencia en las predicciones.

Con el fin de evaluar las diferencias en la precisión de los pronósticos entre métodos tradicionales y de aprendizaje de máquina, este estudio utiliza 3 medidas distintas.

La primera de ellas, el error absoluto medio (MAE), es seleccionada no solo por ser una opción ampliamente utilizada al comparar distintos métodos que predicen un solo conjunto de datos, sino por contar con la ventaja de presentar una mayor robustez a valores atípicos que otras medidas dependientes de escala como la raíz del error cuadrático medio (RMSE) (Shcherbakov *et al.*, 2013). Esta medida se define como,

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_t - \hat{y}_t|.$$

La segunda medida a considerar será el error absoluto medio relativo (rMAE), que es calculado como el ratio entre el MAE del método  $i$  que se desea evaluar y el  $MAE_{rw}$  de un modelo de caminata aleatoria, utilizado como punto de referencia. Hyndman & Koehler (2006) observan que una de las ventajas de esta medida es su interpretabilidad: Un  $rMAE > 1$  significa que el método propuesto se desempeña peor que lo que lo hace el modelo de referencia, mientras que un  $rMAE < 1$  denota lo opuesto. Formalmente,

$$rMAE = \frac{MAE_i}{MAE_{rw}}.$$

La última medida que será considerada es el error medio absoluto escalado (MASE), un método propuesto por primera vez en Hyndman & Koehler (2006) con el objeto de brindar una mejor opción que el error porcentual absoluto medio simétrico (sMAPE). El error medio absoluto escalado se encuentra definido de la siguiente manera:

$$MASE = \frac{1}{k} \frac{\sum_{t=1}^k |y_t - \hat{y}_t|}{\frac{1}{n-m} \sum_{t=1}^k |y_t - \widehat{y_{t-m}}|},$$

donde  $n$  es el número de observaciones históricas disponibles y  $m$  es la frecuencia de la serie de tiempo. Su interpretación es similar a la del rMAE: un  $MASE < 1$  indica que los pronósticos del modelo evaluado son, en promedio, más exactos que los pronósticos de un modelo ingenuo de referencia (Makridakis *et al.*, 2018).

En su implementación original, esta medida utiliza el error absoluto medio de un modelo de caminata aleatoria dentro de la muestra para calcular los errores escalados. Kuhn & Vaughan (2021) observan que el procedimiento es llevado a cabo de tal modo (en lugar de considerar el error fuera de muestra) ya que existe la posibilidad de que el error fuera de muestra no pueda ser calculado al pronosticar un periodo hacia delante. No obstante, la implementación del MASE en R solo conoce los valores genuinos y estimados fuera de muestra, por lo que es este último error el que se utiliza durante el cómputo de dicha medida de precisión.

## Resultados

Esta investigación compara la precisión en los pronósticos durante 4 horizontes temporales entre métodos econométricos comúnmente utilizados y diversas alternativas basadas en modelos de aprendizaje de máquina. El cuadro 4 muestra los resultados obtenidos por modelo y horizonte de pronóstico en términos del error absoluto medio (MAE) y el error absoluto medio relativo (rMAE). Como ha sido mencionado, un modelo de caminata aleatoria es empleado como línea base con la que el resto de los métodos son evaluados.

En principio, es posible apreciar que todos los métodos se desempeñan mejor de lo que lo hace el modelo ingenuo de referencia. Sin embargo, ciertamente existe heterogeneidad en cuanto a la forma en la que cada modelo se comporta durante la predicción de la variable objetivo en los distintos intervalos de tiempo.

En lo que respecta a los métodos de series de tiempo, el modelo de caminata aleatoria estacional es comparativamente el más ineficiente en 3 de los 4 horizontes temporales. Además, el modelo de suavizamiento exponencial con estacionalidad aditiva y el modelo autorregresivo de segundo orden mantienen un desempeño similar a lo largo de todos los horizontes, aunque este último es más eficiente en cada uno de ellos (exceptuando a sus pronósticos de 24 meses hacia adelante, donde ambos obtienen resultados idénticos en términos del rMAE).

Mientras tanto, el modelo SARIMA y el modelo VAR –cuya especificación utiliza únicamente tres variables: las tasas de variación interanual del IPC y del IMAE, así como la segunda diferencia del medio circulante, cada una de ellas rezagada por 24 periodos– son los métodos que, en general, cuentan con la eficiencia más alta durante los pronósticos de 3 meses hacia adelante. El excelente desempeño del modelo SARIMA se extiende hasta el horizonte de 12 periodos.

**Cuadro 4:** MAE y rMAE para cada modelo y horizonte de pronóstico

	MAE				rMAE			
	h = 3	h = 9	h = 12	h = 24	h = 3	h = 9	h = 12	h = 24
snaive	2.23	1.97	2.50	1.64	0.65	0.58	0.73	0.48
holt-winters	1.01	2.95	1.44	1.34	0.30	0.87	0.42	0.39
ar	0.89	1.74	1.16	1.33	0.26	0.51	0.34	0.39
sarima	0.27	0.31	0.45	1.28	0.08	0.09	0.13	0.38
var	0.36	0.92	2.20	1.13	0.11	0.27	0.65	0.33
<b>ts ensemble</b>	<b>0.70</b>	<b>1.09</b>	<b>1.11</b>	<b>0.95</b>	<b>0.21</b>	<b>0.32</b>	<b>0.33</b>	<b>0.28</b>
svr	0.54	0.66	0.49	0.46	0.16	0.19	0.14	0.13
rf	0.84	0.74	0.63	0.61	0.25	0.22	0.19	0.18
xgb	1.01	0.93	0.70	0.57	0.30	0.27	0.21	0.17
mlp	0.43	1.11	0.58	0.88	0.13	0.33	0.17	0.26
lstm	0.79	1.73	0.80	1.23	0.23	0.51	0.23	0.36
<b>ml ensemble</b>	<b>0.70</b>	<b>1.04</b>	<b>0.47</b>	<b>0.48</b>	<b>0.21</b>	<b>0.30</b>	<b>0.14</b>	<b>0.14</b>

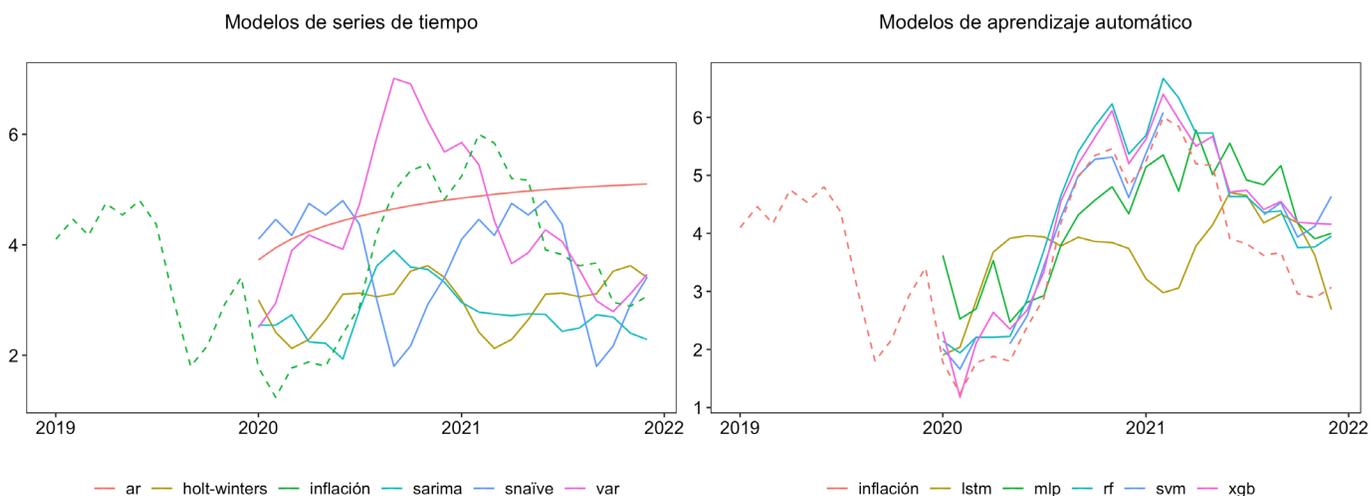
Por otro lado, los pronósticos de la regresión de vectores de soporte (SVR) superan en todos los horizontes a los de los modelos econométricos más simples y a la mayoría de las predicciones de los algoritmos de aprendizaje de máquina. Sin embargo, lo mismo no ocurre cuando su desempeño es contrastado con el desempeño del modelo SARIMA (al que únicamente supera durante su predicción de 24 meses hacia adelante) o con los 2 pronósticos de corto plazo del modelo VAR.

Si bien *random forest* (RF) y *extreme gradient boosting* (XGB) no son capaces de superar en ningún caso a la eficiencia de los pronósticos de la regresión de vectores de soporte (SVR), sí logran mejores resultados al ser comparados con los modelos econométricos más simples e incluso superan con creces a la eficiencia de los modelos SARIMA y VAR en el horizonte temporal de dos años.

Una situación similar acontece con los modelos de redes neuronales (el perceptrón multicapa y la red neuronal recurrente de larga memoria de corto plazo, la cual, a diferencia del resto de modelos de aprendizaje estadístico en este estudio, utiliza como predictor únicamente el ritmo inflacionario rezagado por 35 periodos).

Sin embargo, en promedio, el perceptrón multicapa es ligeramente más eficiente que el algoritmo de potenciación de gradiente extremo mientras que, dentro de la categoría de machine learning, la red neuronal de larga memoria de corto plazo cuenta con el peor desempeño en términos de error absoluto medio. Si bien ambos modelos superan consistentemente a los métodos econométricos más simples, lo contrario sucede al contrastar sus resultados con los de los modelos SARIMA y VAR (especialmente durante los pronósticos de 3 y 9 periodos hacia adelante) y con los del resto de modelos de aprendizaje automático.

**Figura 2:** Pronósticos de 24 meses hacia adelante

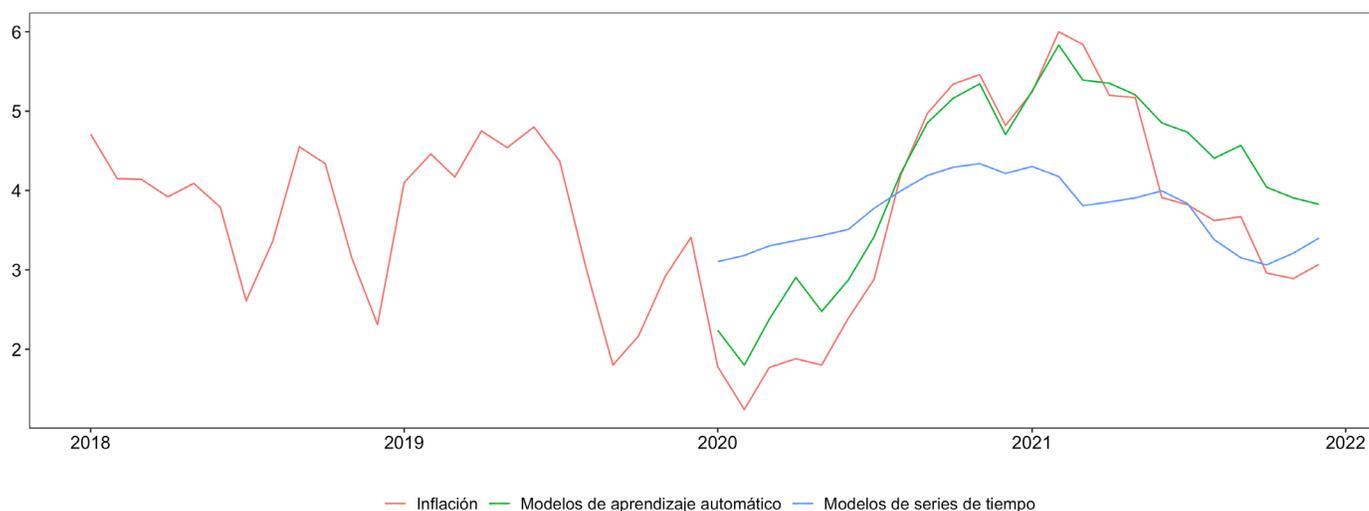


El cuadro 4 también presenta los resultados de una combinación de pronósticos por cada método, mientras que la figura 3 muestra las series de tiempo de ambas combinaciones durante la predicción de 24 meses hacia adelante. Estos ensamblajes se realizan a través de una media ponderada en la que el peso relativo de los ponderadores se encuentra definido como:

$$w_i = 1 - \frac{MAE_h}{\sum_{h=1}^H MAE}$$

donde  $MAE_h$  es el error absoluto medio del pronóstico en el periodo  $h$  de un modelo específico y  $H$  representa al horizonte de predicción. De tal forma,  $w_i$  pondera con un mayor peso a las predicciones de los modelos que tienen un menor MAE. Este método de combinación de pronósticos es considerado como una técnica dinámica cuya ventaja principal es abstraer mayor complejidad estadística en comparación con estimar un vector constante de ponderación y aplicarlo durante todo el horizonte de pronóstico (Wang *et al.*, 2018).

En uno de los estudios seminales en la literatura de combinación de pronósticos, Bates & Granger (1969) mencionan que dado a que diferentes métodos utilizan distintos supuestos acerca de la forma en la que las variables se relacionan, combinaciones de los resultados de diversos modelos pueden mejorar la precisión en sus predicciones, aunque no es necesariamente el caso que tal resultado pueda obtenerse siempre. En esta investigación, la combinación de los pronósticos de modelos econométricos genera predicciones más eficientes en el horizonte de 24 meses. Además, el ensamble de pronósticos de modelos de aprendizaje estadístico produce una mejora en la eficiencia para el horizonte de 12 periodos hacia adelante y supera en 3 de los 4 horizontes a la combinación de pronósticos de modelos de series de tiempo.

**Figura 3:** Combinación de pronósticos por clase de método

Como ha sido mencionado, el error absoluto medio escalado (MASE) contrasta los errores fuera de muestra entre un modelo de caminata aleatoria y el método que se desea evaluar. Si bien, en teoría, un MASE menor que uno es la magnitud deseable del error en la predicción de un modelo particular durante el horizonte  $H$ , en la práctica esto rara vez ocurre, por lo que resulta problemático juzgar la precisión de los pronósticos sin considerar que los modelos pueden desempeñarse de formas diferentes según las características de los datos que se emplean.

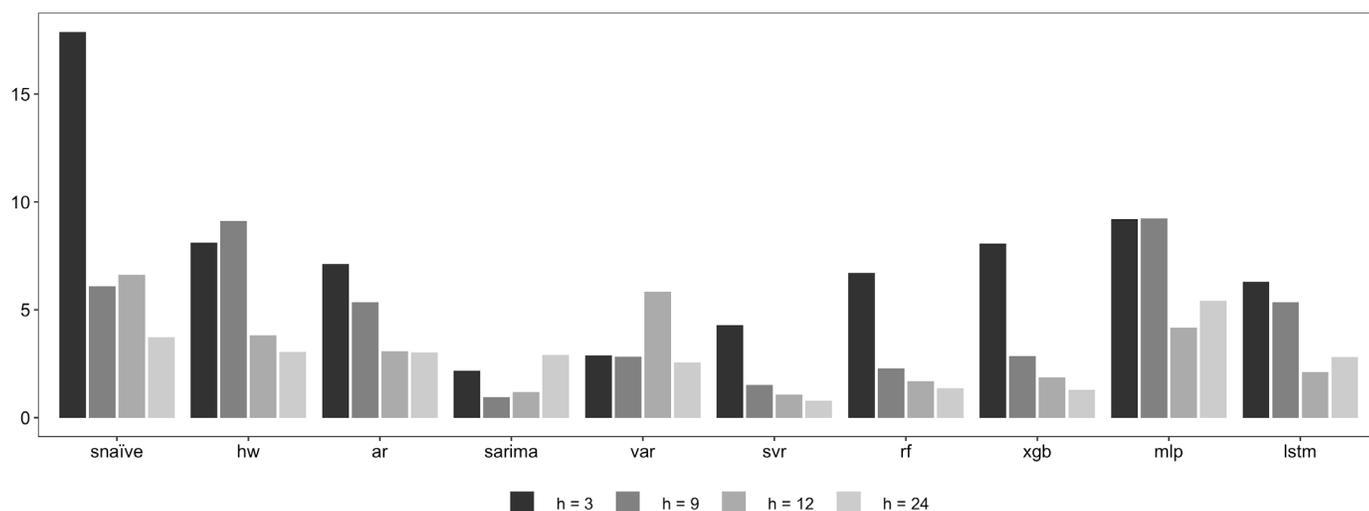
Por ejemplo, Athanasopoulos *et al.* (2011), al comparar las predicciones de diversos métodos de suavizamiento exponencial con pronósticos de modelos ARIMA, utilizan como punto de referencia el promedio del MASE en este último modelo durante todos los horizontes temporales en lugar de la unidad. En línea con dicha investigación, el presente estudio emplea el valor 8.58 (el MASE promedio del modelo de caminata aleatoria estacional durante los cuatro horizontes de pronóstico) como *benchmark* para el resto de modelos. Tanto el cuadro 5 como la figura 4 presentan los resultados obtenidos por cada uno de los métodos al ser evaluados por esta medida de precisión.

La comparación del MASE promedio durante todos los horizontes de pronóstico de los modelos de series de tiempo muestra que cada uno de ellos supera, en términos de eficiencia, al modelo de caminata aleatoria estacional. Además, exceptuando al pronóstico del modelo de suavizamiento exponencial durante el horizonte de 9 meses, la eficiencia en

**Cuadro 5:** MASE por modelo y horizonte de pronóstico

	MASE									
	snaïve	holt-winters	ar	sarima	var	svr	rf	xgb	mlp	lstm
h = 3	17.87	8.11	7.13	2.17	2.90	4.29	6.71	8.06	9.21	6.29
h = 9	6.08	9.12	5.36	0.95	2.83	1.53	2.28	2.86	9.24	5.34
h = 12	6.63	3.82	3.08	1.19	5.83	1.07	1.68	1.87	4.16	2.12
h = 24	3.73	3.05	3.02	2.91	2.56	0.78	1.37	1.29	5.41	2.80
<b>Media</b>	<b>8.58</b>	<b>6.02</b>	<b>4.65</b>	<b>1.80</b>	<b>3.53</b>	<b>1.91</b>	<b>3.01</b>	<b>3.52</b>	<b>7.00</b>	<b>4.14</b>

Figura 4: MASE por modelo y horizonte de pronóstico



la predicción de cada uno de los periodos individuales se mantiene por debajo del promedio del modelo de referencia. SARIMA vuelve a desempeñarse mejor que el resto de métodos estadísticos, llegando incluso durante el horizonte de 9 meses a superar al pronóstico del modelo ingenuo fuera de muestra (lo que lo convierte en el único método de series de tiempo que consigue obtener un MASE menor que la unidad para algún horizonte de predicción). El modelo VAR logra resultados comparables, aunque aún lejanos a los del modelo SARIMA. Mientras que, al considerar el desempeño de los diferentes métodos de aprendizaje de máquina, la regresión de vectores de soporte vuelve a superar al resto de modelos, consiguiendo un MASE menor que uno durante el intervalo de predicción de dos años.

Los resultados del resto de los métodos son similares a los de los resultados evaluados a través del MAE. Sin embargo, mientras el MAE cataloga al promedio de las predicciones del perceptrón multicapa como pronósticos más eficientes que los de la red neuronal LSTM durante todos los horizontes de pronóstico, lo contrario ocurre al comparar sus resultados por medio del MASE.

## Conclusiones

Los hallazgos de esta investigación demuestran que modelos SARIMA y VAR exhiben el mejor desempeño en lo que respecta a pronósticos de 3 y 9 meses. Además, la regresión de vectores de soporte (SVR), *random forest* (RF) y *extreme gradient boosting* (XGB) son capaces de generar pronósticos altamente eficientes en horizontes de 12 y 24 meses. Por lo tanto, ambas categorías de métodos de modelado pueden verse como herramientas complementarias durante la predicción del ritmo inflacionario en Guatemala, dependiendo de la resolución temporal que se considere.

En línea con los resultados que obtienen Ülke *et al.* (2018) y Parmezan *et al.* (2019), la regresión de vectores de soporte (SVR) se comporta como el método con mejor desempeño en la categoría de *machine learning*. Mientras que, en línea con Rodríguez-Vargas (2020), la combinación de pronósticos de métodos de aprendizaje de máquina supera a la combinación de resultados de los modelos econométricos tradicionales en 3 de los 4 horizontes temporales evaluados (y obtiene los mismos resultados en el pronóstico de 3 meses hacia adelante). Sin embargo, la naturaleza de los algoritmos de aprendizaje estadístico impide verificar la consistencia teórica de sus predicciones, por lo que pueden llegar a no ser apropiados en situaciones donde el análisis requiera no solo predicción sino inferencia.

La principal contribución de este estudio es mostrar en qué medida los algoritmos de aprendizaje automático pueden ser considerados como herramientas relativamente útiles para generar, en el contexto de métodos no estructurales, pronósticos del ritmo inflacionario en Guatemala durante horizontes donde las acciones de política monetaria generan un impacto en la evolución del ritmo inflacionario interno.

## Referencias

- Araujo, G. S., & Gaglianone, W. P. (2020). Machine learning methods for inflation forecasting in Brazil: New contenders versus classical models. Mimeo.
- Athanasopoulos, G., Hyndman, R. J., Song, H., & Wu, D. C. (2011). The tourism forecasting competition. *International Journal of Forecasting*, 27(3), 822–844. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2010.04.009>
- Athey, S., & Imbens, G. W. (2019). Machine learning methods that economists should know about. *Annual Review of Economics*, 11(1), 685–725. <https://doi.org/10.1146/annurev-economics-080217-053433>
- Bates, J. M., & Granger, C. W. J. (1969). The combination of forecasts. *Journal of the Operational Research Society*, 20(4), 451–468. <https://doi.org/10.1057/jors.1969.103>
- Castillo, C. (2014). Inflation targeting and exchange rate volatility smoothing: A two-target, two-instrument approach. *Economic Modelling*, 43, 330–345. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2014.08.011>
- Cerqueira, V., Torgo, L., & Soares, C. (2019). Machine learning vs statistical methods for time series forecasting: Size matters. arXiv:1909.13316 [Cs, Stat]. <http://arxiv.org/abs/1909.13316>
- Coulombe, P. G., Leroux, M., Stevanovic, D., & Surprenant, S. (2020). How is machine learning useful for macroeconomic forecasting? arXiv:2008.12477 [Econ, Stat]. <http://arxiv.org/abs/2008.12477>
- Diebold, F. X. (1998). The Past, Present, and Future of Macroeconomic Forecasting. *Journal of Economic Perspectives*, 12(2), 175–192. <https://doi.org/10.1257/jep.12.2.175>
- Foster, W. R., Collopy, F., & Ungar, L. H. (1992). Neural network forecasting of short, noisy time series. *Computers & Chemical Engineering*, 16(4), 293–297. [https://doi.org/10.1016/0098-1354\(92\)80049-F](https://doi.org/10.1016/0098-1354(92)80049-F)
- Gareth, J., Daniela, W., Trevor, H., & Robert, T. (2021). *An introduction to statistical learning: With applications in r*. Springer.
- Granger, C. W., Teräsvirta, T., & Anderson, H. M. (1993). Modeling nonlinearity over the business cycle. *Business Cycles, Indicators and Forecasting*, NBER Chapters, 311–326.
- Hall, A., & Cook, T. R. (2017). Macroeconomic Indicator Forecasting with Deep Neural Networks. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3046657>
- Hill, T., O'Connor, M., & Remus, W. (1996). Neural Network Models for Time Series Forecasts. *Management Science*. <https://doi.org/10.1287/mnsc.42.7.1082>
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and practice*. OTexts.
- Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679–688. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An introduction to statistical learning (Vol. 112)*. Springer.
- Kang, S. Y. (1991). *An investigation of the use of feedforward neural networks for forecasting [PhD thesis]*. Kent State University.
- Kantz, H., & Schreiber, T. (2004). *Nonlinear time series analysis (Vol. 7)*. Cambridge university press.
- Katris, C. (2020). Prediction of Unemployment Rates with Time Series and Machine Learning Techniques. *Computational Economics*, 55(2), 673–706. <https://doi.org/10.1007/s10614-019-09908-9>

- Kuhn, M., & Silge, J. (2022). *Tidy modeling with r*. O'Reilly Media, Inc.
- Kuhn, M., & Vaughan, D. (2021). *Yardstick: Tidy characterizations of model performance*. <https://CRAN.R-project.org/package=yardstick>
- LeBaron, B. (1994). Chaos and nonlinear forecastability in economics and finance. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A: Physical and Engineering Sciences*. <https://doi.org/10.1098/rsta.1994.0099>
- Makridakis, S., & Hibon, M. (2000). The M3-Competition: results, conclusions and implications. *International Journal of Forecasting*, 16(4), 451–476. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(00\)00057-1](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(00)00057-1)
- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PLOS ONE*, 13(3), e0194889. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194889>
- Mathews, B. P., & Diamantopoulos, A. (1994). Towards a taxonomy of forecast error measures a factor-comparative investigation of forecast error dimensions. *Journal of Forecasting*, 13(4), 409–416. <https://doi.org/10.1002/for.3980130406>
- Moenjak, T. (2014). *Central banking: Theory and practice in sustaining monetary and financial stability*. John Wiley.
- Parbat, D., & Chakraborty, M. (2020). A python based support vector regression model for prediction of COVID-19 cases in India. *Chaos, Solitons & Fractals*, 138, 109942. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.109942>
- Parmezan, A. R. S., Souza, V. M. A., & Batista, G. E. A. P. A. (2019). Evaluation of statistical and machine learning models for time series prediction: Identifying the state-of-the-art and the best conditions for the use of each model. *Information Sciences*, 484, 302–337. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.01.076>
- Peirano, R., Kristjanpoller, W., & Minutolo, M. C. (2021). Forecasting inflation in Latin American countries using a SARI-MALSTM combination. *Soft Computing*, 25(16), 10851–10862. <https://doi.org/10.1007/s00500-021-06016-5>
- Pratap, B., & Sengupta, S. (2019). Macroeconomic Forecasting in India: Does Machine Learning Hold the Key to Better Forecasts? <https://doi.org/10.2139/ssrn.3852945>
- Rodríguez-Vargas, A. (2020). Forecasting Costa Rican inflation with machine learning methods. *Latin American Journal of Central Banking*, 1(1), 100012. <https://doi.org/10.1016/j.latcb.2020.100012>
- Santner, T. J., Williams, B. J., & Notz, W. I. (2018). *Space-Filling Designs for Computer Experiments* (T. J. Santner, B. J. Williams, & W. I. Notz, Eds.; pp. 145–200). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-1-4939-8847-1\\_5](https://doi.org/10.1007/978-1-4939-8847-1_5)
- Shcherbakov, M., Brebels, A., Shcherbakova, N. L., Tyukov, A., Janovsky, T. A., & Kamaev, V. A. (2013). A survey of forecast error measures. *World Applied Sciences Journal*, 24, 171–176. <https://doi.org/10.5829/idosi.wasj.2013.24.it-mies.80032>
- Smola, A. J., & Schölkopf, B. (2004). A tutorial on support vector regression. *Statistics and Computing*, 14(3), 199–222. <https://doi.org/10.1023/B:STCO.0000035301.49549.88>
- Ülke, V., Sahin, A., & Subasi, A. (2018). A comparison of time series and machine learning models for inflation forecasting: empirical evidence from the USA. *Neural Computing and Applications*, 30(5), 1519–1527. <https://doi.org/10.1007/s00521-016-2766-x>
- Wang, L., Wang, Z., Qu, H., & Liu, S. (2018). Optimal Forecast Combination Based on Neural Networks for Time Series Forecasting. *Applied Soft Computing*, 66, 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.02.004>



# Competition, bank risk-taking and monetary policy: The case of Guatemala<sup>1</sup>

*Jorge Pozo*<sup>2</sup>

## Abstract

In this paper we empirically estimate the relationship between bank competition and risk-taking in Guatemala at the bank-time level for the 2008-2019 period. We find evidence of a U-shaped relationship between bank competition and risk-taking as in Jiménez et al. (2013) for Spain. We study also the impact of the monetary policy on bank risk-taking conditional on the competition level. On average the higher the competition, the smaller the positive impact on bank risk-taking of an expansionary monetary policy (measured by a lower interbank interest rate). As a result, promoting competition diminishes the likelihood of undesired effects on bank risk-taking after an expansionary monetary policy.

<sup>1</sup> This research ranked second in the XXXIII Certamen Permanente de Investigación "Dr. Manuel Noriega Morales".

<sup>2</sup> PhD in Economics, Finance and Management. Head of the Monetary Statistics Department, Central Reserve Bank of Peru (BCRP). Email: [pozoja85@gmail.com](mailto:pozoja85@gmail.com)

# 1 Introduction

The importance of the banking system in Guatemala to provide funding to firms is crucial. The banking system represents around 35.9% of the GDP. As a result, it is key to monitor the behavior of credit markets and in particular the level of risk-taking to promote financial stability and to ensure real economy stability. As reported box 1 of the Financial Stability Report of the BCRP of May 2018, in December 2017 the non-performing loans ratio of Guatemala 2.3% was closer to the average of 2.5% of some Latin American countries.<sup>3</sup>

Bank competition in the lending market is another important aspect of a banking system. In general, regulators should promote competition to benefit society with more competitive lending rates and higher access to the financial system. According to table 1 concentration measures as the credit market share of the three or five largest banks in Guatemala are 65.8% and 81.4%. These are relatively higher, but still smaller than the concentration measures in Colombia and Peru. Another feature of Guatemala is that this is a partially dollarized economy.

According to figure 1, in general, the non-performing loans ratio in Latin American countries has been clearly decreasing until 2007. Since that the ratio if anything has shown a slightly positive trend. Guatemala is not the exception. However, the 2011-2016 period reported the smaller non-performing loans ratio of the countries plotted in the figure.

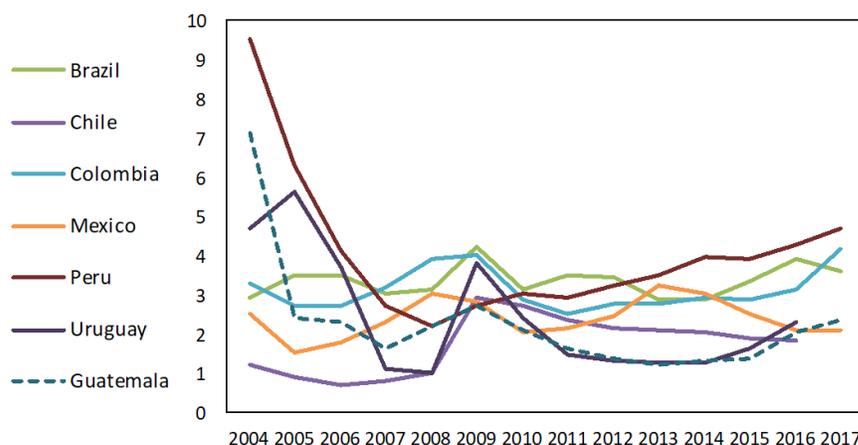
**Table 1:** Bank competition and concentration in Latin America

	3-bank asset concentration (%) 2017	5-bank asset concentration (%) 2017	H-statistic 2014	Lerner index 2014
Brazil	56.6	83.4	0.72	0.21
Chile	42.6	68.7	0.77	0.25
Colombia	78.7	89.4	0.51	0.48
Guatemala	65.8	81.4	0.80	1.48
Mexico	49.4	69.0	0.83	0.38
Peru	72.7	88.1	0.60	0.50
Uruguay	70.1	87.4	0.80	0.19

Source: Global Financial Development. 3-bank asset concentration: Assets of three largest banks as a share of total banking assets. 5-bank asset concentration: Assets of three largest banks as a share of total banking assets. H-statistic: A measure of the degree of competition in the banking market. It measures the elasticity of banks' revenues relative to input prices. The closer to 1, the higher the competition. Lerner index: A measure of market power. It compares output pricing and marginal costs (that is, markup). A high value suggests less competition.

<sup>3</sup> Country sample: Argentina, Brazil, Chile, Colombia, Guatemala, Panamá, Perú.

**Figure 1:** Bank non-performing loans to gross loans (%) in Latin America



Source: Global Financial Development.

In this paper, we explore the relationship between bank competition and bank risk-taking. To our knowledge, this is the first attempt to explore the impact of bank competition on bank risk-taking in Guatemala's banking system.<sup>4</sup> We follow the empirical strategy of Jiménez et al. (2013) and Pozo and Rojas (2021), who perform a similar analysis for Peru. In this work, we extend the empirical analysis by exploring the conditional to competition level impact of the monetary policy on bank risk-taking using monthly data. Moving one step forward, we can distinguish between domestic and foreign currency due to data availability.

In particular, we empirically estimate the relationship between bank competition and risk-taking for financial institutions in Guatemala at the bank-time level for the 2008-2019 period using annual data at the bank-time level. We use the non-performing loans ratio as a measure of bank risk-taking and the number of banks that exist in the representative region where the bank operates. For robustness, we use two concentration measures as proxies of competition. In addition, we empirically estimate the impact of the conventional monetary policy on bank risk-taking conditional on the competition degree using monthly information for the same period.

Similar to Jiménez et al. (2013) and in contrast to Pozo and Rojas (2021), we find empirical evidence of a U-shaped relationship between bank competition and risk-taking in Guatemala using the number of banks as our competition measure. This result is robust if we also consider private financial companies in addition to banks, assuming no competition between banks and private financial companies.

Also, we find that on average the higher the competition, the smaller the positive impact on bank risk-taking of an expansionary monetary policy (measured by a lower interbank interest rate). In other words, promoting more competition diminishes the likelihood of some undesired effects on bank risk-taking of an expansionary monetary policy. The stronger the competition the smaller the margins and hence the stronger positive impact on bank profits of a reduction of bank funding costs due to an expansionary monetary policy. The stronger positive impact on bank profits produces a stronger negative impact on bank risk-taking incentives. This is, with more competition the profit channel effect is amplified.

The rest of the paper is organized as follows. In section 2 we present the literature review. Section 3 review the data the econometric model. In section 4 we discuss the econometric results. Finally, section 5 concludes.

<sup>4</sup> The last study of bank competition in Guatemala is Balsells (2007).

## 2 Literature review

This work is related to the literature of bank competition and bank risk-taking and to the literature of the impact of the monetary policy on bank risk-taking.

Bolt et al. (2004) in a dynamic framework argues that higher competition leads to higher bank risk-taking. Their model suggests that competition reduces margins and thus bank's charter value declines. This provides higher incentives to take more risk raising bank failure probability. In other words, less strictness to issue loans decreases loan quality. This is similar to Repullo (2004)'s findings.

Bolt et al. (2005) show that there exists a risk-incentive mechanism that operates in the opposite direction. In their work, the key assumption is that bank loan defaults are perfectly correlated. As competition increases banks have less market power to raise loan rates and hence with smaller loan interest rates borrowers choose low-risk projects. Due to the perfect correlation, loan default probability coincides with bank default probability. As a result, through that mechanism, as competition increases bank failure probability decreases.

Martinez-Miera and Repullo (2010) identify a risk-shifting effect, which is the one described in Boyd et al. (2005) that suggests small loan rates after a higher competition reduces borrower's incentives to take risk, which in turn pushes bank default probability down. And, a margin effect that suggests that small loan rates also reduce bank capacity to avoid defaulting. They find that in a very competitive market the margin effect dominates, while in a less competitive market the risk-shifting effect dominates. As a result, they formulate a U-shaped relationship between the number of banks (bank competition measure) and the risk of bank failure.

Using Spanish data for the 1988-2003 period Jiménez et al. (2013) supports the nonlinear relationship found in Martinez-Miera and Repullo (2010). And using Peruvian data for the 2003-2019 period Pozo and Rojas (2021) find evidence of an inverted U-shaped relationship between bank competition and risk-taking. In contrast to Martinez-Miera and Repullo (2010), they motivate theoretically this relationship by modeling a borrowing constraint. In particular, their model is able to describe three phases of the relationship between bank competition and bank risk-taking. In the first one (low competition), there is a negative relationship explained by the fact that the lower cost of loans (due to increasing competition) reduces entrepreneurs' incentives to take risk (risk-shifting effect), which in turn reduces bank default probability. In the second one (mid competition), the positive relationship is explained due to a lower cost of loans that increases loan demand, and hence it increases entrepreneurs default probability, which in turn increases bank default probability. And finally, in the third phase (high competition), there is a negative relationship because the borrowing constraint of some entrepreneurs starts binding and hence default probability of entrepreneurs does not change. In this case the risk-shift-

ing effect drives this negative relationship. Interestingly, the model is able to report a U-shaped relationship when moving through the first and second phases, while it reports an inverted U-shaped relationship when moving across the second and third phases.

In contrast to Jiménez et al. (2013), we find an inverted U-shaped relationship between bank competition and risk-taking as in Pozo and Rojas (2021). We depart from Pozo and Rojas (2021), since we do not have access to granular data and we study the impact of the conventional monetary policy conditional on bank competition level using monthly data. And we split our sample between domestic and foreign currency and work.

The literature on "risk-taking channel" (term coined by Borio and Zhu (2012)) commonly suggests that a lower domestic interest rate increases bank risk-taking (see, e.g., Jiménez et al. (2014)). This document is related to the literature that studies the different channels through which monetary policy might affect bank risk-taking decisions (see, e.g., Adrian and Song Shin (2010); Agur and Demertzis (2012, 2019); Dell'Ariccia et al. (2014, 2016)). It mainly highlights two channels: the profit and the leverage channel. According to the profit channel, a lower rate reduces funding costs of banks and hence increases banks' profits at good states. This in turn reduces banks' incentives to take risk. The leverage channel suggests that the lower rate makes leverage less expensive. Then, banks have less of its own money (bank net worth) funding their risky loans. This means that the bank internalizes less of its risk-taking and increases its risk-taking incentives. Dell'Ariccia et al. (2014) conclude that when leverage is endogenous, low interest rates lead to higher bank risk-taking.<sup>5</sup>

This paper is also related to the empirical literature of the risk-taking channel of monetary policy, that typically finds bank risk-taking increases after a reduction in the policy rate. Maddaloni and Peydró (2015) show that lending standards deteriorate after a reduction in the short-term interest rate. Ioannidou et al. (2015) by using Bolivian data show that when interest rates are low, banks take on higher risk and reduce the loan rates of risky borrowers. In addition, Chen et al. (2017), using a panel-data from more than 1000 banks in 29 emerging economies during 2000-2012, find that bank's riskiness increases when the monetary policy is eased. Paligorova and Santos (2019) find that banks require lower risk credit premium in periods of monetary policy easing relative to tightening.

It seems that all these papers find evidence of the leverage channel. In contrast to that literature we study the role of bank competition on the impact of bank risk-taking of the monetary policy. We find that the higher the competition (measured as well by the number of banks) the smaller the positive impact on bank risk-taking of an expansionary monetary policy. This suggests that the higher the competition level, the more important the profit channel.

5 Dell'Ariccia et al. (2014) assumes bank limited liability and asymmetric information, depositors cannot observe ex-ante the bank's risk-taking level.

## 3 | Data and model description

We use information at the bank-time level as used in the related literature, which is publicly available. There are not available loans to firms so we use total loans. In this section, we describe the dataset and the empirical model. Our regression results are reported in section 4.

### 3.1. Data

Similar to Jiménez et al. (2013) we use credit information at the bank-region-time level from the Superintendency of Banks and Insurers (SIB). In contrast to Jiménez et al. (2013), credit to firms is not available at the region level, so we use total credit instead. In addition to banks we also consider private financial companies in our analysis.<sup>6</sup> Credit associated with credit cards is not reported at the regional level.<sup>7</sup>

With the credit information at the bank-region-time level, we build up different bank-time level weighted average measures of bank competition based on regional information: the number of banks operating in each region, the share of loans of the three-largest financial institutions operating in each region (C3), and the Herfindahl-Hirschman index (HHI), which is the sum of banks' squared market shares in loans in each region. These two latter measures are also typically used in the literature as concentration measures. The higher the number of banks the higher the competition, while the higher the C3 and HHI ratios, the higher the concentration and hence we might expect a lower competition.<sup>8</sup>

Guatemala is divided into 22 regions, however, as part of our analysis we include also the foreign market as an additional region.<sup>9</sup> Our competition measures have to reflect the degree of competition that each bank faces in each of the regional markets where it operates. Hence, we construct an aggregate competition measure faced by each bank using a weighted average, where the weights are the market loan share each bank holds in each region. For instance, the competition measure of “number of banks” for a bank  $i$  at time  $t$  is defined as the number of banks that has the representative region (or representative market) for bank  $i$  at time  $t$ . This competition measure is calculated as the weighted average (by

total loans) of the number of banks over all regions where the bank grants loans. C3 denotes the share of the three largest banks in the representative market for bank  $i$  at time  $t$ , calculated as the weighted average (by total loans) of the C3 over all regions where the bank  $i$  grants loans at time  $t$ . Finally, HHI is the Herfindahl-Hirschman Index of concentration for the representative region of bank  $i$  at time  $t$ , calculated as the weighted average (by total loans) of the HHI over all regions where the bank  $i$  grants loans at time  $t$ .

Also, we include data to control for individual bank characteristics, such as return on assets (ROA) and bank size or loan market share (SIZE). We also control for aggregate trends, such as the Guatemala business cycle, using the real GDP growth rate (GDPG). Other controls are the risk weighted asset to capital ratio (RWA) and the relative size of credit cards (CARD). The first is to control for individual bank characteristics regarding bank capacity to handle a financial crisis and also preferences on risk-taking.<sup>10</sup> The second is to control by the fact that we do not consider credit cards since there is no information at the region level.

Our dependent variable is bank risk-taking. This is measured as the ratio of nonperforming loans to total loans. The information about nonperforming loans (NPL) at bank-time level is also provided by the SIB, which is defined as overdue credits in an extension process and loans in an administrative and judicial collections. As measure of exogenous monetary policy shocks, we use the monetary policy interest rate ( $i^{mp}$  known in Spanish as “tasa líder”) and the domestic currency interbank interest rate ( $i$ ).<sup>11</sup> In addition, as a measure of the foreign monetary policy shock, we might use the Fed rate ( $i^f$ ) or the shadow Fed rate ( $i^{f,shadow}$ ) from Wu and Xia (2016).

6 In contrast to banks, private financial companies cannot collect deposits from the public, and their credit portfolio is less than 2% of banks' credit portfolio.

7 On average credit cards represent 9.8% of total credit in the period of study.

8 We use the three-largest financial institutions since there are three banks that clearly distinguish themselves from the others due to their credit size.

9 This is to account for loans issued abroad. We include these loans since from the SIB available data we cannot build up a non-performing loan ratio of only loans issued domestically. Indeed, only a few banks have branches abroad and the associated loans have a small participation. It represents on average 1.3% of bank loans (excluding credit cards) in the 2008:M1-2019:M12 period.

10 See Agur and Demertzis (2012, 2019) and Dell'Ariccia et al. (2014) for a detailed explanation of the effect of bank leverage on bank risk-taking (i.e., the leverage channel). Intuitively, the higher the leverage the lower the participation of owners' wealth in funding bank investment activities, the smaller the losses of the owners if banks default (due to limited liability), and hence the stronger the preference to take higher risk.

11 The policy rate is taken from <https://www.secmca.org> and the interbank interest rate from the <https://banguat.gob.gt>. Currently, the Monetary Policy Board meets eight times a year.

In contrast to Jiménez et al. (2013) and Pozo and Rojas (2021) we use information at the monthly frequency to study the implications of the competition level on the impact of the monetary policy on bank risk-taking. Due to data availability and to avoid including the Covid-19 pandemic, the time period analyzed spans from February 2008 to December 2019. We extend previous works to distinguish between the domestic currency and foreign currency credit markets.

Table 2 presents the descriptive statistics for the variables when considering only banks. There are 18 banks in the period analyzed and at least 1876 bank-month observations.<sup>12</sup> For total currency loans, the average NPL ratio is 3.7% and it features a large dispersion. The average “number of banks” (our competition measure) that exists in the representative region where a bank competes is 16.9. The average concentration measures, C3 and HHI, are 0.69 and 0.23, respectively. For domestic currency loans, the average number of banks is slightly smaller, while for foreign currency loans, the number of banks is clearly smaller. Similarly, the concentration measures C3 and HHI are higher for foreign currency loans.

**Table 2:** Description statistics for bank-month observations

Variables	Obs	Mean	S.D.	Minimum	Maximum
<i>Total currency</i>					
NPL <sub>it</sub> (%)	2331	3.679	4.015	0.010	33.970
Number of banks <sub>it</sub>	2331	16.872	1.201	13.686	19.999
C3 <sub>it</sub>	2331	0.688	0.048	0.576	0.802
HHI <sub>it</sub>	2331	0.225	0.049	0.154	0.383
SIZE <sub>it</sub>	2331	0.061	0.082	0.000	0.296
CARD <sub>it</sub>	2331	0.098	0.189	0.000	0.714
<i>Domestic currency</i>					
NPL <sub>it</sub> (%)	2331	4.141	4.091	0.010	33.560
Number of banks <sub>it</sub>	2331	16.780	1.230	13.670	19.998
C3 <sub>it</sub>	2331	0.649	0.061	0.526	0.784
HHI <sub>it</sub>	2331	0.211	0.061	0.127	0.406
SIZE <sub>it</sub>	2331	0.061	0.082	0.000	0.379
CARD <sub>it</sub>	2331	0.121	0.234	0.000	0.857
<i>Foreign currency</i>					
NPL <sub>it</sub> (%)	1876	6.008	15.497	0.010	89.360
Number of banks <sub>it</sub>	1876	14.740	0.968	10.966	17.000
C3 <sub>it</sub>	1876	0.741	0.031	0.678	0.856
HHI <sub>it</sub>	1876	0.262	0.031	0.211	0.401
SIZE <sub>it</sub>	1876	0.076	0.115	0.000	0.462
CARD <sub>it</sub>	1876	0.050	0.094	0.000	0.762
ROA <sub>it</sub> (%)	2331	1.879	2.021	-9.640	14.950
RWA <sub>it</sub>	2331	6.164	1.738	1.686	9.980
i <sub>t</sub> (%)	143	8.851	0.954	7.158	12.337
i <sub>t</sub> <sup>mp</sup> (%)	143	4.274	1.309	2.750	7.250
i <sub>t</sub> <sup>f</sup> (%)	143	0.662	0.809	0.070	2.980
i <sub>t</sub> <sup>f,shadow</sup> (%)	143	-0.123	1.556	-2.986	2.531

Source: SIB. Own elaboration. S.D.: Standard deviation. For the analysis, we omit financial institutions with less than 25 observations, and observations with extreme values of the NPL ratio (0% and 100%), and extreme values of ROA (lower than -10% and larger than 15%). We do not include CITIBANK due to a strange credit behavior.

<sup>12</sup> This is the number of bank-month observations before allowing for lags.

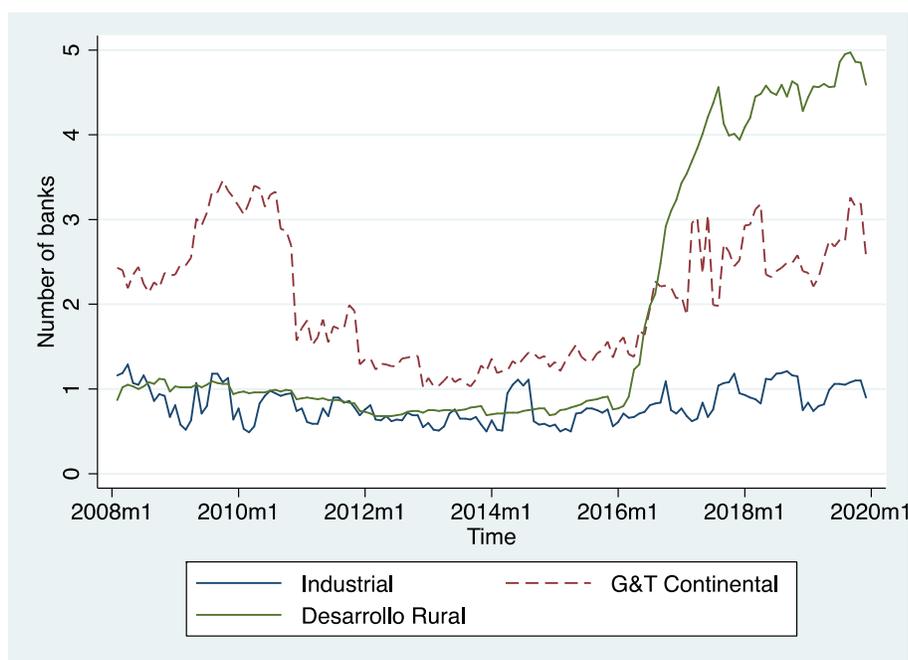
Table 5 in Appendix A reports the descriptive statistics for private financial companies. Notice that the average NPL ratio is higher than banks. We count 15 private financial companies. The average number of these is 10.9.<sup>13</sup> As the case of banks, concentration measures, C3 and HHI, are higher for foreign currency loans.

Table 6 in Appendix A summarizes the descriptive statistics for all institutions (banks and private financial companies) assuming competition across groups. As expected, the average number of financial institutions is 27.9. As before, concentration measures are higher in foreign currency loans.

According to figure 5 in Appendix A. The interbank lending rate does not necessarily move according to the monetary policy rate, and we can also notice an important spread between these two rates. So, if we look for a rate that better capture the liquidity restrictions in the market, it should be the interbank interest rate.

Figure 2 reports the dynamics of our risk-taking measure, the (total currency) non-performing loans ratio, for the three largest banks in Guatemala (Industrial, G&T Continental, and Desarrollo Rural). There is a lot of heterogeneity across time and across financial institutions, that we would like to benefit from in our empirical analysis. In particular, we can see how one of these institutions substantially increase its NPL ratio from 1% to around 4% in around one year.

**Figure 2:** Risk-taking measure: Non-performing loans ratio (%)

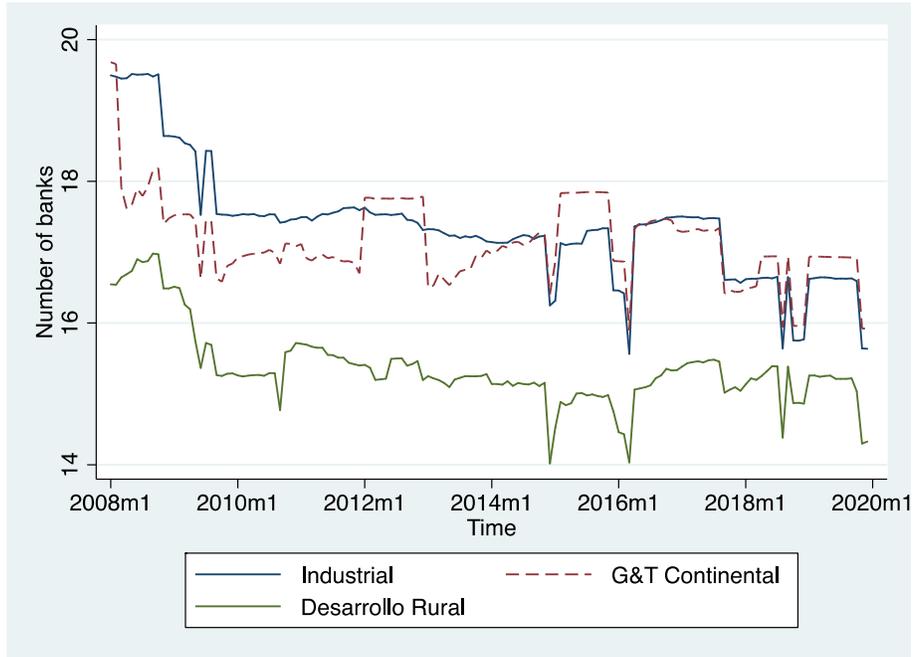


Source: SIB. Own elaboration.

Figure 3 reports the dynamics of our competition measure, the number of banks in the total currency loans market, for the three largest banks in Guatemala. As the case of the NPL ratio there is a lot of heterogeneity. Figure 4 gives an idea of how bank credit and private financial company credit is distributed among the 23 regions (included foreign market) at December 2019. The region of Guatemala represents around 80% of total credit in both groups; and the region of Escuintla represents around 2.2% and 6.7% in banks and in private financial companies, respectively. The other regions represent less than 2%.

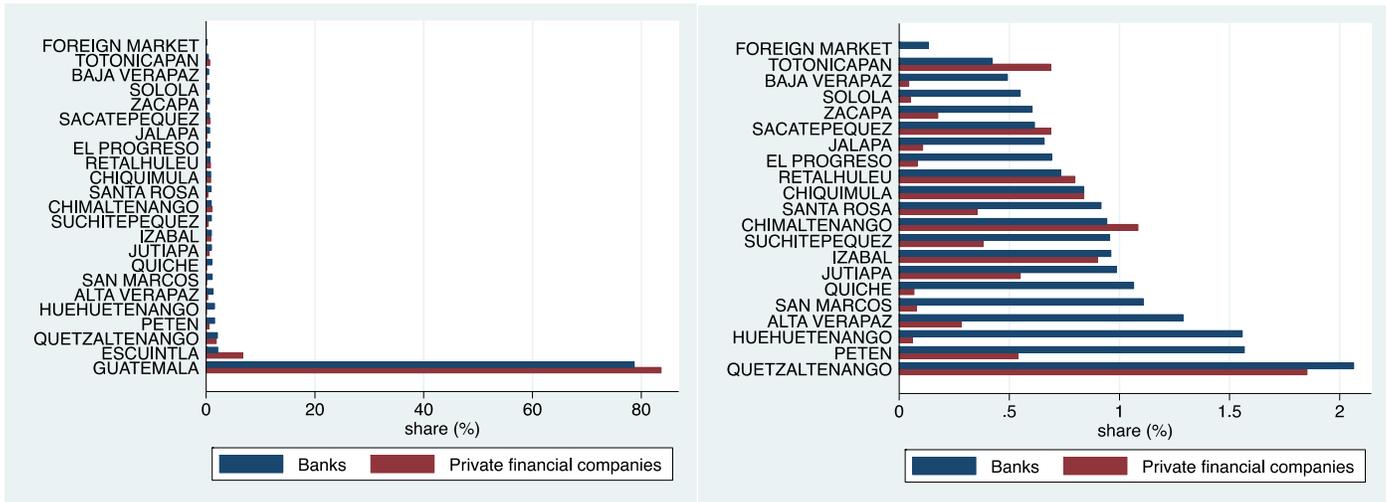
<sup>13</sup> Notice that we do not consider several of them in the final regressions since the very strange dynamics of the time series and/or the small number of observations.

**Figure 3:** Competition measure: Number of banks



Source: SIB. Own elaboration.

**Figure 4:** Total loans distribution across regions: December 2019



(a) All regions

(b) Without Guatemala and Escuintla

Source: SIB. Own elaboration. Figure shows the ratio of average total loans in a region to average total loans in all regions for the two groups (banks and private financial companies) since February 2008 to December 2019 period.

### 3.1. Model description

We propose two specifications. In the first one, using annual information we aim to find the relationship between bank competition and risk-taking; while in the second one, using monthly information we try to capture the marginal impact of the monetary policy conditional on bank competition level.

In the first part, similar to Jimémez et al. (2013) and Pozo and Rojas (2021) the model is as follows:

$$\begin{aligned} \text{endo\_var}_{it} = & \alpha + \beta_0 \text{endo\_var}_{it-1} + \beta_1 \text{exo\_var}_{it-1} + \beta_2 \text{exo\_var}_{it-1}^2 \\ & + \beta_3 \text{ctrl}_{it} + \epsilon_{it} \quad (1) \end{aligned}$$

where the  $i$  subscript refers to a financial institution, the  $t$  subscript refers to a sample year and  $\epsilon_{it}$  is a random error that has a normal distribution. The model describes the relationship between bank risk-taking measure and bank competition measure, controlling for bank characteristics and the state of the business cycle. We might include bank fixed effects, to control for unobservable bank characteristics, or time fixed effects to control by real and business cycles.

The dependent variable ( $\text{endo\_var}_{it}$ ) is the log-odds transformation of the bank NPL ratio, which changes the variable's support from the unit interval to the real number line. In other words,  $\text{endo\_var}_{it} = \ln(\text{NPL}_{it}/(100 - \text{NPL}_{it}))$ , where  $\text{NPL}_{it}$  is the non-performing loans ratio.<sup>14</sup> As in Jimémez et al. (2013) and Pozo and Rojas (2021) we include the lagged dependent variable as an explanatory variable; however, in contrast to Jimémez et al. (2013) and similar to and Pozo and Rojas (2021) our explanatory variables are not contemporaneous but lagged to help address reverse causality.

Our main explanatory variable ( $\text{exo\_var}_{it}$ ) is related to competition measures faced by a financial institution. To minimize simultaneity concerns, we include lagged values of the number of banks, C3 and HHI. We include, as in Jimémez et al. (2013) and Pozo and Rojas (2021) also the squared  $\text{exo\_var}_{it}$ . In the model a statistically significant value of  $\beta_2$  supports a nonlinear pattern. When using the number of banks as the competitive measure and if  $\beta_1$  is negative and  $\beta_2$  is positive, the results would support the U-shaped pattern proposed in the e Martínez-Miera and Repullo (2010) model, which was supported in Jimémez et al. (2013). When using the concentration measures, C3 or HHI, the U-shaped pattern is associated with finding  $\beta_1$  positive and  $\beta_2$  negative.

Among the control variables ( $\text{ctrl}_{it}$ ) we include business cycle conditions by introducing the current and lagged values of the annual real GDP growth rate (GDPC). We also control for the profitability of financial institutions measured by the return on assets (ROA), the size of the institution or the market share (SIZE), and the RWA to capital ratio (RWA). In addition, we control by the relative size of credit cards (CARD). These latter five variables are introduced as lagged values. We solve the model with OLS and robust (where there are no fixed effects) or clustered standard errors (when there are fixed effects).

In the second part, we aim to estimate the impact of the monetary policy on risk-taking (or bank risk-taking incentives) conditional on bank competition. We formulate a similar empirical model than in equation (1) but with a monthly estimation and with the interaction of our proxy of monetary policy (interbank interest rate,  $i_t$ ) and our competition measure. This is:

$$\begin{aligned} \text{endo\_var}_{it} = & \alpha + \beta_0 \text{endo\_var}_{it-h} + \beta_1 \text{exo\_var}_{it-h} + \beta_2 \text{exo\_var}_{it-h}^2 \\ & + \beta_3 i_t + \beta_4 \text{exo\_var}_{it-h} i_{t-h} + \beta_5 \text{ctrl}_{it} + \epsilon_{it} \quad (2) \end{aligned}$$

where in this case time  $t$  subscript refers to a sample month and  $h$  is the number of lagged periods, where each period corresponds to a month. When considering the number of banks as our competition measure, and if  $\beta_4$  yields positive, it means that the higher the competition level, the smaller the positive impact (if any) of an expansionary monetary policy on bank risk-taking. or the smaller the negative impact (if any) of a contractionary monetary policy. In other words, if  $\beta_4$  yields positive the smaller the negative relationship that we might find between the monetary policy rate and bank risk-taking.

14 Due the transformation extreme values of the NPL ratio (0 and 100) are dropped.

## 4 Empirical results

We first present the results of the econometric model with annual frequency data that aim to describe the relationship between bank competition and risk-taking, and then the results of the model that search for the role of bank competition on the impact of the monetary policy on bank risk-taking using monthly frequency data.

Table 3 shows that when considering the number of banks as our competition measure, we find a U-shaped relationship between bank competition and bank risk-taking with bank fixed effects or time fixed effects. For the latter, the results are statistically significant. When splitting between domestic and foreign currency loans, results hold but these are statistically significant for foreign currency loans with bank fixed effects (see tables 7 and 8 in Appendix B).

If we include the private financial companies and assume no competition between institutions from different groups (banks and financial companies), results hold. Statistically, the significance of the parameter estimates increases for institution fixed effects (see table 9 in Appendix B). While if we consider competition across groups, results only hold for foreign currency and parameter estimates are significant only for time fixed effects (see table 10 in Appendix B).

When considering the concentration measures, C3 and HHI, as proxies for competition, in general results are not conclusive for total currency loans and domestic currency loans; however, for foreign currency loans, there is evidence of an inverted U-shaped relationship. This argument holds when considering all institutions and assuming no competition or competition between institutions from different groups.

**Table 3:** Regression results: Banks and total currency

exo_var	ln (# banks)			C3			HHI		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
endo_var <sub>it-1</sub>	0.804***	0.341***	0.842***	0.791***	0.346***	0.834***	0.783***	0.319***	0.833***
exo_var <sub>it-1</sub>	-30.30	-37.91	-48.14*	-0.945	-24.93	-16.22	9.699	12.10	-2.097
exo_var <sub>it-1</sub> <sup>2</sup>	5.339	6.822	8.604*	1.939	18.61	11.83	-17.35	-25.35	5.001
ROA <sub>it-1</sub>	0.00406	0.0293	0.00942	0.000655	0.0253	0.00797	0.00583	0.0387**	0.0113
RWA <sub>it-1</sub>	0.0296	0.0875**	0.0248	0.0262	0.0850***	0.0230	0.0228	0.0837***	0.0223
SIZE <sub>it-1</sub> <sup>tot</sup>	-0.706	-6.461	-0.422	-0.685	-7.061	-0.465	-0.736	-5.852	-0.507
CARD <sub>it-1</sub>	0.132	0.172	0.0486	0.219	0.172	0.0821	0.227	0.180	0.0750
GDPG <sub>it</sub>	-0.0344	-0.0782**		-0.0538	-0.0942**		-0.0443	-0.102***	
GDPG <sub>it-1</sub>	0.00538	-0.0614		-0.00111	-0.0640		0.00227	-0.0622	
Observations	172	172	172	172	172	172	172	172	172
R-squared	0.740	0.826	0.767	0.744	0.826	0.766	0.742	0.827	0.766
F test ( $\rho$ -value)	0	3.51e-06	8.42e-09	0	1.49e-06	2.64e-09	0	2.50e-06	1.39e-10
Bank FE	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes	No
Time FE	No	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes

\*\*\* Statistically significant at 1%, \*\* statistically significant at 5%, \* statistically significant at 10%.

It is worth mentioning that when using monthly information and twelve-month or three-month lagged explanatory variables, we find a very statistically significant U-shaped relationship only in the foreign currency loans market (see table 11 in Appendix C).

In this second part, we report the regression results of the model described in equation 2, which aims to capture the marginal impact of the monetary policy on bank risk-taking conditional to the competition level. Recall in this case we use data at monthly frequency to better capture the impact of changes in monetary policy.

Table 4 summarizes the coefficient estimates of our interest for one-month, three-month and one-year lagged variables, for total, foreign and domestic currency, and for banks. As a proxy of monetary policy, we use the domestic currency interbank interest rate. When considering the number of banks as our competition measure, in general as

the literature suggests we find that the interbank rate has a negative impact on bank risk-taking (i.e.,  $\hat{\beta}_3 + \hat{\beta}_4 \overline{exo\_var} < 0$ ). And as expected, this is more statistically significant for total and domestic currency loans. It seems that the interaction coefficient is more significant for a three-period lag specification.

In general, for all of our competition measures, on average the higher the competition, the smaller the positive impact on bank risk-taking of an expansionary monetary policy (measured by a lower interbank interest rate). In other words, according to our results, promoting more competition diminishes the likelihood of some undesired effects on risk-taking after an expansionary monetary policy.

The intuition is as follows: The stronger the competition the smaller the margins and hence the stronger positive impact on bank profits of a reduction of bank funding costs due to an expansionary monetary policy. According to the profit channel, it produces a stronger negative impact on bank risk-taking incentives. In other words, the profit channel effect is amplified. As a result, the positive impact on risk-taking of the expansionary monetary policy is diminished.

We run regressions considering the Fed rate as another explanatory variable (see table 12 in Appendix C). In general, we find similar directions to the domestic interbank rate, but the parameter estimates are quantitatively smaller and less significant. This holds when using the shadow Fed rate (see table 13 in Appendix C).

As a robustness exercise, we use the monetary policy interest rate (see table 14 in Appendix C). In this case results are not clear. Indeed, the correlation between the interbank interest rate and the monetary policy rate is very low. However, this is typically not true for other economies where the interbank interest rate follows closely the monetary policy rate.

In the case of using the interbank interest rate, results hold when considering all institutions assuming no competition across groups; however, results are no longer statistically significant when assuming competition across groups (see tables 15 and 16, respectively, in Appendix C).

**Table 4:** Regression results: Banks - Interaction with Interbank rate

exo_var	ln (# banks)			C3			HHI		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
Total currency									
$i_{t-12}$	-0.982**	-1.828		0.141	0.555		0.0474	0.117	
exo_var $_{it-12}i_{t-12}$	0.318*	0.625	0.354*	-0.323	-0.913	-0.402	-0.584***	-0.786	-0.511**
$i_{t-3}$	-0.605**	-0.934**		0.129	0.259		0.0440	0.0599	
exo_var $_{it-3}i_{t-3}$	0.206**	0.325**	0.180	-0.222*	-0.408	-0.195	-0.290**	-0.320	-0.248**
$i_{t-1}$	-0.146	-0.247**		0.00793	0.0473		0.00601	0.0111	
exo_var $_{it-1}i_{t-1}$	0.0489	0.0863**	0.0326	-0.0225	-0.0788	-0.0304	-0.0588	-0.0673	-0.0481
Domestic currency									
$i_{t-12}$	-1.465***	-2.417		0.355***	0.734*		0.0953**	0.183*	
exo_var $_{it-12}i_{t-12}$	0.490***	0.830	0.573**	-0.665***	-1.222*	-0.555**	-0.830***	-1.161**	-0.744***
$i_{t-3}$	-0.596***	-0.879**		0.0659	0.155		0.0244	0.0406	
exo_var $_{it-3}i_{t-3}$	0.202***	0.303**	0.185*	-0.139*	-0.272	-0.110	-0.228***	-0.283*	-0.201**
$i_{t-1}$	-0.194*	-0.285**		0.0123	0.0410		0.00402	0.00987	
exo_var $_{it-1}i_{t-1}$	0.0660	0.0989**	0.0376	-0.0317	-0.0741	-0.0141	-0.0571	-0.0781	-0.0414
Foreign currency									
$i_{t-12}$	-3.636***	-1.895		-1.009	-2.200		-0.113	-0.120	
exo_var $_{it-12}i_{t-12}$	1.300***	0.698	1.233**	1.117	2.865	-1.163	-0.449	-0.129	-0.858
$i_{t-3}$	-1.410*	-1.004		0.225	-0.279		0.0660	0.0330	
exo_var $_{it-3}i_{t-3}$	0.509	0.371	0.363	-0.390	0.330	-0.110	-0.537	-0.339	-0.369
$i_{t-1}$	-0.529	-0.370		0.0993	-0.154		-0.00936	-0.0243	
exo_var $_{it-1}i_{t-1}$	0.192	0.139	0.218	-0.164	0.196	-0.0664	-0.0659	0.0252	-0.0284
Bank FE	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes	No
Time FE	No	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes

\*\*\* Statistically significant at 1%, \*\* statistically significant at 5%, \* statistically significant at 10%.

## 5 | Conclusions

In this paper we try to empirically estimate the relationship between bank competition and risk-taking for financial institutions in Guatemala at the bank-time level for the 2008-2019 period using annual data. We explore the heterogeneity of non-performing loans and competition measures. We find evidence of a U-shaped relationship between bank competition and risk-taking as in Jiménez et al. (2013).

In addition, we study the impact of the conventional monetary policy on bank risk-taking conditional on the competition degree using monthly information for the same period. We find that on average the higher the competition, the smaller the positive impact on bank risk-taking of an expansionary monetary policy (measured by a lower interbank interest rate). In other words, promoting more competition diminishes the likelihood of some undesired effects on bank risk-taking of an expansionary monetary policy.

## 6 | References

- Adrian, Tobias and Hyun Song Shin. 2010. "Financial Intermediaries and Monetary Economics." *Handbook of Monetary Economics*, 3A(12), ed. by Benjamin Friedman and Michael Woodford, 2010, 601-650.
- Altunbas, Yener, Leonardo Gambacorta and David Marques-Ibanez. 2014. "Does monetary policy affect bank risk-taking?" *International Journal of Central Banking*, 10(1), 95-135.
- Angeloni, Ignazio, Ester Faia and Marco Lo Duca, 2010. "Monetary policy and risk taking", *Journal of Economic Dynamics and Control*, 52, 285-307.
- Agur, Itai and Maria Demertzis. 2012. "Excessive Bank Risk Taking and Monetary Policy." ECB WP, 1457.
- Agur, Itai and Maria Demertzis. 2019. "Will Macroprudential Policy, Counteract Monetary Policy's Effects on Financial Stability?" *The North American Journal of Economics*, 48, 66-75.
- Balsells, Edgar. 2007. "Competencia y Regulación en el Sector de La Banca de Guatemala." Document elaborated for the Project IDRC/CEPAL.
- Beck, T. H. L. 2007. "Financing constraints of SMEs in developing countries: Evidence, determinants and solutions." Other publications TiSEM, Tilburg University, School of Economics and Management.
- Blalock, Garrick, Paul J. Gertler and David I. Levine. 2008. "Financial constraints on investment in an emerging market crisis." *Journal of Monetary Economics*, 55(3), 568-591.
- Bolt, Wilko and Alexander F. Tieman. 2004. "Bank Competition, Risk and Regulation." *The Scandinavian Journal of Economics*, 104(4), 783-804.
- Borio, Claudio and Haibin Zhu. 2012. "Capital regulation, risk-taking and monetary policy: A missing link in the transmission mechanism?" *Journal of Financial Stability*, 8, 236-251.
- Boyd, John H. and Gianni De Nicoló. 2005. "The Theory of Bank Risk Taking and Competition Revisited." *The Journal of Finance*, 60(3), 1329-1343.

- Chen, Minghua, Ji Wu, Bang Nam Jeon and Rui Wang. 2017. "Monetary policy and bank risk-taking: Evidence from emerging economies." *Emerging Markets Review*, 31, 116-140.
- Collard, F., H. Dellas, B. Diba and O. Loisel, 2017, "Optimal Monetary and Prudential Policy," *American Economic Journal: Macroeconomics*, 9(1) 40-87.
- Dell'Ariccia, G., L. Laeven and R. Marquez. 2014. "Real interest rates, leverage, and bank risk-taking." *Journal of Economic Theory*, 149(1), 65-99.
- Dell'Ariccia, G., L. Laeven and G. A. Suarez. 2016. "Bank leverage and monetary policy's risk-taking channel: evidence from the United States." *The Journal of Finance*, 72(2), 613-654.
- Ioannidou, Vasso and Steven Ongena. 2015. "Monetary Policy, Risk-Taking and Pricing: Evidence from a Quasi-Natural Experiment." *Review of Finance*, 19, 1, 95-144.
- Jiménez, Gabriel, Jose A. Lopez and Jesús Saurina, 2013. "How does Competition affect bank risk-taking?" *Journal of Financial Stability*, 9, 185-195.
- Jiménez, Gabriel, Steven Ongena, José-Luis Peydró and Jesús Saurina. 2014. "Hazardous Time for Monetary Policy: What do Twenty-three Million Bank Loans say about the effect of Monetary Policy on Credit Risk-taking?" *Econometrica*, 82(2) 463-505.
- Maddaloni, Angela and José-Luis Peydró. 2011. "Bank Risk-taking, Securitization, Supervision, and Low Interest Rates: Evidence from the Euro-area and the U. S. Lending Standards." *The Review of Financial Studies*, 24(6), 2121-2165.
- Martinez-Miera, David and Rafael Repullo, 2010. "Does Competition Reduce the Risk of Bank Failure?" *The Review of Financial Studies*, 23(10), 3638-3664.
- Paligorova, Teodora and João A. C. Santos, 2017. "Monetary policy and bank risk-taking: Evidence from the corporate loan market" *Journal of Financial Intermediation*, 30, 35-49.
- Poschke, Markus. 2018. "The Firm Size Distribution across Countries and Skill-Biased Change in Entrepreneurial Technology." *American Economic Journal: Macroeconomics*, 10 (3): 1-41.
- Pozo, Jorge. 2019. "Bank Risk-Taking in a Small Open Economy." BCRP Working Paper, 2019-016.
- Pozo, Jorge and Youel Rojas. 2021. "Bank Competition and Risk-Taking." BCRP Working Paper, 2021-007.
- Repullo, Rafael. 2004. "Capital requirements, market power, and risk-taking in banking." *Journal of Financial Intermediation*, 13, 156-1.
- Wu, J. C. and F. D. Xia. 2016. "Measuring the Macroeconomic Impact of Monetary Policy at the Zero Lower Bound." *Journal of Money, Credit, and Banking*, 48(2-3), 253-291.

## Appendices

### A. Descriptive statistics and graphs

**Table 5:** Description statistics for private financial company-month observations

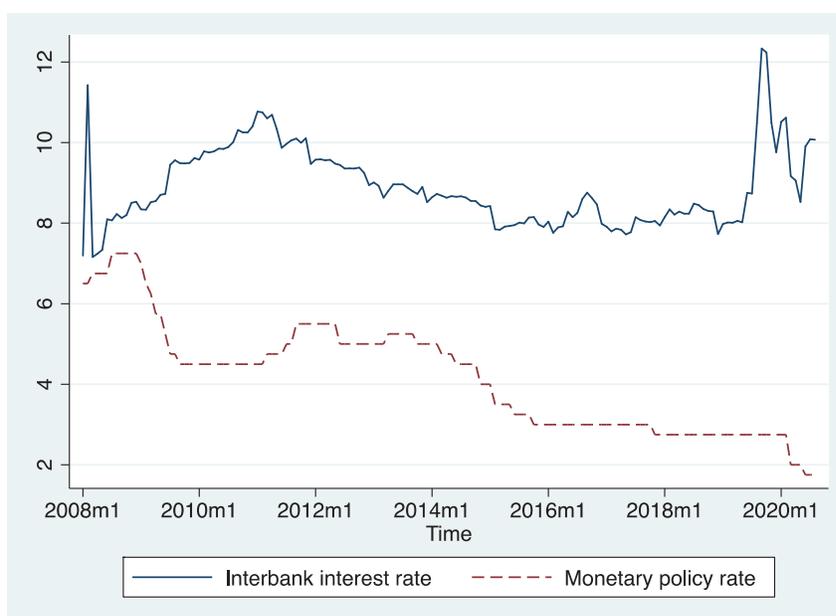
Variables	Obs	Mean	S.D.	Minimum	Maximum
<i>Total currency</i>					
NPL <sub>it</sub> (%)	1207	13.545	22.451	0.130	100.000
Number of banks <sub>it</sub>	1207	10.918	1.609	6.090	14.000
C3 <sub>it</sub>	1207	0.642	0.093	0.460	0.844
HHI <sub>it</sub>	1207	0.228	0.075	0.121	0.444
SIZE <sub>it</sub>	1207	0.105	0.103	0.003	0.527
CARD <sub>it</sub>	1207	0.000	0.000	0.000	0.000
<i>Domestic currency</i>					
NPL <sub>it</sub> (%)	1200	13.988	22.551	0.020	100.000
Number of banks <sub>it</sub>	1200	10.796	1.673	6.026	14.000
C3 <sub>it</sub>	1200	0.599	0.077	0.455	0.799
HHI <sub>it</sub>	1200	0.198	0.066	0.115	0.385
SIZE <sub>it</sub>	1200	0.104	0.070	0.006	0.342
CARD <sub>it</sub>	1200	0.000	0.000	0.000	0.000
<i>Foreign currency</i>					
NPL <sub>it</sub> (%)	932	16.600	29.713	0.010	100.000
Number of banks <sub>it</sub>	932	10.049	1.478	5.092	13.000
C3 <sub>it</sub>	932	0.749	0.100	0.549	0.915
HHI <sub>it</sub>	932	0.320	0.128	0.146	0.635
SIZE <sub>it</sub>	932	0.121	0.168	0.000	0.764
CARD <sub>it</sub>	932	0.000	0.000	0.000	0.000
ROA <sub>it</sub> (%)	1207	2.413	1.921	-4.500	8.250
RWA <sub>it</sub>	1207	2.375	2.289	0.049	10.650

Source: SBS. Own elaboration. S.D.: Standard deviation. For the analysis, we omit financial institutions with less than 25 observations, and observations with extreme values of the NPL ratio (0% and 100%), and extreme values of ROA (lower than -10% and larger than 15%). We do not include Financiera MVA S.A. due to a strange behavior of the NPL ratio. Note that for the private financial companies RWA is the total credit to capital ratio due to availability issues.

**Table 6:** Description statistics for all institutions-month observations - competition across groups

Variables	Obs	Mean	S.D.	Minimum	Maximum
<i>Total currency</i>					
Number of banks <sub>it</sub>	3538	27.249	3.020	18.085	34.000
C3 <sub>it</sub>	3538	0.669	0.047	0.563	0.798
HHI <sub>it</sub>	3538	0.209	0.045	0.147	0.377
SIZE <sub>it</sub>	3538	0.040	0.071	0.000	0.293
<i>Domestic currency</i>					
Number of banks <sub>it</sub>	3531	26.976	3.139	18.035	34.000
C3 <sub>it</sub>	3531	0.628	0.058	0.512	0.779
HHI <sub>it</sub>	3531	0.193	0.056	0.121	0.402
SIZE <sub>it</sub>	3531	0.040	0.072	0.000	0.375
<i>Foreign currency</i>					
Number of banks <sub>it</sub>	2808	24.805	2.191	14.600	30.000
C3 <sub>it</sub>	2808	0.730	0.032	0.665	0.891
HHI <sub>it</sub>	2808	0.253	0.032	0.203	0.649
SIZE <sub>it</sub>	2808	0.051	0.099	0.000	0.456

Source: SBS. Own elaboration. S.D.: Standard deviation. Notice that in contrast to tables 2 and 5 the denominator in **SIZE**<sub>it</sub> is the total credit in both groups (banks and private financial companies).

**Figure 5:** Interbank interest rate and Monetary policy rate (%)

Correlation of the domestic currency interbank interest rate and the monetary policy interest rate is 0.19 in the 2008m2-2019m12 period.

## B. Regressions results: annual frequency

**Table 7:** Regression results: Banks - domestic currency

exo_var	ln (# banks)			C3			HHI		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
endo_var <sub>it-1</sub>	0.746***	0.332**	0.778***	0.745***	0.335***	0.773***	0.743***	0.313**	0.775***
exo_var <sub>it-1</sub>	-30.02	-54.80	-54.01	-6.609	-15.60	-10.44	1.268	9.269	-3.997
exo_var <sub>it-1</sub> <sup>2</sup>	5.294	9.639	9.736	5.222	13.20	7.676	-2.361	-18.32	7.906
ROA <sub>it-1</sub>	-0.00141	0.0344	0.00555	-0.000953	0.0282	0.00657	0.00197	0.0390*	0.00870
RWA <sub>it-1</sub>	0.0190	0.0710*	0.0163	0.0179	0.0626*	0.0130	0.0154	0.0641**	0.0147
SIZE <sub>it-1</sub> <sup>f</sup>	-0.987	-6.944*	-0.710	-1.028*	-6.827	-0.777	-0.982	-5.090	-0.848
CARD <sub>it-1</sub>	0.199	0.108	0.0944	0.184	0.141	0.0921	0.195	0.179	0.0662
GDPG <sub>it</sub>	-0.0259	-0.0824**		-0.0252	-0.0902**		-0.0277	-0.0883**	
GDPG <sub>it-1</sub>	-0.00895	-0.0684		-0.00448	-0.0628		-0.00325	-0.0549	
Observations	172	172	172	172	172	172	172	172	172
R-squared	0.664	0.767	0.693	0.662	0.767	0.691	0.662	0.764	0.691
F test ( $\rho$ -value)	0	0.000179	8.40e-08	0	8.79e-06	2.99e-07	0	1.72e-05	8.91e-08
Bank FE	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes	No
Time FE	No	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes

\*\*\* Statistically significant at 1%, \*\* statistically significant at 5%, \* statistically significant at 10%.

**Table 8:** Regression results: Banks - foreign currency

exo_var	ln (# banks)			C3			HHI		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
endo_var <sub>it-1</sub>	0.786***	0.247**	0.780***	0.783***	0.239**	0.766***	0.772***	0.240**	0.762***
exo_var <sub>it-1</sub>	-107.3	-64.37*	-96.60	-166.5	-163.6**	-319.6**	-35.31	-23.88	-75.97*
exo_var <sub>it-1</sub> <sup>2</sup>	20.48	12.31*	18.75	109.0	105.0**	201.4**	54.17	36.14	116.4*
ROA <sub>it-1</sub>	0.0762	-0.352*	0.101**	0.0764	-0.378*	0.113**	0.0672	-0.360*	0.102**
RWA <sub>it-1</sub>	-0.0284	-0.184	-0.0512	-0.00734	-0.148	-0.0289	-0.0165	-0.177	-0.0488
SIZE <sub>it-1</sub> <sup>d</sup>	-0.180	1.194	-0.108	-0.443	0.611	0.0570	-0.0554	2.018	0.350
CARD <sub>it-1</sub>	-1.747	3.065	-2.156	-1.648	2.279	-2.395	-1.798	2.738	-2.444
GDPG <sub>it</sub>	-0.111	-0.323**		-0.108	-0.273*		-0.136	-0.339**	
GDPG <sub>it-1</sub>	0.0997	-0.0540		0.193	0.0790		0.195*	0.00920	
Observations	135	135	135	135	135	135	135	135	135
R-squared	0.650	0.783	0.669	0.649	0.786	0.679	0.648	0.783	0.677
F test ( $\rho$ -value)	0	1.88e-06	1.60e-10	0	5.91e-07	1.34e-07	0	3.94e-08	2.47e-09
Bank FE	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes	No
Time FE	No	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes

\*\*\* Statistically significant at 1%, \*\* statistically significant at 5%, \* statistically significant at 10%.

**Table 9:** All financial institutions - No competition across groups

exo_var	ln (# institutions )			C3			HHI		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
Total currency									
exo_var <sub>it-1</sub>	-3.200	-21.51***	-3.317	-3.853	-0.614	-3.996	0.864	4.165	-3.028
exo_var <sub>it-1</sub> <sup>2</sup>	0.554	4.087***	0.628	3.813	2.740	3.320	1.152	-0.0947	7.290
Observations	252	252	252	252	252	252	252	252	252
Domestic currency									
exo_var <sub>it-1</sub>	-2.671	-21.55**	-4.136	-8.637	-5.720	-8.788	-4.514	5.719	-7.862
exo_var <sub>it-1</sub> <sup>2</sup>	0.494	3.971**	0.881	6.597	6.469	6.412	9.116	-7.908	15.45
Observations	252	252	252	252	252	252	252	252	252
Foreign currency									
exo_var <sub>it-1</sub>	-24.22**	-26.33**	-20.98	-11.97	-10.95	-26.28	-9.512	-5.086	-20.52*
exo_var <sub>it-1</sub> <sup>2</sup>	4.891**	5.249**	4.398	8.315	7.104	16.22	13.69	6.872	26.90*
Observations	188	187	188	189	188	189	189	188	189
Bank FE	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes	No
Time FE	No	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes

\*\*\* Statistically significant at 1%, \*\* statistically significant at 5%, \* statistically significant at 10%

**Table 10:** All financial institutions - Competition across groups

exo_var	ln (# institutions )			C3			HHI		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
Total currency									
exo_var <sub>it-1</sub>	4.382	28.67	-5.092	15.02	26.41	1.607	8.498	27.58	-0.962
exo_var <sub>it-1</sub> <sup>2</sup>	-0.744	-4.578	0.747	-9.392	-16.51	-0.664	-14.94	-51.37	3.415
Observations	252	252	252	252	252	252	252	252	252
Domestic currency									
exo_var <sub>it-1</sub>	-6.407	20.44	-15.49	-9.361	-4.319	-13.06	-2.507	16.72	-6.897
exo_var <sub>it-1</sub> <sup>2</sup>	0.956	-3.427	2.414	7.470	5.204	9.808	5.911	-31.14	14.53
Observations	252	252	252	252	252	252	252	252	252
Foreign currency									
exo_var <sub>it-1</sub>	-56.21	-44.22	-142.6**	-109.5	-115.3	-286.0***	-29.23	-20.35	-80.57**
exo_var <sub>it-1</sub> <sup>2</sup>	8.875	7.022	23.21**	73.59	74.98	182.4***	49.03	31.96	127.9*
Observations	188	187	188	189	188	189	189	188	189
Bank FE	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes	No
Time FE	No	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes

\*\*\* Statistically significant at 1%, \*\* statistically significant at 5%, \* statistically significant at 10%.

**Table 11:** Regression results: Banks - Monthly information

exo_var	ln (# institutions )			C3			HHI		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
Total currency									
exo_var <sub>it-12</sub>	-16.33	-21.47	2.650	-1.478	-4.930	7.083	3.168	1.527	2.071
exo_var <sub>it-12</sub> <sup>2</sup>	2.400	3.083	-1.097	3.441	7.424	-2.113	5.696	9.393	6.243
Observations	2,100	2,100	2,100	2,100	2,100	2,100	2,100	2,100	2,100
exo_var <sub>it-3</sub>	-1.129	1.095	5.458	2.625	4.058	7.881	3.547*	2.492	4.653**
exo_var <sub>it-3</sub> <sup>2</sup>	-0.121	-0.582	-1.301	-0.358	-1.325	-4.106	-1.205	-0.491	-4.087
Observations	2,269	2,269	2,269	2,269	2,269	2,269	2,269	2,269	2,269
Domestic currency									
exo_var <sub>it-12</sub>	-7.093	-13.90	4.857	3.360	2.508	2.426	1.987	6.710	-0.0273
exo_var <sub>it-12</sub> <sup>2</sup>	0.512	1.348	-1.782	1.937	5.376	1.845	11.67***	7.426	14.00***
Observations	2,100	2,100	2,100	2,100	2,100	2,100	2,100	2,100	2,100
exo_var <sub>it-3</sub>	0.0696	1.167	5.554	2.748	5.192	3.598	1.579	4.729**	1.226
exo_var <sub>it-3</sub> <sup>2</sup>	-0.329	-0.630	-1.300	-1.098	-2.397	-1.885	1.234	-4.297	1.441
Observations	2,269	2,269	2,269	2,269	2,269	2,269	2,269	2,269	2,269
Foreign currency									
exo_var <sub>it-12</sub>	-129.0***	-167.7***	-155.7***	-115.1***	-260.6***	-184.4***	-26.81**	-43.94**	-57.13***
exo_var <sub>it-12</sub> <sup>2</sup>	22.36***	30.62***	27.62***	70.99***	155.7***	125.9***	53.53***	76.17***	104.8***
Observations	1,646	1,646	1,646	1,646	1,646	1,646	1,646	1,646	1,646
endo_var <sub>it-3</sub>	0.930***	0.846***	0.929***	0.927***	0.826***	0.929***	0.926***	0.842***	0.927***
exo_var <sub>it-3</sub>	-28.85**	-43.39***	-45.68***	-39.86*	-92.99**	-58.46*	-16.89**	-26.21*	-26.27***
Observations	1,793	1,793	1,793	1,793	1,793	1,793	1,793	1,793	1,793
Bank FE	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes	No
Time FE	No	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes

\*\*\* Statistically significant at 1%, \*\* statistically significant at 5%, \* statistically significant at 10%.

### C. Regressions results: monthly frequency

**Table 12:** Regression results: Banks - Interbank rate and Fed rate

exo_var	ln (# banks)			C3			HHI		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
Total currency									
$i_{t-3}$	-0.711***	-0.946**		0.139	0.232		0.0410	0.0572	
exo_var $_{it-3}i_{t-3}$	0.243***	0.329**	0.193	-0.237*	-0.372	-0.225	-0.280**	-0.310	-0.254**
$i_{it-3}^f$	-0.653**	-0.198		0.0486	-0.153		-0.0111	-0.0124	
exo_var $_{it-3}i_{it-3}^f$	0.230**	0.0710	0.0737	-0.0745	0.207	-0.118	0.0384	0.0523	-0.0286
Domestic currency									
$i_{t-3}$	-0.664***	-0.894**		0.0723	0.151		0.0193	0.0390	
exo_var $_{it-3}i_{t-3}$	0.226***	0.309**	0.183*	-0.151**	-0.265	-0.126	-0.210***	-0.272*	-0.189**
$i_{it-3}^f$	-0.416	-0.191		0.0360	-0.0428		-0.0233	-0.0106	
exo_var $_{it-3}i_{it-3}^f$	0.146	0.0685	-0.00927	-0.0614	0.0651	-0.0912	0.0886	0.0645	0.0657
Foreign currency									
$i_{t-3}$	-1.386*	-1.020		0.250	-0.281		0.129	0.104	
exo_var $_{it-3}i_{t-3}$	0.499	0.375	0.623	-0.431	0.325	-1.065	-0.801	-0.624	-0.554
$i_{it-3}^f$	0.403	-0.175		0.123	0.0837		0.201	0.231	
exo_var $_{it-3}i_{it-3}^f$	-0.158	0.0609	1.082*	-0.192	-0.142	-2.219	-0.846	-0.913	-0.424
Bank FE	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes	No
Time FE	No	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes

\*\*\* Statistically significant at 1%, \*\* statistically significant at 5%, \* statistically significant at 10%.

**Table 13:** Regression results: Banks - Interbank rate and shadow Fed rate

exo_var	ln (# banks)			C3			HHI		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
Total currency									
$i_{t-3}$	-0.800***	-1.006**		0.150*	0.227		0.0417	0.0629	
exo_var $_{it-3}i_{t-3}$	0.275***	0.352**	0.182	-0.248*	-0.361	-0.213	-0.275**	-0.313	-0.245*
$i_{it-3}^{f,shadow}$	-0.475***	-0.355		0.0393	-0.0734		-0.00592	0.00183	
exo_var $_{it-3}i_{it-3}^{f,shadow}$	0.170***	0.130	0.00614	-0.0517	0.109	-0.0326	0.0365	0.0316	0.00768
Domestic currency									
$i_{t-3}$	-0.675***	-0.894**		0.0609	0.131		0.0155	0.0352	
exo_var $_{it-3}i_{t-3}$	0.230***	0.310**	0.168*	-0.132*	-0.231	-0.110	-0.189**	-0.241	-0.169**
$i_{it-3}^{f,shadow}$	-0.178	-0.0904		-0.0128	-0.0575		-0.0203	-0.0150	
exo_var $_{it-3}i_{it-3}^{f,shadow}$	0.0631	0.0345	-0.0451	0.0196	0.0963	0.00114	0.0927	0.106	0.0766
Foreign currency									
$i_{t-3}$	-1.390	-1.072		0.319	-0.205		0.121	0.102	
exo_var $_{it-3}i_{t-3}$	0.502	0.397	0.406	-0.517	0.233	-0.00925	-0.745	-0.569	-0.216
$i_{it-3}^{f,shadow}$	0.0708	-0.231		0.140	0.123		0.0888	0.112	
exo_var $_{it-3}i_{it-3}^{f,shadow}$	-0.0267	0.0904	0.0818	-0.191	-0.163	0.118	-0.334	-0.373	0.192
Bank FE	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes	No
Time FE	No	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes

\*\*\* Statistically significant at 1%, \*\* statistically significant at 5%, \* statistically significant at 10%.

**Table 14:** Regression results: Banks - Domestic policy rate

exo_var	ln (# banks)			C3			HHI		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
Total currency									
$i_{t-3}^{mp}$	0.237	-0.136		0.0136	0.0655		0.00219	0.0129	
exo_var $i_{t-3}^{mp} i_{t-3}^{mp}$	-0.0815	0.0483	-0.140	-0.00846	-0.0898	0.137	0.0337	0.0119	0.131
Domestic currency									
$i_{t-3}^{mp}$	0.208	-0.231		-0.0809	0.0296		-0.0315	-0.00768	
exo_var $i_{t-3}^{mp} i_{t-3}^{mp}$	-0.0734	0.0814	-0.264**	0.127*	-0.0459	0.201***	0.153*	0.0655	0.204**
Foreign currency									
$i_{t-3}^{mp}$	0.363	-0.667		0.291	0.644		0.102	0.280	
exo_var $i_{t-3}^{mp} i_{t-3}^{mp}$	-0.142	0.256	-0.0831	-0.414	-0.847	0.664	-0.431	-0.945	0.0975
Bank FE	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes	No
Time FE	No	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes

\*\*\* Statistically significant at 1%, \*\* statistically significant at 5%, \* statistically significant at 10%.

**Table 15:** Regression results: All institutions - No competition across groups - Interbank rate

exo_var	ln (# banks)			C3			HHI		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
Total currency									
$i_{t-3}$	-0.269***	-0.340**		0.0758	0.157		0.0280	0.0663	
exo_var $i_{t-3} i_{t-3}$	0.0873***	0.118**	0.0750**	-0.159	-0.269	-0.151	-0.266*	-0.408*	-0.227*
Domestic currency									
$i_{t-3}$	-0.295***	-0.355***		0.00427	0.103		-0.0209	0.0275	
exo_var $i_{t-3} i_{t-3}$	0.0963***	0.120***	0.0904***	-0.0607	-0.225	-0.00273	-0.0707	-0.325*	-0.0177
Foreign currency									
$i_{t-3}$	-0.0720	-0.106		-0.691**	-0.945*		-0.175	-0.164	
exo_var $i_{t-3} i_{t-3}$	0.0192	0.0388	-0.0138	0.863*	1.224*	0.840	0.420	0.474	0.451
Bank FE	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes	No
Time FE	No	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes

\*\*\* Statistically significant at 1%, \*\* statistically significant at 5%, \* statistically significant at 10%.

**Table 16:** Regression results: All institutions - Competition across groups - Interbank rate

exo_var	ln (# banks)			C3			HHI		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
Total currency									
$i_{t-3}$	-0.318*	-0.370		0.0493	0.118		0.00193	-0.00224	
exo_var $i_{t-3} i_{t-3}$	0.0861	0.102	0.0269	-0.124	-0.234	-0.0191	-0.176	-0.140	-0.116
Domestic currency									
$i_{t-3}$	-0.263	-0.342		-0.0209	0.0242		-0.0113	-0.0218	
exo_var $i_{t-3} i_{t-3}$	0.0690	0.0914	-0.0103	-0.0174	-0.105	0.00558	-0.130	-0.117	-0.0872
Foreign currency									
$i_{t-3}$	-0.938	-0.245		0.217	-0.338		0.165	0.0374	
exo_var $i_{t-3} i_{t-3}$	0.279	0.0679	0.513	-0.354	0.432	-1.440	-0.904	-0.347	-0.936
Bank FE	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes	No
Time FE	No	No	Yes	No	No	Yes	No	No	Yes

\*\*\* Statistically significant at 1%, \*\* statistically significant at 5%, \* statistically significant at 10%.

# Análisis empírico de la intervención cambiaria en Guatemala: Evidencia de sus características y gestión en los años 2008-2021

*Eduardo Enrique Samayoa Alvarado*

Este artículo analiza los determinantes y las consecuencias de las intervenciones cambiarias en la República de Guatemala. La mayor parte de la literatura sobre el tema se centra en las economías avanzadas y emergentes y este documento proporciona nueva evidencia de un país de bajos ingresos. Encontramos que las intervenciones cambiarias tienen lugar en respuesta a movimientos en el tipo de cambio y su volatilidad. También, que las intervenciones en el mercado cambiario son asimétricas en la práctica, a pesar de que la regla de participación es simétrica. No se encuentra evidencia de que el banco central trabaje con un objetivo doble.

# 1 | Introducción

La intervención en el mercado de divisas puede ser un instrumento importante para los bancos centrales, particularmente en las economías en desarrollo. Sin embargo, en algunos casos puede poner en riesgo la credibilidad del banco central si no se utiliza con cautela, o si interfiere con la conducción de otros objetivos de la banca central. También, puede socavar reservas de divisas y poner en peligro una herramienta práctica para los bancos centrales. Los aspectos operativos de la intervención, incluidos el momento, la frecuencia, los montos y las modalidades de la intervención, se encuentran entre las decisiones más importantes que toman las autoridades monetarias.

A pesar de que la literatura está llena de estudios que buscan comprender la efectividad de las intervenciones cambiarias, existe literatura limitada para analizar economías pequeñas, por ejemplo Guatemala. No obstante esta carencia académica, estas intervenciones siguen siendo uno de los instrumentos de política más utilizados en los países de bajos ingresos.

Algunas de las preguntas que con frecuencia sobresalen en los análisis de intervenciones cambiarias son: ¿Cuáles son las motivaciones de los bancos centrales para recurrir a las intervenciones cambiarias?, ¿Son eficaces las intervenciones cambiarias para influir en los movimientos del tipo de cambio y su volatilidad?, ¿Cuál debe de ser su administración bajo un esquema de metas explícitas de inflación?, entre otras. Las intervenciones cambiarias en países de bajos ingresos suelen racionalizarse con la intención de influir en la dirección del tipo de cambio<sup>1</sup> y/o su volatilidad, así como en la acumulación de reservas de divisas (Reinhart y Reinhart, 2008; Aizenman y Lee, 2008; Ghosh y otros, 2012; Adler y Tovar, 2014).

Algunos estudios encuentran que la efectividad de las intervenciones cambiarias es limitada, a menos que las intervenciones estén coordinadas entre los principales bancos centrales (Domínguez, 1990 y 1998; Ghosh, 1992; Domínguez y Frankel, 1993; Kaminsky y Lewis, 1996; Neely, 2008). Otros estudios han apoyado más la efectividad de las intervenciones en el mercado cambiario para favorecer condiciones deseables para las economías (Menkhoff, 2010, y Fratzscher y otros, 2019).

En general, la evidencia sobre la efectividad de las intervenciones cambiarias en las economías avanzadas y emergentes es mixta.<sup>2</sup> Sin embargo, existe una percepción cada vez mayor de que, como parte de un Marco de Política Integrado, las intervenciones cambiarias podrían potencialmente usarse entre otros instrumentos de política (instrumentos macroprudenciales, medidas de flujo de capital, etc.) para responder a varios “shocks” que golpean a las economías, incluso en presencia de un marco de metas de inflación (Adrian y otros, 2020; Basu y otros, 2020). Por lo tanto, el análisis de los efectos de las intervenciones cambiarias sigue siendo un área de investigación importante.

En la presente investigación, el énfasis es implementar un análisis empírico y moderno sobre las características propias de las intervenciones cambiarias en Guatemala. El resto de este estudio se encuentra estructurado de la siguiente manera: la Sección 2 proporciona una revisión detallada de la literatura que abarca los mecanismos de transmisión, los motivos para intervenir, la interrelación entre las metas inflacionarias y la política cambiaria, y las técnicas analíticas usuales para analizar las intervenciones cambiarias; la Sección 3 describe brevemente la política cambiaria en Guatemala desde una perspectiva histórica y objetiva; la Sección 4 presenta el análisis cuantitativo correspondiente, implementando diferentes métricas para entender las intervenciones cambiarias desde múltiples perspectivas y presenta los hallazgos empíricos; la sección 5 presenta las conclusiones finales.

1 O “Leaning against the wind”, por su expresión en inglés.

2 Domac y Mendoza (2003) y Tapia y Tokman (2004) son raras excepciones. Por el contrario, existe una vasta literatura sobre economías avanzadas, que encuentra evidencia mixta a favor de la intervención. Cuando se encuentra evidencia de efectividad, el impacto es de corta duración.

## 2 | Revisión de literatura

### 2.1 Mecanismos de transmisión de las intervenciones cambiarias

La mayoría de los estudios empíricos sobre intervenciones cambiarias cubren economías avanzadas (Sarno y Taylor, 2001; Neely, 2005; Menkhoff, 2010). En general, estas intervenciones cambiarias se centran en tres canales principales de influencia: señalización, equilibrio de cartera y microestructura del mercado:

- La intervención puede ser eficaz a través del canal de señalización si se percibe como una señal creíble sobre la orientación futura de la política monetaria. En la medida que la intervención, incluso cuando esté esterilizada, influya en las expectativas sobre la oferta monetaria futura, entonces puede influir en el tipo de cambio.
- De acuerdo con el canal del saldo de la cartera, los activos de bonos denominados en moneda nacional y extranjera son sustitutos imperfectos (y, por lo tanto, el bono “más riesgoso” paga una prima de riesgo) y la intervención puede ser efectiva al modificar la composición de monedas de las carteras de activos de los agentes.<sup>3</sup> La intervención esterilizada altera la oferta relativa de bonos en moneda nacional frente a la extranjera, lo que lleva a los agentes a reequilibrar sus carteras para igualar los rendimientos ajustados al riesgo, lo que provoca un cambio en el tipo de cambio.
- El enfoque de microestructura enfatiza los efectos del flujo de órdenes, los participantes del mercado, las asimetrías de información y el descubrimiento de precios en el mercado de divisas. Se supone que las operaciones del banco central emiten información al mercado, lo que modifica las expectativas del tipo de cambio y desencadena una ola de órdenes de divisas, magnificada en parte por los operadores que persiguen tendencias (Lyons, 2001). El flujo de pedidos inducido por la intervención, a su vez, tiende a aumentar la volatilidad del tipo de cambio a corto plazo.

Galati y Melick (2002) argumentan que el canal de cartera puede ser más relevante para los mercados emergentes porque es probable que tengan grandes carteras de divisas en relación con la rotación del mercado de divisas o el “stock” de bonos nacionales en circulación. Por el contrario, es probable que el canal de señalización sea más débil en las economías de mercados emergentes debido a una historia más corta de credibilidad institucional y política de los bancos centrales y los bancos centrales de las economías emergentes tienden a compensar esto mediante la realización de intervenciones cambiarias relativamente mayores (Canales-Kriljenko y otros, 2003).

En comparación con las economías avanzadas la literatura sobre la eficacia de las intervenciones cambiarias en las economías emergentes es menos voluminosa (BIS, 2005; Menkhoff, 2013; Chamon y otros, 2019). Estos estudios contienen limitaciones de datos graves y cambios estructurales frecuentes. Mediante un estudio detallado de las intervenciones cambiarias en economías emergentes, Canales-Kriljenko (2003) argumenta que las intervenciones cambiarias en estos países pueden ser más efectivas en comparación con las economías avanzadas debido a las siguientes razones: (i) las intervenciones cambiarias no siempre están completamente esterilizadas, (ii) el tamaño de las intervenciones cambiarias es grande en relación con el volumen de negocios del mercado cambiario, (iii) la persuasión moral juega un papel importante y (iv) los bancos centrales tienen una mayor ventaja informativa en relación con los participantes del mercado. Además, las intervenciones cambiarias en las economías emergentes pueden tener consecuencias no deseadas en la forma de una rigidez excesiva del tipo de cambio que podría obstaculizar la efectividad del tipo de cambio como mecanismo amortiguador y la reducción de los incentivos para que el sector privado desarrolle instrumentos de cobertura del riesgo cambiario.

3 Existe una rica literatura, relevada en Engel (1996), que muestra que existe una prima de riesgo variable en el tiempo considerable, que es una condición necesaria pero no suficiente para que la intervención impacte el tipo de cambio a través del canal del saldo de la cartera. La mayor parte de la evidencia sobre las primas de riesgo se concentra en las economías avanzadas. La evidencia limitada para los mercados emergentes sugiere que la prima de riesgo puede ser sustancial, pero los resultados se ven debilitados por el pequeño tamaño de la muestra y los cambios estructurales (por ejemplo, cambios en el régimen del tipo de cambio).

## 2.2 ¿Cuáles son los motivos para intervenir en el mercado cambiario?

Los bancos centrales de los países de mercados emergentes intervienen en el mercado de divisas con frecuencia y, a veces, en cantidades muy grandes. Las intervenciones generalmente apuntan a corregir el desajuste del tipo de cambio, moderar la volatilidad del tipo de cambio, acumular reservas y suministrar divisas al mercado. Pero la mayoría de las intervenciones están dirigidas al tipo de cambio, ya sea para fijarlo, realinearlo o reducir su volatilidad. Bajo regímenes de tipo de cambio flexible, el momento y la cantidad de intervención, incluida la intervención o no, se convierten en decisiones de política críticas.<sup>4</sup> Los bancos centrales tienen un interés primordial en la efectividad de la intervención, ya que la intervención los expone a riesgos financieros y de reputación. En muchos países, la intervención sigue siendo importante incluso después de pasar a tipos de cambio controlados y de flotación independiente desde diversas formas de vinculación (Bubula y Otker-Robe, 2002, y Reinhart y Rogoff, 2003).

Si bien adoptan una mayor flexibilidad del tipo de cambio, muchos países son reacios a permitir que el tipo de cambio fluctúe. La estabilidad del tipo de cambio todavía tiene una prima alta en los mercados emergentes donde la credibilidad de la política es menor y el traspaso de los movimientos del tipo de cambio a la inflación es mayor (Calvo y Reinhart, 2002). La dolarización de los pasivos y la incapacidad de obtener préstamos en el exterior en sus propias monedas, que aumentan la exposición de los prestatarios nacionales al riesgo cambiario, también reducen la tolerancia de los países a la volatilidad del tipo de cambio (Hausmann y otros, 2001). Un pequeño número de creadores de mercado, la baja rotación en el mercado de divisas interbancario y una mayor exposición a los “shocks” externos son fuentes adicionales de volatilidad en varias economías de mercados emergentes. Por lo tanto, la intervención sigue siendo generalizada.<sup>5</sup>

La intervención puede ser más efectiva en los mercados emergentes que en los avanzados por varias razones. Muchos países intervienen en cantidades que son grandes en relación con el volumen de negocios del mercado. También utilizan una variedad de regulaciones cambiarias, monetarias y bancarias que efectivamente restringen el tamaño del mercado, aumentando el tamaño del banco central en él. El banco central también puede tener una ventaja de información sobre el mercado derivada de los requisitos de información (Canales-Kriljenko, 2003).

## 2.3 Política cambiaria y las metas explícitas de inflación

Desde fines de la década de 1990, un número cada vez mayor de países ha adoptado metas de inflación como marco monetario. En consonancia con la implementación paulatina de metas de inflación por parte de las economías avanzadas, la sabiduría convencional, al principio, era que un tipo de cambio de flotación libre era un elemento esencial de un régimen de metas de inflación. Sin embargo, con la creciente adopción de metas de inflación por parte de las economías de mercados emergentes y en desarrollo, esta visión se puso en tela de juicio, ya que muchas de estas economías continuaron administrando sus tipos de cambio mediante el despliegue de la intervención cambiaria después de adoptar un esquema de metas de inflación. Como resultado, ha surgido un debate en los últimos años sobre la coherencia de las intervenciones cambiarias con un esquema de metas explícitas de inflación, así como sus implicaciones.

La idea general es que las intervenciones cambiarias pueden ser una herramienta adicional para la estabilización macroeconómica, basándose en la noción de que múltiples objetivos de política (por ejemplo, la inflación y el tipo de cambio) requerían el uso de múltiples instrumentos, como se estudió por Ghosh et al. (2016). Esta línea de investigación, incluido el trabajo de García et al. (2011), Canzoneri y Cumby (2014), Benes et al. (2015), Buffie et al. (2018), Adler et al. (2019a), (2019b), Cavallino (2019), Gómez et al. (2019), etc. estudiaron los méritos del uso de intervenciones cambiarias como un instrumento de política adicional, principalmente desde una perspectiva teórica.

Sin embargo, hasta la fecha, ha habido poco trabajo empírico sobre cómo se lleva a cabo una política de intervenciones cambiarias bajo regímenes de esquemas de inflación, si el uso de intervenciones cambiarias bajo metas de inflación responde a objetivos de inflación o a objetivos duales de tasa de cambio/inflación, o si la gestión de la tasa de cambio es perjudicial o fundamental para alcanzar las metas de inflación.

Las intervenciones cambiarias pueden tener implicaciones muy diferentes para los objetivos de inflación dependiendo de cómo se lleven a cabo, especialmente en las economías de mercados emergentes y en desarrollo, en los que el traspaso del tipo de cambio tiende a ser alto. Como señalaron Agénor y Pereira da Silva (2019), existe amplia

4 Bajo un régimen de tipo de cambio fijo, las condiciones de oferta y demanda de moneda extranjera dictan el momento y los montos de la intervención oficial.

5 See the results of the IMF's 2001 Survey of Foreign Exchange Market Organization reported in Canales-Kriljenko (2003).

evidencia sobre la efectividad de las intervenciones cambiarias para reducir la volatilidad del tipo de cambio, y con un alto traspaso, estabilizar el tipo de cambio podría conducir a la estabilidad de precios internos. Sin embargo, esto depende en gran medida de la dirección de la intervención cambiaria en relación con la evolución de la inflación. La venta de divisas para defender el valor de la moneda nacional, como se hace a menudo en las economías de mercados emergentes y en desarrollo, puede respaldar los objetivos de inflación si se hace en el contexto de presiones inflacionarias. De manera similar, la compra de divisas podría respaldar los objetivos de inflación si se realiza en el contexto de presiones deflacionarias.

Por otro lado, usar intervenciones cambiarias para administrar el tipo de cambio directamente, independientemente de los acontecimientos inflacionarios, implicaría objetivos monetarios duales, posiblemente en detrimento de un solo objetivo de inflación, ya que las intervenciones cambiarias podrían mover el tipo de cambio de una manera o dirección inconsistente con el objetivo de inflación o podría desanclar las expectativas de inflación (Adler et al., 2019).

Si los bancos centrales llevan a cabo intervenciones cambiarias de manera consistente con metas de inflación o en busca de objetivos duales es una pregunta empírica que aún no se ha explorado ampliamente. Del mismo modo, quedan por comprender las consecuencias del uso de intervenciones cambiarias cuando refleja objetivos duales.

## 2.4 Técnicas analíticas para estudiar las intervenciones cambiarias

Se han utilizado varias metodologías empíricas para evaluar la efectividad de las intervenciones cambiarias para influir en los movimientos del tipo de cambio y/o su volatilidad, incluidos los modelos IV de dos etapas (Disyatat y Galati, 2007; Adler y Tovar, 2014; Adler y otros, 2019), Modelos ARDL (Domínguez y otros, 2013), modelos tipo GARCH (Ardic y Selcuk, 2006; Edison y otros, 2006; Egert y Komarek, 2006; Egert y Lang, 2006; Gersl y Holub, 2006), modelos de conmutación de Markov (Humala y Rodríguez, 2010), y modelos de parámetros variables en el tiempo (Akinci y otros, 2006). El desafío para el análisis de series temporales de datos de alta frecuencia es que los tipos de cambio suelen ser muy volátiles en el día a día y las intervenciones cambiarias tienen lugar esporádicamente durante el período de la muestra (Fatum y Hutchison, 2003). Por lo tanto, no sorprende que los estudios basados en series de tiempo tiendan a no encontrar pruebas sólidas sobre un vínculo sistemático entre los movimientos del tipo de cambio y las intervenciones cambiarias.

Como alternativa a los modelos de series de tiempo, algunos autores argumentan a favor del uso de la metodología de estudio de eventos para explorar el comportamiento de los tipos de cambio en períodos de intervenciones cambiarias. En uno de los primeros trabajos que utilizan la metodología de estudio de eventos, Fatum y Hutchison (2003) analizan la efectividad de las intervenciones cambiarias por parte del Bundesbank y las autoridades estadounidenses. Encuentran evidencia que respalda la efectividad de las intervenciones esterilizadas para afectar sistemáticamente los tipos de cambio en el corto plazo. Otros estudios que emplean la metodología de estudio de eventos incluyen Akinci y otros (2006) para Turquía, Cashin y otros (2006) para Australia, Egert (2007) para países de ECO y Egert y Komarek (2006) para la República Checa. La principal ventaja de este enfoque es que es semiparamétrico y no requiere supuestos sobre la forma funcional de la relación entre las intervenciones cambiarias y las variaciones del tipo de cambio.

El tema clave para evaluar la efectividad de las intervenciones cambiarias es la endogeneidad de la decisión de los bancos centrales de intervenir (Chamon y otros, 2019). Si bien la hipótesis es que las intervenciones cambiarias afectan el tipo de cambio, la decisión de intervenir depende del movimiento del tipo de cambio. Se han utilizado varias metodologías empíricas para abordar el tema de la endogeneidad. Kearns y Rigobon (2005) utilizan un método de identificación basado en el cambio de la política de intervención de intervenciones pequeñas y frecuentes a intervenciones grandes e infrecuentes en Japón y Australia. Con base en este supuesto de identificación, encuentran que el efecto de las intervenciones cambiarias en los movimientos del tipo de cambio es económica y estadísticamente significativo con el signo correcto. Fatum y Hutchison (2018) utilizan las técnicas de emparejamiento de puntuación de propensión para evaluar el efecto del tratamiento de las intervenciones cambiarias. Se emparejan períodos de intervención (tratamiento) con períodos sin intervención con características observables similares (control) para evaluar la efectividad de las intervenciones cambiarias en Japón. Los resultados brindan soporte a la efectividad de las intervenciones cambiarias en ciertos intervalos de la muestra. Pontines (2018) utiliza el estimador de ponderación de probabilidad inversa desarrollado por Jorda y Taylor (2015). Los resultados sugieren que las intervenciones cambiarias grandes, infrecuentes y esporádicas en Japón fueron efectivas para mover el tipo de cambio en la dirección deseada.

Para el caso de Guatemala, Castillo y Ortiz (2019) llevan a cabo un análisis de la efectividad de las intervenciones cambiarias del Banco de Guatemala para moderar la volatilidad del quezal respecto del dólar de los Estados Unidos por medio de un modelo ACT-GARCH.

## 3 | Política cambiaria en Guatemala

El quetzal guatemalteco, moneda de curso legal en Guatemala, fue creada el 26 de noviembre de 1924 al emitirse la Ley Monetaria,<sup>6</sup> durante el gobierno del presidente José María Orellana. Fue hasta el año 1989 cuando se inician reformas financieras importantes para el país, que se considera la transición hacia un sistema de tipo de cambio flexible. Entre los objetivos principales de dicha transición se contemplaba dotar de mayor autonomía al banco central y evitar un crecimiento desproporcionado de pérdidas cambiarias.

En el año 2001 entra en vigencia la Ley de Libre Negociación de Divisas, impulsando así los planes de consolidación hacia la libre circulación de capitales con base en un sistema de tipo de cambio flexible. En el 2005, Guatemala formaliza la adopción del Esquema de Metas Explícitas de Inflación (EMEI), estableciendo conjuntamente una regla clara y objetiva para intervenir en el mercado cambiario. El objetivo de la regla cambiaria se centró, y todavía lo hace, en moderar la volatilidad del tipo de cambio nominal. Con el paso de los años, se hizo explícito que esta moderación de volatilidad debía de implementarse sin afectar su tendencia.

Con el paso del tiempo, la regla ha sufrido algunas modificaciones en vistas a un funcionamiento más eficaz y libre, ajustándola a las condiciones macroeconómicas internas, externas, y las mejores prácticas internacionales. Entre las modificaciones que ha registrado no solo se ha otorgado mayor flexibilidad al tipo de cambio nominal, sino que se han ajustado los criterios de activación de la regla cambiaria para que sea simétrica.

A la fecha, la política cambiaria brinda una mayor flexibilidad al tipo de cambio al permitir un margen de fluctuación mayor a la moneda en comparación con años previos, lo que implica una mejor participación del Banco de Guatemala en el mercado cambiario.

El Banco de Guatemala, en el marco de los preceptos que rigen los esquemas de metas explícitas de inflación, implementa una política cambiaria que no provoca que el tipo de cambio se transforme en el ancla nominal y tome precedencia sobre la meta inflacionaria. Lo anterior es relevante, pues la transparencia y claridad con que actúa la banca central, dado su objetivo primordial, permite a los agentes económicos tener ancladas sus expectativas sobre el desdolvimiento de la inflación.

## 4 | Análisis empírico para Guatemala

Con la finalidad de estudiar desde diferentes perspectivas las intervenciones cambiarias realizadas por el Banco de Guatemala en el mercado de divisas por la activación de la regla cambiaria, se implementan distintas métricas para profundizar la comprensión sobre la naturaleza de las intervenciones, siendo las siguientes: (i) desempeño histórico de las compras y ventas de divisas realizadas por el Banco de Guatemala, así como del tipo de cambio; (ii) tamaño de las intervenciones; (iii) simetría de las intervenciones;<sup>7</sup> (iv) índice de gestión del tipo de cambio;<sup>8</sup> (v) determinantes de las intervenciones cambiarias (modelo “logit ordinal”); y (vi) intervenciones cambiarias y esquema de metas explícitas de inflación.

### 4.1. Data

La Figura 1 ilustra la participación diaria del banco central en el mercado de divisas en el período 2008-2021. Sobresale la venta de dólares realizada por el banco central el 24 de marzo de 2020, por US\$131,300,000 producto de una demanda extraordinaria y temporal provocada por la incertidumbre que generó la emergencia sanitaria que

6 Decreto número 879

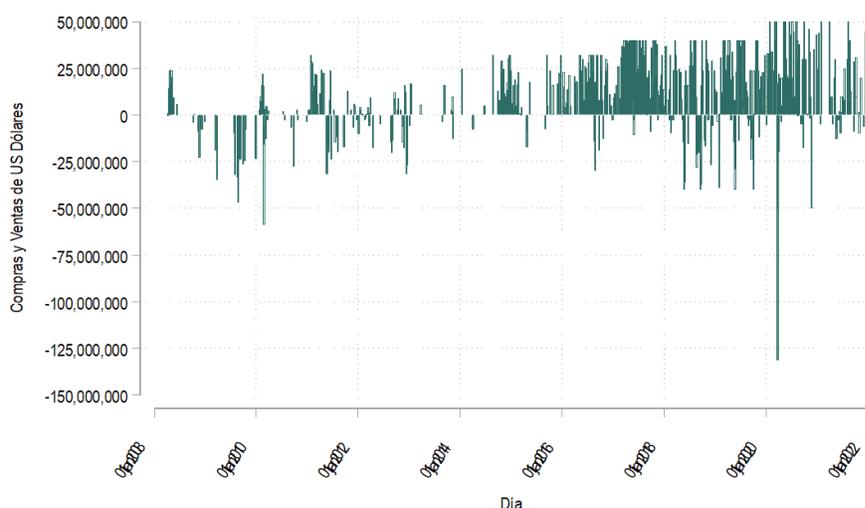
7 Si las intervenciones tienen un sesgo de compra o de venta.

8 Se refiere al grado de intervención en relación con la volatilidad del tipo de cambio.

vivía el país en ese entonces por el Covid-19 y el primer día hábil del toque de queda impuesto por el gobierno de la República de Guatemala. Otra venta de dólares relevante sucedió el 25 de febrero de 2010 por US\$58,800,000. En lo que respecta a la compra de dólares, se observan múltiples compras por US\$50,000,000 diarios, congruentes con el límite de compras diarias según la regla de participación que rige las intervenciones de la banca central en el mercado cambiario.

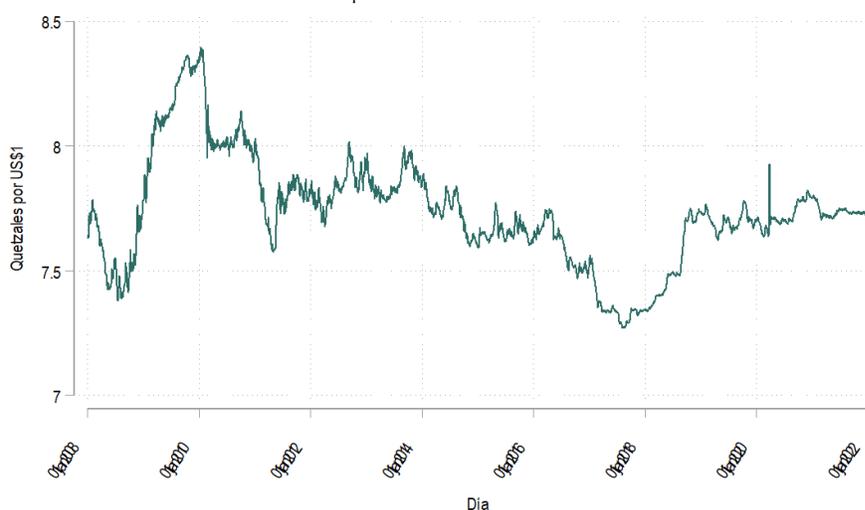
Por otro lado, el tipo de cambio sufrió depreciaciones inusuales a partir del año 2008 y 2009 como consecuencia de la crisis económica y financiera global (Figura 2), apartándose de su patrón estacional histórico. La apreciación cambiaria observada en 2010 se explica por efectos estacionales, el incremento en el ingreso neto de capital privado, así como en la generación e intensificación de expectativas, derivadas de la apreciación nominal observada.

**Figura 1:** Intervenciones cambiarias diarias del Banco de Guatemala



Fuente: Elaboración propia con datos del Banco de Guatemala

**Figura 2:** Tipo de Cambio de Referencia

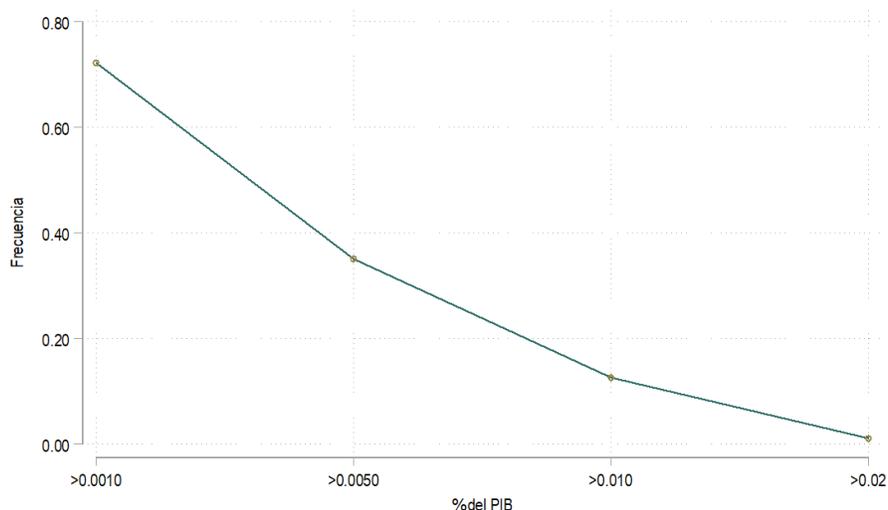


Fuente: Elaboración propia con datos del Banco de Guatemala

## 4.2 Tamaño de las intervenciones

La Figura 3 muestra las intervenciones cambiarias respecto al PIB, según su tamaño, en el período 2008-2021. Específicamente, las intervenciones de tamaño del 0.10% respecto del PIB o más en valores absolutos (ventas o compras de divisas) tienen una frecuencia del 72.3%. Intervenciones del tamaño del 0.50% respecto del PIB mostraron una frecuencia de 35.1%, del tamaño 1.0% una frecuencia del 12.6%, y de tamaño del 2.0% una frecuencia del 1.0%.

**Figura 3:** Frecuencia de Intervenciones Cambiarias como % del PIB



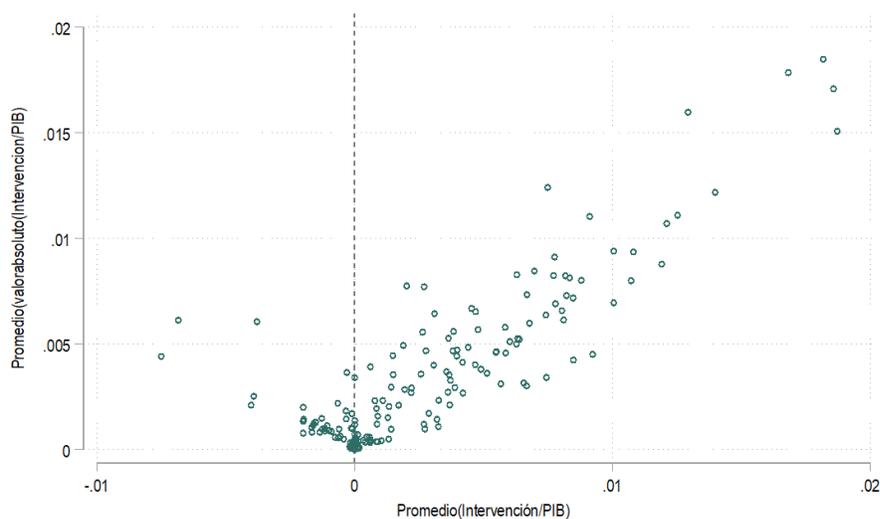
Fuente: Elaboración propia con datos del Banco de Guatemala

## 4.3 Simetría de las intervenciones cambiarias

Un aspecto relevante sobre la conducción de la política cambiaria es conocer si las intervenciones en el mercado de divisas son simétricas –dirigidas a amortiguar la volatilidad del tipo de cambio–, o unilaterales, inclinándose en contra de apreciaciones o depreciaciones. El grado de simetría es relevante, no solo para comprender los motivos subyacentes para intervenir en el mercado de divisas, ya que las asimetrías pueden reflejar diferentes necesidades para acumular reservas, o reflejar asimetrías en los choques que recibe la economía,<sup>9</sup> sino también porque es probable que las intervenciones simétricas o asimétricas suelen tener diferentes efectos sobre el tipo de cambio y la inflación. La Figura 4 ilustra la magnitud y el grado de simetría de las intervenciones cambiarias en Guatemala. A pesar de que la regla de participación cambiaria vigente es simétrica en sus criterios de aplicación, las presiones de mercado sobre tipo de cambio guatemalteco implican una participación más activa del Banco de Guatemala en la compra de dólares de los Estados Unidos de América.

9 Por ejemplo, las economías de mercados emergentes pueden comportarse de manera diferente a las economías avanzadas, lo que refleja la tendencia de las economías emergentes a recibir flujos de capital, en contraste con la tendencia de las avanzadas a exportar capital.

**Figura 4:** Simetría de las Intervenciones Cambiarias



Fuente: Elaboración propia con datos del Banco de Guatemala

#### 4.4 Índice de Gestión del Tipo de Cambio

El tamaño de las intervenciones cambiarias y la medición de la simetría de las operaciones en el mercado de divisas proveen una descripción útil del grado en que este instrumento de política se ha desempeñado en Guatemala. Como un insumo relevante alternativo, se sigue la metodología propuesta por Alder, Chang y Wang (2020) para calcular el grado de gestión del tipo de cambio, por medio del siguiente índice:

$$p_t = \frac{\sigma_t^{fxi}}{\sigma_t^e + \sigma_t^{fxi}}$$

en donde  $\sigma_t^e$  es la desviación estándar de los cambios diarios del tipo de cambio nominal del quetzal “vis-à-vis” el dólar de los Estados Unidos durante el mes, y  $\sigma_t^{fxi}$  es la desviación estándar de las intervenciones cambiarias mensuales respecto al PIB. Este índice varía entre 0 (flotación libre del tipo de cambio) y 1 (tipo de cambio fijo), con la continuación entre los dos extremos reflejando el grado de gestión del tipo de cambio.

La Figura 5 ilustra las dinámicas anuales del Índice de Gestión del Tipo de Cambio. Tal como se muestra en la figura, el índice se encuentra entre un rango de 0.018 (2013) y 0.21 (2020). El rango en el cual se mueve el índice implica que Guatemala maneja un tipo de cambio flexible. A pesar de que la tendencia es positiva, y de que en el año 2020 el índice alcanzó su nivel máximo como consecuencia del “shock” relacionado al Covid-19, el nivel del índice sigue siendo relativamente bajo.

## 4.5 Determinantes de las intervenciones cambiarias

Siguiendo a Gerlach (2007), se utiliza un modelo “logit ordinal” para evaluar los determinantes de las intervenciones cambiarias.<sup>10</sup> Se construyen tres categorías para la variable “intervenciones cambiarias” ( $y$ ) de la siguiente manera: Compra=1, No Intervención=2, y Venta=3. Como variables explicativas del modelo, Chmelarova y Schnabl (2006) indican que los factores que afectan la decisión de intervenir son la desviación porcentual del nivel del tipo de cambio relativo a su media móvil ( $er$ ) y la desviación estándar de los cambios en el tipo de cambio, como una medida de su volatilidad ( $vol$ ). Para ambos criterios, se utilizan 10 observaciones para construir la media móvil. A pesar de que el criterio de participación de la regla cambiaria en Guatemala contempla entre sus métricas un promedio móvil de los últimos 5 días del tipo de cambio de referencia, utilizar ventanas de promedios móviles de 10 días nos evita problemas de colinealidad y permite capturar el efecto acumulado de las desviaciones en el tiempo.

**Figura 5:** Índice de Gestión del Tipo de Cambio



Fuente: Elaboración propia con datos del Banco de Guatemala

La especificación empírica adopta la siguiente forma:

$$y_t^* = \alpha + \beta er_t + \gamma vol_t + \varepsilon_t$$

en donde  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\gamma$  son los coeficientes a ser estimados, y  $\varepsilon$  es el residuo. Las probabilidades se estiman como:

$$P(y_t = \text{"compra"}) = P(y_t^* \leq \tau_1)$$

$$P(y_t = \text{"no intervención"}) = P(\tau_1 \leq y_t^* \leq \tau_2)$$

$$P(y_t = \text{"venta"}) = P(\tau_2 \leq y_t^*)$$

<sup>10</sup> Gerlach (2007) utilizó un modelo “logit ordinal” para evaluar la probabilidad de cambios en la tasa de política del Banco Central Europeo.

La Tabla 1 presenta las estimaciones resultantes del modelo “logit ordinal”. Ambos determinantes de las intervenciones cambiarias son estadísticamente significativos. Ventas de divisas son más probables de suceder en períodos cuando el tipo de cambio se deprecia respecto a su media móvil de 10 días. Ventas de divisas son más probables en períodos de alta volatilidad en el tipo de cambio. Esto último se relaciona con el hecho de que en Guatemala la regla cambiaria hacia la venta se activa con menor frecuencia, solo en períodos de alta volatilidad.

**Tabla 1.** Determinantes de las intervenciones cambiarias: Modelo “Logit Ordinal”

	(1)
Desviación del tipo de cambio de su promedio móvil de 10 días (%)	.3898689 *** (0.021835)
Desviación estándar de 10 días de los cambios del tipo de cambio (%)	.5991668*** (0.1182443)
Observaciones	5,114
Log-likelihood	-2300
Pseudo Rsq	0.0802

**Nota:** Estimaciones fueron realizadas utilizando el estimador de máxima verosimilitud. Errores estándar robustos están en paréntesis. \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1.

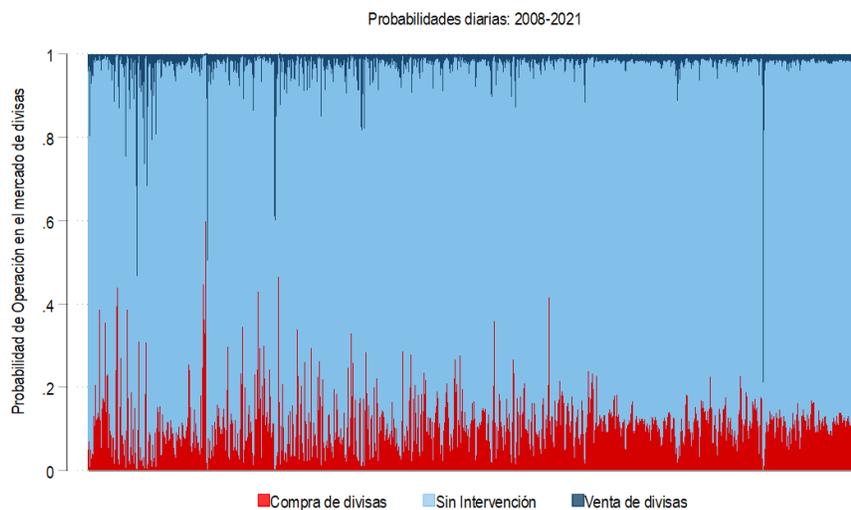
En la Tabla 2 se presentan los efectos marginales del modelo “logit ordinal”. Si aumenta en una unidad la desviación respecto al promedio móvil, es menos probable en 3.3% la compra de divisas, más probable en 2.5% la no intervención en el mercado de divisas, y más probable en 0.8% la venta de divisas. Por otro lado, si aumenta en una unidad el promedio móvil de la desviación estándar de los cambios del tipo de cambio, la venta de divisas aumenta su probabilidad en 1.3%.

**Tabla 2.** Efectos Marginales del Modelo “Logit Ordinal”

	dy/dx
<b>y = Pr(y=1) (predict, outcome(1))</b>	
Desviación del tipo de cambio de su promedio móvil de 10 días (%)	-0.033282 *** (0.00189)
Desviación estándar de 10 días de los cambios del tipo de cambio (%)	-0.051149 *** (0.00999)
<b>y = Pr(y=2) (predict, outcome(2))</b>	
Desviación del tipo de cambio de su promedio móvil de 10 días (%)	0.0250256 *** (0.00185)
Desviación estándar de 10 días de los cambios del tipo de cambio (%)	0.0384604 *** (0.008)
<b>y = Pr(y=3) (predict, outcome(3))</b>	
Desviación del tipo de cambio de su promedio móvil de 10 días (%)	0.0082565 *** (0.00077)
Desviación estándar de 10 días de los cambios del tipo de cambio (%)	0.012689 *** (0.00238)

**Nota:** Estimaciones fueron realizadas utilizando el estimador de máxima verosimilitud. Errores estándar robustos están en paréntesis. \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1.

Utilizando los resultados de las estimaciones, se procede a predecir la probabilidad de intervenciones cambiarias y se grafican a lo largo del tiempo (Figura 6). Según el período de años, la probabilidad promedio de que no haya intervenciones cambiarias es del 85.6%, seguida por la probabilidad promedio de compras del 11.3% y la probabilidad promedio de ventas del 3.2%. La probabilidad de compras a lo largo del tiempo ha sido más alta que la probabilidad de ventas, con algunas excepciones como la que se distingue a la derecha de la figura, relacionada al “shock” por la crisis sanitaria del Covid-19 el 24 de marzo de 2020 específicamente.

**Figura 6:** Probabilidades Estimadas de Intervenciones Cambiarias

Fuente: Elaboración propia con datos del Banco de Guatemala

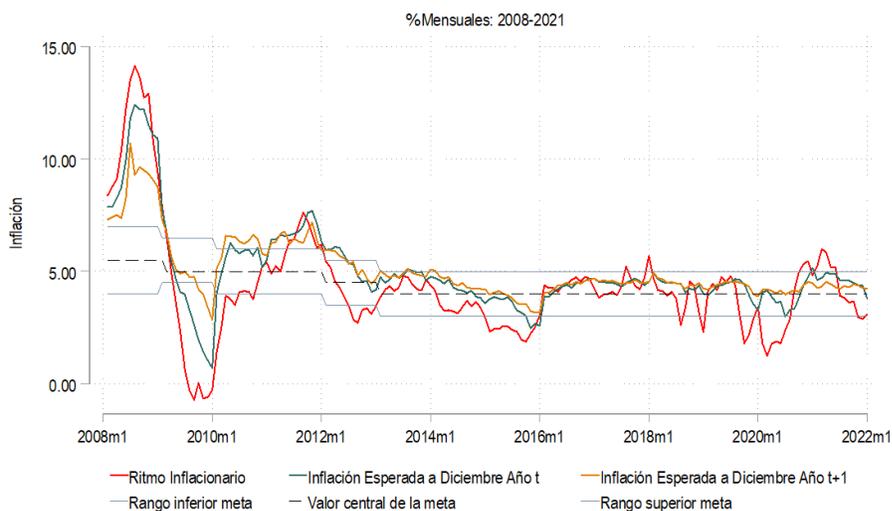
#### 4.6 ¿Objetivo único o doble? – Política cambiaria y metas explícitas de inflación

Esta sección explora los objetivos subyacentes del banco central asociados con la realización de intervenciones cambiarias. Como se discutió anteriormente, el uso de intervenciones cambiarias por parte de la banca central en un contexto de metas de inflación puede reflejar el uso de múltiples instrumentos de política para lograr objetivos de inflación u objetivos duales de inflación/tipo de cambio. En el primer caso, las intervenciones cambiarias pueden respaldar los objetivos de inflación a través de su impacto en el tipo de cambio si se conduce en una dirección consistente con los efectos de traspaso que contribuyen a mover la inflación hacia la meta.<sup>11</sup> La relevancia de este mecanismo depende de la efectividad de la intervención cambiaria en el movimiento del tipo de cambio y el grado de traspaso de las variaciones del tipo de cambio a la inflación. Ambos aspectos son particularmente relevantes para las economías de mercados emergentes y en desarrollo, ya que las intervenciones tienden a ser más influyentes en el tipo de cambio y el traspaso en tales regímenes tiende a ser mayor que en las economías avanzadas. Por lo tanto, es relevante explorar si los bancos centrales intentan activamente afectar el tipo de cambio para facilitar el logro de las metas de inflación con los efectos de traspaso asociados. Un banco central que operara de esta manera compraría divisas –para depreciar la moneda nacional– en el contexto de inflación baja o inflación esperada. Por el contrario, vendería divisas en un contexto de alta inflación o inflación esperada.

La Figura 7 muestra el desempeño de la inflación observada en el año  $t$ , la inflación esperada a diciembre del año  $t$ , y la inflación esperada a diciembre del año  $t+1$ , en el período mensual 2008-2021. Del 2008-2012 se observa un período donde la inflación se aleja significativamente de la meta explícita de inflación y el rango correspondiente. A partir del año 2013 hasta el año 2017 se observa que tanto la inflación observada, las expectativas de inflación para diciembre del mismo año y las expectativas de inflación para diciembre del siguiente año se desplazan dentro del rango meta. A partir del año 2018-2021 se observan períodos tanto por debajo como por encima del rango meta. No obstante lo anterior, las expectativas se encuentran ancladas en torno a la meta del 4.0% +/1 punto porcentual.

<sup>11</sup> Los autores Agénor y Pereira da Silva (2019) apuntan a la existencia de evidencia sobre el papel de las intervenciones cambiarias en la reducción de la volatilidad del tipo de cambio como una indicación de que estas intervenciones probablemente contribuyen a la estabilidad de precios en las economías de mercados emergentes y en desarrollo.

**Figura 7:** Inflación Observada y Expectativas



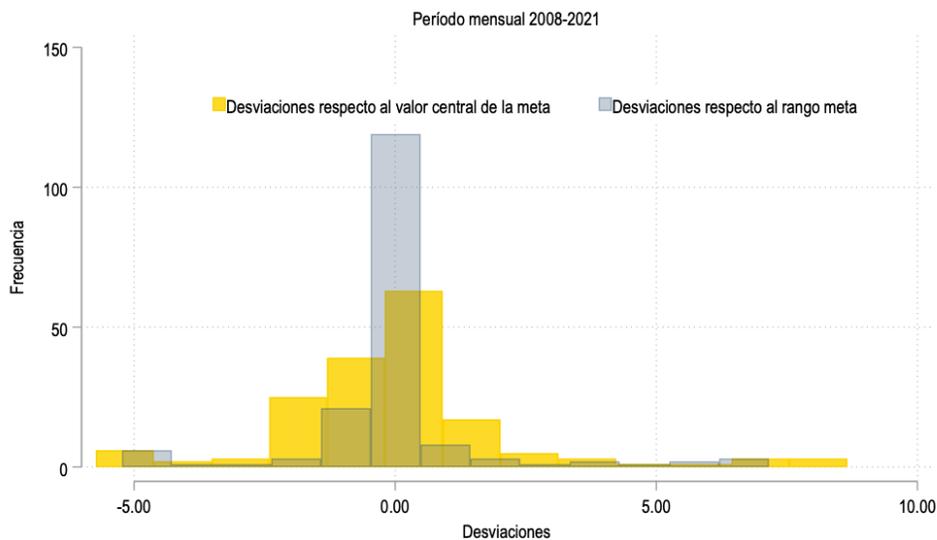
Fuente: Elaboración propia con datos del Banco de Guatemala

Adicionalmente, la Figura 8 muestra las distribuciones de la diferencia entre la inflación observada y el valor central de la meta de inflación, así como la diferencia entre la inflación observada y el rango meta. Es notorio que la mayor cantidad de períodos de tiempo la inflación observada se mantiene dentro del rango meta.

Con la finalidad de estudiar con mayor profundidad los objetivos subyacentes del banco central y las intervenciones cambiarias en el contexto guatemalteco, específicamente si las intervenciones cambiarias responden a la inflación o al tipo de cambio, se sigue la propuesta de Adler (2021) respecto a una función de reacción para las intervenciones. La siguiente función recoge la idea:

$$y_t^* = \psi^\pi (\pi_t - \varepsilon \pi_t^T) + \psi^e (D_{tc}) + \varepsilon_t$$

**Figura 8:** Distribuciones de las desviaciones respecto a la Inflación Esperada



Fuente: Elaboración propia con datos del Banco de Guatemala

en donde  $y_t^*$  denota las intervenciones cambiarias como % del PIB,  $(\pi_t - \pi_t^T)$  es la diferencia entre la inflación observada en el tiempo t y la inflación esperada en diciembre del año t, y  $D_{tc}$  es el cambio del tipo de cambio vis-à-vis el dólar estadounidense (con valores positivos correspondientes a una depreciación de la moneda nacional).

Los coeficientes  $\psi^\pi$  y  $\psi^e$ , que reflejan cómo responde la intervención cambiaria a la inflación y a la evolución del tipo de cambio, respectivamente, son de especial interés. Como se muestra en la Tabla 3, el coeficiente  $\psi^e$  es estadísticamente significativo e indica que las intervenciones cambiarias responden a las realizaciones del tipo de cambio, y no al desempeño de la inflación respecto a su meta, de acuerdo con el coeficiente  $\psi^\pi$  que no resulta ser estadísticamente significativo. Lo anterior da soporte a la idea de que el banco central sigue una única meta como eje prioritario, siendo la estabilidad en el nivel general de precios, y que la conducción de la política cambiaria es objetiva a los criterios de venta y compra ya establecidos en la regla de participación.

**Tabla 3.** Efecto de la inflación y el tipo de cambio, sobre las intervenciones cambiarias

	(1)
Diferencia "inflation" en t y valor central meta	0.0001825 (.0001605)
Diferencia tipo de cambio	-.0352577*** (.0070902)
Constante	0.0029885*** (.0004077)
Observaciones	168
Prob > F	0.000

**Nota:** Errores estándar robustos están en paréntesis. \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1.

## 5 Conclusiones

Este documento provee evidencia de las características de las intervenciones cambiarias del Banco de Guatemala, así como de los determinantes de estas intervenciones. La mayor parte de la literatura que aborda estas importantes cuestiones se centra en las economías avanzadas y emergentes, mientras que la evidencia de los países de bajos ingresos es escasa. El objetivo de este documento es llenar este vacío proporcionando evidencia empírica de un país de bajos ingresos.

Se determinó que el tamaño de las compras y ventas de dólares estadounidenses es pequeña respecto al PIB. También se muestra evidencia de que las intervenciones cambiarias son asimétricas en la práctica, a pesar de que la norma que rige los criterios de compra y venta de dólares estadounidenses es simétrica. Adicionalmente, la forma en que el Banco de Guatemala ha conducido la política cambiaria tiene características sólidas hacia un tipo de flotación libre, según el índice de gestión del tipo de cambio.

En términos de determinantes, se encuentra que las intervenciones cambiarias se dan en respuesta a movimientos en el tipo de cambio y su volatilidad. Las ventas (compras) de divisas son más (menos) probables en períodos en los que el tipo de cambio se deprecia frente a su promedio móvil de 10 días. Además, las ventas (compras) de divisas son menos (más) probables en períodos de alta volatilidad de los cambios en el tipo de cambio durante los 10 días anteriores.

Se concluye que el Banco de Guatemala sigue una única meta como eje prioritario, siendo la estabilidad en el nivel general de precios, al no encontrar evidencia de que las intervenciones cambiarias responden a los desvíos de la inflación observada respecto a la inflación esperada.

El análisis empírico presentado en este estudio refleja asociaciones promedio durante el período de muestra total y no prueba la presencia de posibles rupturas estructurales o cambios de política. Además, no evalúa el papel de las compras monetarias de oro como instrumento alternativo para generar reservas de divisas. Se necesita trabajo futuro para arrojar luz sobre estos temas y proporcionar evidencia también de otros países de Centroamérica para verificar cómo se relaciona con el trabajo existente en un conjunto más amplio de países emergentes y de bajos ingresos.

## 6 | Referencias bibliográficas

Adler, G. and C. Tovar. 2014. "Foreign Exchange Interventions and their Impact on Exchange Rate Levels," *Monetaria*, January-June: pp.1-48.

Adler, G., Lisack, N., and R. Mano. 2019. "Unveiling the Effects of Foreign Exchange Intervention: A Panel Approach," *Emerging Markets Review*, 40:

Adler, G., Chang, K. S., and Z. Wang. 2020. "Patterns of Foreign Exchange Intervention under Inflation Targeting," IMF Working Paper WP/20/69.

Adler, G., Chang, K.S., Mano, R., Shao, Y., 2021. "Foreign Exchange Intervention: A Dataset of Public Data and Proxies" IMF Working Paper 2021/047. International Monetary Fund.

Adrian, T., Erceg, J. C., Linde, J., Zabczyk, P., and J. Zhou. 2020. "A Quantitative Model for the Integrated Policy Framework," IMF Working Paper WP/20/122.

Agénor, P. R. and L. A. P. da Silva, 2019. "Integrated inflation targeting: another perspective from the developing world," Bank for International Settlements (BIS) and Centro de Estudios Monetarios Latinoamericanos (CEMLA).

Aizenman, J. and J. Lee. 2008. "Financial versus Monetary Mercantilism: Long-run View of Large International Reserves Hoarding," *The World Economy*, pp. 593-611.

Ardic, P. and F. Selcuk. 2006. "The Dynamics of a Newly Floating Exchange Rate: The Turkish Case," *Applied Economics*, 38: pp. 931-41.

Akinci, O., Culha, O., Ozlale, U., and G. Sahinbeyoglu. 2006. "The Effectiveness of Foreign Exchange Interventions Under a Floating Exchange Rate Regime for the Turkish Economy: A Post-Crisis Period Analysis," 38: pp. 1371-88.

Basu, S., Boz, E., Gopinath, G., Roch, F., and F. Unsal, 2020. "A Conceptual Model for the Integrated Policy Framework," IMF Working Paper WP/20/121

Bank for International Settlements, 2005. "Foreign Exchange Market Intervention in Emerging Markets: Motives, Techniques and Implications" BIS Papers No. 24

Calvo, G., Reinhart, C., 2002. Fear of floating. *Q. J. Econ.* 107 (2), 379-408.

Canales-Kriljenko, J. 2003. "Foreign Exchange Intervention in Developing and Transition Economies: Results of a Survey," IMF Working Paper WP/03/95

Canales-Kriljenko, J., Guimaraes, R., and C. Karacadag, 2003. "Official Intervention in the Foreign Exchange Market: Elements of Best Practice" IMF Working Paper WP/03/152 (Washington, DC).

Castillo, C; Ortiz, E. 2019. "Efectividad de la intervención cambiaria en Guatemala a partir de la adopción del esquema de metas explícitas de inflación". Banco de Guatemala.

Chamon, M., Hofman, D., Lanau, S., Rawat, U., and M. Vari, 2019. "The Effectiveness of Intervention" in *Foreign Exchange Intervention in Inflation Targeters in Latin America*, edited by M. Chamon, D. Hofman, N. Magud, and A. Werner. International Monetary Fund (Washington, DC).

- Chmelarova, V. and G. Schnable, 2006. "Exchange Rate Stabilization in Developed and Underdeveloped Capital Markets" ECB Working Paper No. 636
- Disyatat, P. and G. Galati, 2007. "The Effectiveness of Foreign Exchange Intervention in Emerging Market Countries: Evidence from the Czech Koruna" *Journal of International Money and Finance*, 26: pp. 383-402.
- Dominguez, K. 1990. "Market Responses to Coordinated Central Bank Intervention" *Carnegie-Rochester Conference on Public Policy*, 32: pp. 121-163.
- Dominguez, K. 1998. "Central Bank Intervention and Exchange Rate Volatility" *Journal of International Money and Finance*, 17: pp. 161-190.
- Dominguez, K. and J. Frankel. 1993. "Does Foreign-Exchange Intervention Matter? The Portfolio Effect" *American Economic Review*, 83: pp. 1356-69.
- Dominguez, K., Fatum, R., and P. Vacek, 2013. "Do Sales of Foreign Exchange Reserves Lead to Currency Appreciation?" *Journal of Money, Credit and Banking*, 45(5): pp. 867-90.
- Egert, B. and L. Komarek, 2006. "Foreign Exchange Interventions and Interest Rate Policy in the Czech Republic: Hand in Glove?" *Economic Systems*, 30: pp. 121-40.
- Egert, B. and M. Lang. 2006. "Foreign Exchange Interventions in a Small Emerging Market: The Case of Croatia" *Economic Change*, 39: pp. 35-62.
- Edison, H., Cashin, P., and H. Liang, 2006. "Foreign Exchange Intervention and the Australian Dollar: Has It Mattered?" *International Journal of Finance and Economics*, 11: pp. 155-71.
- Fatum, R. and M. Hutchison, 2003. "Is Sterilized Foreign Exchange Intervention Effective After All? An Event Study Approach" *The Economic Journal*, 113: pp. 390-411.
- Fatum, R. and M. Hutchison, 2010. "Evaluating Foreign Exchange Market Intervention: Self-Selection, Counterfactuals and Average treatment Effects" *Journal of International Money and Finance*, 29: pp. 570-84.
- Fratzscher, M., Gloede, O., Menkhoff, L., Sarno, L. and T. Stohr, 2019. "When Is Foreign Exchange Intervention Effective? Evidence from 33 Countries" *American Economic Journal: Macroeconomics*, 11(1): pp. 132-56.
- Galati, G. and W. Melick, 2002. "Central Bank Intervention and Market Expectations" BIS Papers No. 10 (Basel, Switzerland).
- Gersl, A. and T. Holub. 2006. "Foreign Exchange Interventions Under Inflation Targeting: The Czech Experience" *Contemporary Economic Policy*, pp. 475-91.
- Gerlach, S. 2007. "Interest Rate Setting by the ECB, 1999-2006: Words and Deeds" *International Journal of Central Banking*, 3(3): pp. 1-45.
- Ghosh, A. 1992. "Is It Signaling? Exchange Intervention and the Dollar-Deutschemark Rate" *Journal of International Economics*, 32: pp. 201-20.
- Ghosh, A., Ostry, J. and C. Tsangarides, 2012. "Shifting Motives: Explaining the Buildup in Official Reserves in Emerging Markets Since the 1980's" IMF Working Paper WP/12/34 (Washington, DC).
- Gourinchas, P-O. and M. Obstfeld, 2012. "Stories of the Twentieth Century for the Twenty- First," *American Economic Journal: Macroeconomics*, 4(1): pp. 226-65.
- Hofman, D., Chamon, M., Deb, P., Harjes, T., Rawat, U. and I. Yamamoto, 2020. "Intervention Under Inflation Targeting – When Could It Make Sense?" IMF Working Paper WP/20/9 (Washington, DC).
- Humala, A. and G. Rodriguez, 2010. "Foreign Exchange Intervention and Exchange Rate Volatility in Peru" *Applied Economics Letters*, 17: pp. 1485-91.
- Jorda, O. and A. Taylor. 2015. "The Time for Austerity: Estimating the Average Treatment Effect of Fiscal Policy" *The Economic Journal*, 126: pp. 219-55.
- Kaminsky, G. and K. Lewis, 1996. "Does Foreign Exchange Intervention Signal Future Monetary Policy?" *Journal of Monetary Economics*, 37: pp. 285-312.

- Kearns, J. and R. Rigobon, 2005. "Identifying the Efficacy of Central Bank Interventions: Evidence from Australia and Japan" *Journal of International Economics*, 66: pp. 3-48.
- Menkhoff, L. 2013. "Foreign Exchange Intervention in Emerging Markets: A Survey of Empirical Studies" *The World Economy*, 36(9): pp. 1187-1208.
- Menkhoff, L. 2010. "High-Frequency Analysis of Foreign Exchange Interventions: What Do We Learn?" *Journal of Economic Surveys*, 24: pp. 85-112.
- Neely, C. 2005. "An Analysis of Recent Studies of the Effect of Foreign Exchange Intervention" *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 87 (6): pp. 685-717.
- Neely, C. 2008. "Central Bank Authorities' Beliefs about Foreign Exchange Intervention" *Journal of International Money and Finance*, 27: pp. 1-25.
- Obstfeld, M., Shambaugh, J. C., Taylor, A. M., 2005. The trilemma in history: tradeoffs among exchange rates, monetary policies, and capital mobility. *Rev. Econ. Stat.*
- Pontines, V. 2018. "Self-Selection and Treatment Effects: Revisiting the Effectiveness of Foreign Exchange Intervention", 57: pp. 299-316.
- Roger, S., 2009. "Inflation Targeting at 20: achievements and Challenges," IMF Working Paper 09/236, International Monetary Fund.
- Reinhart, C. and V. Reinhart, 2008. "Capital Inflows and Reserve Accumulation: The Recent Evidence," NBER Working Papers 13842, National Bureau of Economic Research.
- Taylor, 2014. Inflation Targeting in Emerging Markets: the Global Experience. Keynote Address at the Conference on Fourteen Years of Inflation Targeting in South Africa and the Challenge of a Changing Mandate. South Africa Reserve Bank.
- Tinbergen, J., 1952. *On the Theory of Economic Policy*, Second edition Volume 1 of Contributions to Economic Analysis, Amsterdam: North-Holland, 1952.
- Sarno, L. and M. Taylor, 2001. "Official Intervention in the Foreign Exchange Markets: Is It Effective and, If So, How Does It Work?" *Journal of Economic Literature*, 34(3): pp. 839-68.
- Schnabl, Gunther and Chmelarova, Viera. Exchange Rate Stabilization in Developed and Underdeveloped Capital Markets (June 2006). ECB Working Paper No. 636, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=905081>



# ¿Las metas de inflación han hecho la diferencia en Guatemala?

*Mario Leonel Avendaño Estrada*

# 1 | Introducción

El esquema de metas de inflación como marco de política monetaria sustenta la idea de que una inflación baja y estable es el objetivo primordial de la política monetaria (Bernanke y Mishkin, 1997), es por ello que en las últimas décadas muchos países de economías desarrolladas y emergentes han adoptado dicho esquema como régimen de política monetaria. En ese sentido, diversos estudios han analizado y examinado empíricamente el impacto de las metas de inflación sobre la inflación y otras variables macroeconómicas, evidenciando que dicho régimen contribuye a que se alcancen niveles de inflación cercanos a las metas objetivo, así como a que se registre una menor volatilidad.

En este contexto, el propósito de este trabajo es analizar el desempeño de las metas de inflación en Guatemala y en los países seleccionados que conforman el grupo de tratamiento, utilizando el método de diferencias en diferencias<sup>1</sup> mediante datos de panel, para evaluar si los resultados de la inflación, la volatilidad de la inflación y el crecimiento económico, difieren entre los países con metas de inflación y los que implementaron otro esquema alternativo de política monetaria, al mismo tiempo que se controla por un regreso a la media.

Considerando a los países de Centroamérica y República Dominicana y tomando como referencia el período de 1995 a 2004, durante el cual ninguno de los países de la muestra había implementado el régimen de metas de inflación, se evaluó y se comparó el comportamiento de las variables en referencia entre los años 2005 a 2020. Los principales hallazgos señalan que la implementación del esquema de metas de inflación permitió que se registrara una reducción de la inflación promedio y de su volatilidad en los países del grupo de tratamiento, además se confirmó que no hay evidencia de que dicha disminución sea resultado de un proceso de reversión a la media. De modo que los resultados permiten distinguir que el régimen de metas de inflación demostró ser exitoso en mantener y lograr la estabilidad de precios en Guatemala y en los países del grupo de tratamiento.

Además, se determinó que las metas de inflación no tuvieron un impacto significativo en la dinámica del crecimiento económico, dado que el comportamiento de esta variable, después de la implementación de las metas de inflación, fue similar tanto en el grupo de tratamiento como en el de control; por tanto, no se encontró evidencia de que la implementación de dicho régimen condujera a un mayor crecimiento en los países del grupo de tratamiento, aunque este tampoco lo perjudica.

El trabajo se divide en 7 apartados, esta introducción es el primero de ellos. En el segundo se esbozan la caracterización del esquema de metas de inflación y su importancia como marco de política monetaria. El apartado 3 presenta la literatura relevante de la evaluación empírica de las metas de inflación mediante el método cuasi experimental de diferencias en diferencias. En el apartado cuatro se describe la metodología utilizada para cumplir el propósito planteado en esta introducción y se detallan los datos utilizados. Seguidamente, en el quinto apartado, se discuten los principales resultados. Finalmente, en el apartado sexto y séptimo se presentan las conclusiones y las referencias bibliográficas.

1 El método de diferencias en diferencias se utiliza en problemas en los que algunos sujetos de la muestra están expuestos a una política de intervención o un tratamiento (Athey e Imbens, 2006).

## 2

## Caracterización del esquema de metas de inflación

El régimen de metas explícitas de inflación, durante las últimas décadas, se ha convertido en un marco de política prominente y dominante para la política monetaria a nivel mundial. Dicho régimen ha sido elogiado por estabilizar la actividad económica y anclar de manera efectiva las expectativas de inflación (Ball, 2010); además, el éxito de esta política se demuestra al alcanzar una reducción de la volatilidad de la actividad económica y disminuir la inflación a niveles bajos y estables (Svensson, 2010). Otras características importantes de este régimen son que propicia una mayor comunicación con el público en relación a los planes y objetivos de los formuladores de política y mejora la rendición de cuentas de los hacedores de política hacia el público en general (Bernanke y Mishkin, 1997).

Desde que inició su implementación como régimen de política monetaria en la década de los noventa,<sup>2</sup> se ha observado un número creciente de países que se han adherido a dicho esquema, el cual se ha triplicado desde el año 2000, tanto en las economías avanzadas como en las economías emergentes y en desarrollo, siendo que estas últimas actualmente representan el 75% del total (ver Figura A1 en Apéndice). Las metas de inflación han demostrado ser un marco flexible que ha sido resiliente en circunstancias cambiantes, incluso durante la crisis financiera mundial de 2008 y la actual crisis provocada por la pandemia de la enfermedad por Coronavirus 2019 (COVID-19) causada por el virus SARS-CoV-2. No obstante, cada país debe evaluar su economía para determinar si dicho esquema es apropiado para sus características o, en todo caso, si este puede adaptarse a sus necesidades (Jahan, 2017).

En la práctica, el régimen de metas de inflación cuenta con características que lo diferencian de otros esquemas de política monetaria. Primero, el banco central debe establecer metas cuantitativas explícitas para la inflación para uno o varios períodos específicos, que pueden expresarse como un valor puntual o un rango. Dichas metas sustentan el hecho de que alcanzar la estabilidad de precios es el objetivo principal de la política, por lo que proporciona una guía a los agentes económicos en cuanto al compromiso de la autoridad monetaria. Segundo, el banco central debe contar con cierto grado de independencia para dirigir la política monetaria, así como la libertad para elegir los instrumentos necesarios para lograr que la inflación se ubique en el valor o rango objetivo. Tercero, la capacidad o el compromiso de las autoridades monetarias para no perseguir objetivos en otros indicadores, como el tipo de cambio, el nivel de empleo o el crecimiento económico. Y cuarto, el pronóstico de inflación a cierto horizonte es la meta intermedia de política de facto,<sup>3</sup> dado que la inflación está influenciada en el corto plazo tanto por choques temporales como por la inflación pasada, mientras que la política monetaria únicamente puede influir en la inflación futura para alinearla con la meta de inflación y anclar las expectativas a la misma (Batini y Laxton, 2006; Jahan, 2017; Rogers, 2010).

Gran parte de la literatura sostiene que controlar los niveles de inflación y su variabilidad conduciría a un comportamiento menos volátil de la actividad económica y a un crecimiento económico sostenido. En ese sentido, una tasa de inflación baja y estable brinda un entorno adecuado para fomentar la inversión del sector privado y, por tanto, el cambio tecnológico y el crecimiento. Además, la transparencia y la credibilidad del banco central cobran especial relevancia para la conducción de la política monetaria, principalmente en las economías que utilizan el esquema de metas explícitas de inflación (Blinder, 2000). En ese sentido Svensson (2010) señala que, el anclar las expectativas de inflación a la meta de inflación está estrechamente relacionado con la credibilidad;<sup>4</sup> al mismo tiempo que un alto grado de transparencia en la información que divulga es esencial para establecer y mantener la credibilidad; por lo que un alto grado de credibilidad brinda flexibilidad al banco central para estabilizar la economía.<sup>5</sup>

2 Nueva Zelanda en 1990 fue el primer país que formalmente implementó las metas de inflación como esquema de política monetaria.

3 En virtud de ello, a las metas de inflación también se les denomina “metas de pronóstico de inflación” (Svensson, 1997).

4 Si un banco central alcanza un elevado nivel de credibilidad puede lograr, en buena medida, un adecuado control del nivel de precios.

5 En los países que son relativamente nuevos en el régimen de metas de inflación, la credibilidad es una prioridad; sin embargo, en países en donde dicho esquema ha madurado debe existir una mayor flexibilidad y, en consonancia, ponderarse más la estabilidad del crecimiento del producto (Svensson, 2010).

### 3 Revisión de la literatura

La literatura sobre los efectos y el desempeño de las metas de inflación es valiosa y ha crecido rápidamente en los últimos años, proporcionando información sobre la evaluación empírica de las metas de inflación. En este contexto, estudios empíricos recientes que han utilizado el método cuasi experimental de diferencias en diferencias, han arrojado evidencia positiva sobre el desempeño del régimen de metas de inflación. La mayoría de estos estudios han analizado el impacto de las metas de inflación sobre las principales variables macroeconómicas como el crecimiento, la brecha del producto, las tasas de interés, el tipo de cambio y la inflación, así como la volatilidad y persistencia de esta última. Entre ellos, Batini y Laxton (2007) emplean estimaciones de diferencias en diferencias para el tratamiento de las economías de mercados emergentes y en desarrollo, analizando el efecto de las metas de inflación sobre el comportamiento del producto interno bruto y la inflación, al igual que la volatilidad de ambas variables, concluyendo que, al comparar el desempeño de las economías que implementaron dicho esquema con una muestra de países que aplican otros enfoques de política, se observa mejoras significativas en el comportamiento de la inflación así como en el anclaje de las expectativas inflacionarias; destacando además que no existe evidencia de que los países con metas de inflación cumplan sus objetivos de inflación a expensas de la estabilización del producto real.

Brito y Bystedt (2008), por su parte, exploraron los efectos de las metas de inflación como política monetaria en países de economías emergentes, principalmente de América Latina, sobre la inflación y el crecimiento económico, también con una estimación de diferencias en diferencias; proporcionando evidencia empírica sobre la eficacia de las metas de inflación para moderar el comportamiento de la inflación, así como su volatilidad; aunque determinaron que su impacto sobre el crecimiento económico es negativo, subrayando así que existe un costo de bienestar en la economía para moderar el comportamiento de la inflación.

Los resultados de Gonçalves y Salles (2006) son similares a los anteriores, ya que evidencian que los países emergentes que adoptaron el esquema de metas de inflación experimentaron reducciones significativas en sus tasas de inflación promedio, así como una caída de la volatilidad del producto; de tal forma que los autores destacan que las metas de inflación en dichas economías contribuyeron a alcanzar resultados superiores en términos de desempeño económico.

Así también, Kose, Yalcin y Yucel (2018) muestran, en su estudio para economías emergentes y en desarrollo, que las metas de inflación han tenido éxito en contener y reducir la inflación y su volatilidad; sin embargo, concluyen que en términos de crecimiento económico el efecto de las metas de inflación parece ser neutral, es decir, que los resultados del estudio apuntan a que dicho esquema no beneficia ni afecta el desempeño de la actividad económica de tales países.

Ball y Sheridan (2005), mediante un enfoque de diferencias en diferencias con datos de panel para economías avanzadas, analizaron la inflación y su volatilidad, el producto interno bruto y su volatilidad y las tasas de interés de largo plazo, determinando que existe un efecto causal de la adopción del régimen de metas de inflación. En concreto, estos autores sugieren que se registran mayores reducciones en el nivel de la inflación en aquellos países que adoptaron este esquema, aunque encontraron una fuerte evidencia de que se trata de un regreso a la media. Por ese motivo, argumentan que la caída de la inflación para aquellas economías que adoptaron las metas de inflación, se deriva del hecho de que dichos países registraron altos niveles de inflación previo a la implementación del esquema.<sup>6</sup> Además, el estudio muestra que no existe evidencia de que las metas de inflación promuevan tanto un aumento de las tasas de crecimiento del producto como una disminución de su desviación estándar.

Asimismo, en la literatura se encuentran otros estudios relevantes que confirman que las metas de inflación han sido efectivas para controlar los niveles de inflación en los países que han implementado dicho esquema en comparación con otros que utilizan otros enfoques de política. Por ejemplo, Vega y Winkelried (2005), quienes analizan la inflación, su varianza y persistencia, concluyendo que el régimen de metas de inflación ha reducido el nivel de la inflación, aunque advierten que su efecto en la volatilidad es relativamente débil; Wu (2004), quien aplicó la estimación de diferencias en diferencias para múltiples períodos para analizar la inflación, evidenció que la reducción de las tasas de inflación promedio es resultado de la implementación del esquema de metas y no de un proceso de reversión a la media; y Levin, Natalucci y Piger (2004), quienes aportaron a la evidencia empírica el hecho de que las metas de inflación son útiles para anclar las expectativas de inflación y reducir la persistencia inflacionaria; entre otros, como Lin y Ye (2009), Wang-Sheng (2011), Owuso y Fosu (2019), que, en general, evidencian la efectividad del esquema de metas de inflación.

6 Debido a que el estudio se centró únicamente en economías desarrolladas, los resultados pueden estar asociados a un problema de sesgo de selección. De hecho, puede que la adopción del esquema de metas de inflación por parte de una economía desarrollada no haya resultado en beneficios económicos importantes dado que dichas economías no enfrentaban problemas significativos de inflación y otros desequilibrios económicos. En ese sentido, Ball y Sheridan (2005) señalan que, aunque la adopción del esquema de metas de inflación no haya alcanzado los resultados esperados en las economías avanzadas, puede que sus efectos en las economías emergentes sean significativos, dado que dichas economías están expuestas a mayores desequilibrios económicos.

## 4 Metodología y datos

Para determinar el efecto de la implementación del esquema de metas explícitas de inflación sobre la inflación y el crecimiento de Guatemala y de los países seleccionados, se utilizó el método cuasi experimental de diferencias en diferencias. Dicho método econométrico ha sido ampliamente utilizado por diversos autores como se explicó en el apartado previo. Como señala Bernal y Peña (2011), este método, como una evaluación de impacto, pretende medir el efecto de un programa o política sobre un conjunto de variables.

Si bien el uso de los métodos cuasi experimentales en la macroeconomía es un enfoque relativamente nuevo para investigar cuestiones económicas, es altamente adecuado para estudiar las implicaciones de diferentes políticas públicas. De hecho, diversos bancos centrales han comenzado a utilizar la macroeconomía experimental para examinar cuestiones importantes de política monetaria, convirtiéndose en una herramienta atractiva para los economistas en general y para banqueros centrales en particular. El enfoque experimental tiene la virtud de que proporciona evidencia sobre fenómenos económicos que no se pueden observar directamente o cuya medición presenta dificultades (Amano, Kryvtsov y Petersen, 2014).

El método de diferencias en diferencias<sup>7</sup> compara los resultados, a lo largo del tiempo, entre un grupo o población participante de un programa o política (denominado grupo de tratamiento) y una población no participante del mismo (llamado grupo de control) (Gertler, Martínez, Premand y Rawlings, 2017). Cabe señalar que ambos grupos deben de tener características similares, excepto por su estado en cuanto a la participación del programa. Aún así, el hecho de observar los cambios tanto antes como después en dichos grupos, no permite capturar directamente el impacto causal del programa o política, ya que diversos factores en el período pre y post tratamiento pueden influir en el resultado. Por ello, el método de diferencias en diferencias controla tanto los factores constantes como los factores variables a través del tiempo en el grupo de tratamiento y de control y, a su vez, controla por las posibles diferencias preexistentes entre ambos grupos, estimando así un contrafactual adecuado para determinar el impacto del tratamiento. Por su parte, para que el método de diferencias en diferencias sea válido, el grupo de control o de comparación debe mostrar con precisión el cambio en los resultados que hubiese experimentado el grupo de tratamiento en ausencia de tratamiento; al mismo tiempo que compara las tendencias entre ambos grupos, ya que en ausencia del tratamiento estas deberían ser similares (Gertler et al., 2017).

De acuerdo con Bernal y Peña (2011), mediante el uso del modelo de diferencias en diferencias se consigue una mayor eficiencia en el estimador del efecto del programa, es decir que se obtiene una menor varianza y una mayor precisión en la estimación de dicho efecto; adicionalmente, se eliminan las diferencias preexistentes entre el grupo de tratamiento y de control, obteniéndose un estimador insesgado bajo el supuesto de tendencias paralelas,<sup>8</sup> como lo señala Athey e Imbens (2006); mientras que se supone que las características de los participantes son constantes a través del tiempo, de la misma forma que se asume que las propiedades no observables son constantes.

De esa cuenta, el modelo de diferencias en diferencias es simplemente el cambio esperado en una variable de interés, digamos  $Y$ , entre un período posterior y uno anterior a la implementación del tratamiento, menos la diferencia esperada en esa misma variable ( $Y$ ) durante el mismo período en el grupo de control (ver Tabla B1 en Apéndice); por lo cual, Bernal y Peña (2011) subrayan que el estimador de diferencias en diferencias requiere la existencia de datos de panel, es decir, observaciones de los mismos individuos antes y después de la aplicación del tratamiento en un experimento natural<sup>9</sup> o cuasi experimento.

De manera analítica, en el modelo de diferencias en diferencias, la variable de tratamiento ( $D$ ) se define como una variable binaria, que toma un valor de uno ( $D=1$ ) si el sujeto recibió el tratamiento y de cero ( $D=0$ ) en caso contrario.

En ese sentido, y siguiendo a Bernal y Peña (2011), el impacto obtenido de la implementación de la política o del programa en cuestión (para esta investigación el esquema de metas de inflación),  $\delta_{DID}$ , está dado por la siguiente expresión matemática:

$$\delta_{DID} = [E(Y_2|D = 1) - E(Y_1|D = 1)] - [E(Y_2|D = 0) - E(Y_1|D = 0)] \quad (1)$$

7 De acuerdo con Angrist y Krueger (1999) el modelo de diferencias en diferencias es un método que utiliza datos de panel que se aplica en los casos en que cierto grupo está expuesto a una variable causante y otro grupo no lo está. Este enfoque es transparente, plausible y adecuado para estimar el efecto de los cambios en el entorno económico o cambios en políticas gubernamentales. Dicho modelo se ha utilizado en diversos estudios en economía, especialmente en las últimas dos décadas.

8 El supuesto de tendencias paralelas o tendencias iguales se puede verificar contrastando los resultados entre los grupos de tratamiento y control, en distintos periodos de tiempo o mediante pruebas placebo mediante el uso de diferentes grupos de control (Gertler et al., 2017).

9 El experimento natural corresponde a una estrategia de investigación en la cual el rol asignador de los sujetos de investigación a los grupos cuasi aleatorios de tratamiento y control es efectuado de forma exógena, que puede ser un fenómeno natural o una ley (Kunstmann y Merino, 2008).

en donde  $Y_1$  corresponde a la observación  $Y$  en el período anterior al experimento y  $Y_2$  corresponde al período posterior a este; y  $D=1$  indica que el individuo es parte del grupo de tratamiento, mientras que  $D=0$  denota que pertenece al grupo de control.

El estimador  $\delta_{DID}$  estaría dado por el análogo muestral de la ecuación (1),

$$\hat{\delta}_{DID} = [(\bar{Y}_2|D = 1) - (\bar{Y}_1|D = 1)] - [(\bar{Y}_2|D = 0) - (\bar{Y}_1|D = 0)] \quad (2)$$

en donde  $\bar{Y}_t|D$  es el promedio de  $Y$  en el periodo  $t$  antes y después del tratamiento, tanto en el grupo  $D=1$  como en el  $D=0$ . Por lo que el estimador de diferencias en diferencias se puede escribir de la siguiente forma:

$$\hat{\delta}_{DID} = (\Delta\bar{Y}|D = 1) - (\Delta\bar{Y}|D = 0) \quad (3)$$

en donde  $\Delta\bar{Y}|D$  es el cambio promedio de  $Y$  entre el periodo pre y post tratamiento, lo que efectivamente corresponde a la diferencia de una diferencia, siendo que esta diferencia constituye la estimación del impacto del tratamiento o política.

Asumiendo la no violación del supuesto de tendencias paralelas, para la inflación y crecimiento,  $\delta_{DID}$  se obtiene, de acuerdo a lo anterior, de la siguiente forma:

$$\hat{\delta}_{DID} = \bar{Y}_1^T - \bar{Y}_0^T - (\bar{Y}_1^C - \bar{Y}_0^C) \quad (4)$$

tomando las expectativas del estimador (4) se verifica que es insesgado,

$$\hat{\delta}_{DID} = E[\bar{Y}_1^T] - E[\bar{Y}_0^T] - (E[\bar{Y}_1^C] - E[\bar{Y}_0^C]) \quad (5)$$

$$\hat{\delta}_{DID} = \alpha + \beta + \gamma + \delta - (\alpha + \beta) - (\alpha + \gamma) - \alpha$$

$$\hat{\delta}_{DID} = (\gamma + \delta) - \gamma$$

$$\hat{\delta}_{DID} = \delta \quad (6)^{10}$$

En este punto cabe destacar que usualmente se ha planteado que para cuantificar o medir el desempeño del esquema de metas de inflación es necesario estimar los desvíos del ritmo inflacionario respecto de la meta de inflación o del rango meta. Sin embargo, esta medición pasa por alto el hecho que el proceso inflacionario está sujeto a diversos choques de oferta que pueden ser transitorios, de modo que los desvíos de la inflación reflejan prácticamente los choques de oferta y no el nivel de anclaje de la inflación a la meta, alcanzado por el banco central (Vega, 2018).

Por otra parte, de acuerdo con Gillitzer y Simon (2015), el proceso inflacionario en los países que siguen el esquema de metas de inflación ha cambiado, en la medida que los bancos centrales han logrado estabilizar los choques domésticos de demanda agregada; por lo que los choques externos o de inflación importada son responsables de la mayor parte de la variabilidad de la inflación. Por consiguiente, es pertinente que la evaluación de las metas de inflación debe de ser en función de un resultado promedio del ritmo inflacionario, pues ello reflejaría, de manera más acertada, el anclaje de la inflación a la meta. Lo anterior sustenta el hecho de que el modelo de diferencias en diferencias resulta de evaluar los promedios de las variables en los periodos pre y post tratamiento.

10 La igualdad en (6) representa el estimador de diferencias en diferencias y es el que resulta de un análisis de regresión con la muestra del grupo de tratamiento y de control.

El estimador de diferencias en diferencias también se puede obtener mediante un análisis de regresión, lo que de forma general se puede especificar de la siguiente forma:

$$\Delta\pi_i = \delta_0 + \delta_1 D_i + \mu_i \quad (7)$$

en donde,  $\Delta\pi_i = \pi_{post} - \pi_{pre}$  corresponde a la diferencia de la inflación observada en el período antes y después de la implementación del tratamiento;  $\delta_0$  es una simple constante;  $\delta_1$  se refiere al impacto del tratamiento, dado que captura el efecto del esquema de metas de inflación;<sup>11</sup>  $D_i$  es una variable *dummy* que toma el valor de 1 cuando el país participa en el tratamiento, esto es si adopta el esquema de metas explícitas de inflación, y toma el valor de 0 cuando el país es parte del grupo de control; y  $\mu_i$  es el término de error estocástico. Este enfoque ha sido utilizado por Ball y Sheridan (2005), Mishkin y Schmidt (2007) y Bystedt y Brito (2008), entre otros.

De manera análoga se estimó el efecto de la implementación del régimen de metas de inflación sobre la actividad económica. Esto por medio de la ecuación:

$$\Delta y_i = \delta_0 + \delta_1 D_i + \mu_i \quad (8)$$

en donde  $\Delta y_i$  representa el cambio del Producto Interno Bruto (PIB) en el periodo post tratamiento respecto del período previo al tratamiento. En ambas ecuaciones (7) y (8) un parámetro  $\delta_1$  significativo representa el efecto de las metas de inflación sobre las variables en cuestión.

No obstante, es importante notar que los resultados de la regresión pueden ser cuestionables, sobre todo porque puede surgir un problema de regreso a la media, dado que la moderación en la inflación puede depender de factores transitorios o bien, la inflación inicial del sujeto o del grupo (control o tratamiento) en el periodo previo puede registrar niveles altos o un desempeño inflacionario deficiente, de modo que la inflación en el período posterior al tratamiento puede disminuir incluso si dicha reducción no está asociada a la implementación de la metas de inflación; por lo que el coeficiente, aunque sea significativo, podría producir un resultado espurio.

En virtud de lo anterior, para controlar el potencial sesgo, en el modelo de regresión se incluyó, como variable explicativa, la inflación y/o el crecimiento observado en el periodo previo al tratamiento. Esta misma estrategia fue empleada por Ball y Sheridan (2005), Goncalves y Salle (2006), Batini y Laxton (2006), Owuso y Fosu (2019) y Junankar y Wong (2020). Por tanto, la ecuación de regresión de forma general queda expresada de la siguiente forma:

$$\Delta x_i = \delta_0 + \delta_1 D_i + \delta_2 x_{pre} + \mu_i \quad (9)$$

en donde  $x$  representa a la variable dependiente (tasa de inflación o crecimiento del producto); en tanto que la inclusión de la variable  $x_{pre}$  que según sea el caso, sería  $\pi_{pre}$  o  $y_{pre}$ , controla por el sesgo de regresión a la media y, además captura la persistencia de la variable. Al igual que antes,  $\delta_1$  refleja el cambio en el desempeño de la variable objetivo desde un comportamiento inicial dado y cuantifica el impacto del tratamiento, por lo que representa el efecto de la implementación del esquema de metas de inflación.

En ese contexto, para determinar el efecto de la implementación del esquema de metas de inflación sobre el comportamiento de la inflación y el crecimiento, se utilizaron datos de panel para el periodo de enero 1995 a junio 2021. La inflación y el crecimiento están representados por la variación interanual del Índice de Precios al Consumidor (IPC) y del Producto Interno Bruto Real (PIB) de cada país, respectivamente; ambas variables en términos trimestrales. Estos datos fueron obtenidos de los institutos de estadística y los bancos centrales de cada país (ver Figuras A2 y A3 en el Apéndice). Asimismo, se analizó la volatilidad o variabilidad de la inflación representada por la desviación estándar trimestral de la inflación,<sup>12</sup> dado que uno de los objetivos del esquema es que la inflación converja a niveles estables.

11  $\delta_1$  corresponde al estimador insesgado del modelo de diferencias en diferencias y refleja el efecto del tratamiento; si este es diferente de cero de una manera estadísticamente significativa, entonces se concluye que la implementación de las metas de inflación tuvo un impacto en la variable de resultado, ya sea inflación ( $\pi$ ) o crecimiento ( $y$ ) en el momento  $t$ .

12 Se define como el promedio móvil de un año de la desviación estándar de la variación interanual del IPC.

De tal cuenta que todos los países de la muestra pertenecen a la región centroamericana, incluyéndose además a la República Dominicana debido a que cuenta con el esquema de metas de inflación. En ese contexto, cabe subrayar que no se encontró en la literatura existente una aproximación empírica con esta muestra, en la que tanto los países del grupo de tratamiento como de control pertenezcan a la región centroamericana. Por el contrario, la mayoría de estudios se enfocan en analizar los resultados del esquema de metas con muestras de economías avanzadas y de las principales economías de mercados emergentes. La elección de dicha muestra obedece a que esta permite obtener una mejor aproximación del efecto de metas de inflación sobre dichas variables en Guatemala, puesto que los países que conforman el grupo de control en una primera aproximación presentan condiciones y características similares.<sup>13</sup> Al respecto, es importante destacar que, el hecho de que el grupo de control sea similar al grupo de tratamiento en el período previo al tratamiento, induce a alcanzar mejores resultados, principalmente, en estudios de intervenciones que afectan a un país o una región (Wang-Sheng, 2011).

Para realizar el análisis empírico se utilizaron dos grupos de tratamiento y distintos periodos muestrales. En la primera aproximación únicamente Guatemala pertenece al grupo de tratamiento y el resto de países conforma el grupo de control; esto se atribuye a que Guatemala fue el primer país de la muestra que implementó el esquema de metas explícitas de inflación (ver Tabla B2, en Apéndice). En tanto que en la segunda aproximación Guatemala, Costa Rica y República Dominicana conforman el grupo de tratamiento, mientras que el resto de países de la región (El Salvador, Honduras y Nicaragua) integran el grupo de control. Las tasas de inflación promedio de los grupos de control y tratamiento, como se muestra en la Figura A4., algunos países que posteriormente adoptaron el esquema de metas de inflación experimentaron elevados niveles de inflación al inicio del periodo muestral.

Para la definición del periodo inicial (pre tratamiento), en el que ninguno de los países de la muestra ha implementado el esquema de metas de inflación, y el periodo final (post tratamiento) se consideró el año en el que el país o el grupo de países adoptó las metas de inflación.<sup>14</sup> En este sentido, para la primera aproximación dicho año es 2005, mientras que en la segunda aproximación se procedió conforme lo sugerido por Ball y Sheridan (2005), en que la fecha que divide ambos periodos es el año promedio de la adopción del esquema de metas para los países del grupo de tratamiento, por lo que corresponde al año 2012.

Finalmente, para verificar la robustez de los resultados del modelo, se efectuaron estimaciones con dos diferentes periodos iniciales.<sup>15</sup> El primero a partir del año 1995 y el segundo a partir del año 2000.<sup>16</sup> Lo anterior considera un problema potencial que puede surgir cuando se analiza la inflación de los países de América Latina y de Centroamérica, en particular desde 1995, asociado a que muchos de estos países experimentaron elevadas tasas de inflación durante la década de los 90, lo cual, para el objetivo de este estudio, podría generar resultados espurios (Goncalves y Salles, 2006).

13 Gertler et al. (2017) argumentan que deben de observarse características similares entre los grupos de tratamiento y de control, no solo en lo que se refiere a las observables, sino también en relación con las no observables. Contar con dos grupos similares asegura, en buena medida, que la estimación del contrafactual se aproxime al verdadero resultado en ausencia del tratamiento, y que una vez que el programa se haya implementado, las estimaciones de impacto no muestren un sesgo de selección.

14 Para estimar el modelo de diferencias en diferencias es necesario que se defina un periodo pre tratamiento y un periodo post tratamiento para que se pueda realizar la comparación.

15 Se utilizan las cifras del ritmo inflacionario y del crecimiento desde 1995 en adelante; no obstante, para verificar los resultados se utiliza un periodo más corto, revelando que los hallazgos sustantivos permanecen sin cambios.

16 El modelo de diferencias en diferencias estimado en varios periodos resulta ser un marco adecuado cuando los diferentes individuos de la muestra iniciaron el "tratamiento" en diferentes momentos (Wu, 2004).

## 5 | Resultados

Utilizando el marco econométrico y los datos descritos en la sección anterior, se estimaron diferentes especificaciones mediante el método de diferencias en diferencias para determinar el impacto de las metas de inflación sobre la dinámica, tanto de la inflación como del crecimiento económico, de acuerdo a la clasificación y los periodos mencionados, al mismo tiempo que se incluyen los hallazgos obtenidos al controlar por la inflación inicial o por el regreso a la media. En ese sentido, el parámetro relevante para medir el impacto del esquema de metas de inflación es  $\delta$ ,<sup>17</sup> que es el coeficiente de la variable dummy de las metas de inflación y que se puede interpretar como la medida en que el desempeño de las variables en cuestión de los países del grupo de tratamiento difiere del grupo de control,<sup>18</sup> es decir que refleja si se ha registrado una mejora en la evolución de la inflación y del producto interno bruto en los países que forman parte del grupo de tratamiento.

Los resultados de la regresión del efecto de la implementación de las metas de inflación sobre el comportamiento de la inflación en el grupo de tratamiento, se muestran en la Tabla 1. Al respecto, de acuerdo con la regresión III de la especificación, en la que no se tiene ningún control, se obtuvo un coeficiente estimado de -3.25 para las metas de inflación,<sup>19</sup> lo que significa que la tasa de inflación trimestral en Guatemala cayó en promedio 3.25% luego de haber adoptado el régimen de metas de inflación. Sin embargo, según los resultados de la regresión IV de la misma especificación, en la que se controla por la condición inicial o un regreso a la media, dicho coeficiente se reduce a -0.30, con un nivel de significancia de 10%; lo que señala que efectivamente el esquema de metas de inflación propició que en promedio se registrara una reducción, aunque más moderada, en el nivel de la inflación en Guatemala. De igual forma, bajo la regresión VII de la especificación 2, en la que el grupo de tratamiento está conformado por los tres países de la región que adoptaron el esquema de metas de inflación, se obtuvieron resultados consistentes y similares con un coeficiente de -3.79 para las metas de inflación, mientras que cuando se controla por un regreso a la media (regresión VIII) se obtiene una reducción de 1.44% en la inflación promedio del grupo de tratamiento. Esto implica que los países que adoptaron el régimen de metas de inflación registraron reducciones más significativas en la inflación promedio que aquellos que utilizan otro marco de política monetaria.<sup>20</sup> Asimismo, cabe enfatizar que bajo todas las regresiones se puede observar un valor cuantitativo importante para la variable que representa las metas de inflación. En cuanto a la variable que controla por la condición inicial, se observa que en todas las especificaciones es estadísticamente significativa; además su importancia cuantitativa es similar en todas las regresiones, alrededor de 0.70, lo que sugiere que el efecto por un regreso a la media o el efecto de largo plazo de las metas de inflación equivale a una reducción de la inflación en alrededor de 0.70%,<sup>21</sup> esto es parecido a los resultados obtenidos por Ball y Sheridan (2005).

En ese sentido, dado que en ambos grupos (tratamiento y control) no se observan características que los hagan diferir en forma relevante, excepto su marco de política monetaria, es plausible concluir que la adopción del esquema de metas de inflación propició una disminución en el nivel de la inflación.<sup>22</sup>

17 El signo esperado del estimador es negativo para la inflación y positivo para el producto interno bruto, lo que reflejaría el efecto favorable del tratamiento o de la implementación de las metas de inflación.

18 Kose et al. (2016) lo interpreta como los beneficios diferenciales del esquema de metas de inflación.

19 El coeficiente de la variable dummy de metas de inflación, tal y como lo sugiere la literatura, es negativo, aunque la significancia estadística varía en función del periodo inicial considerado, lo cual puede atribuirse a que en el estudio se utiliza una muestra reducida de países.

20 Esto significa que la inflación, en los países de la región bajo el esquema de metas de inflación, registró una reducción mayor en alrededor de 1.4% respecto a la reducción observada en los países que no implementaron dicho esquema.

21 Diversos autores destacan la importancia de controlar por un regreso a la media, dado que el efecto de las metas de inflación tiende a ser menor cuando se controla por las condiciones iniciales.

22 El resultado de que la inflación sea menor en los países con metas de inflación es consistente con el objetivo principal del banco central que es la estabilidad en el nivel de los precios.

Tabla 1. Variable dependiente: Inflación

Variable Dependiente	Especificación 1				Especificación 2			
	I	II (a)	III	IV (a)	V	VI (a)	VII	VIII (a)
	Período pre-tratamiento desde 1995	Período pre-tratamiento desde 1995	Período pre-tratamiento desde 2000	Período pre-tratamiento desde 2000	Período pre-tratamiento desde 1995	Período pre-tratamiento desde 1995	Período pre-tratamiento desde 2000	Período pre-tratamiento desde 2000
Metas de Inflación dummy	-3.5954 (3.995404)	-0.9517 * (0.6232)	-3.2516 * (5.065028)	-0.2984 * (0.251339)	-1.7091 * (0.976767)	-0.5989 (0.578424)	-3.7924 *** (0.795369)	-1.4410 ** (0.816266)
Condición inicial o Inflación rezagada		-0.7524 *** (0.199171)		-0.9316 *** (0.157863)		-0.7168 *** (0.199234)		-0.6474 ** (0.217795)
Constante	-6.0327 *** (1.580882)	2.1849 (2.304627)	-5.1036 (2.793969)	4.2062 * (1.820507)	-5.3156 ** (1.623611)	0.9272 (1.916278)	-2.2280 (1.322085)	1.4115 (1.445602)
R cuadrado	0.1682	0.8555	0.0503	0.9247	0.4336	0.8934	0.8504	0.9621

**Nota:** La especificación 1 consiste en que el periodo post tratamiento inicia a partir de 2005. La especificación 2 consiste en que el periodo post tratamiento inicia a partir de 2012. Las cifras entre paréntesis son los errores estándar robustos; \*\*\*, \*\*, \* representan los niveles de significancia al 1%, 5% y 10%, respectivamente.

**Fuente:** Elaboración propia.

Por otro lado, al evaluar el efecto del esquema de metas de inflación sobre el crecimiento de acuerdo con los hallazgos presentados en la Tabla 2, se observa que para la especificación 1, únicamente se obtuvieron resultados satisfactorios mediante la regresión IV, en el modelo que se controla por un regreso a la media. El coeficiente para las metas de inflación es de 0.25, aunque su significancia estadística es débil ( $p$  value de 0.15), esto para el modelo en el que el individuo de tratamiento es Guatemala. Por su parte, en la especificación II en la que el grupo de tratamiento lo integran los países de la muestra, que utilizan el esquema de metas de inflación, se obtuvieron resultados significativos para la meta de inflación en la regresión VIII, obteniéndose un coeficiente de 0.38 para la variable de metas de inflación a un nivel de significancia de 5%. De esa cuenta, los resultados sugieren que, en promedio, la adopción de las metas de inflación impulsó el crecimiento del PIB real en los países que adoptaron dicho régimen en alrededor de 0.4% en promedio, en comparación con los países del grupo de control.<sup>23</sup> No obstante, como se observa en la Tabla 2, para el resto de especificaciones no se encontró que el efecto, de la implementación de las metas sobre la actividad económica, sea significativamente distinto (en el sentido estadístico) del resto de la muestra, por lo que empíricamente no se puede concluir que las metas de inflación promovieron el crecimiento de la actividad económica. Este resultado es similar al que encontraron en Brito y Bysteadt (2008) y Junankar y Wong (2020); así también estaría en línea con la relación débil en términos estadísticos que hallaron Ball y Sheridan (2005). Por lo demás, este hallazgo puede sustentar en parte la pasividad o indiferencia de los bancos centrales que están bajo el esquema de metas de inflación respecto a la relevancia que atribuyen al comportamiento del crecimiento económico (Kose et al, 2016).<sup>24</sup>

23 De acuerdo con Batini y Laxton (2006), esto destaca que no existe evidencia de que las metas de inflación alcancen su objetivo de inflación en detrimento de estabilizar el crecimiento del producto real.

24 En un periodo muestral corto, el crecimiento promedio depende de la posición cíclica de la economía, así como del crecimiento del producto potencial. Por lo que en un periodo más largo podría verificarse empíricamente, con una mayor certeza, el efecto de las metas de inflación sobre el crecimiento promedio.

**Tabla 2.** Variable dependiente: Producto Interno Bruto

Variable Dependiente	Especificación 1				Especificación 2			
	I	II (a)	III	IV (a)	V	VI (a)	VII	VIII (a)
	Periodo pre-tratamiento desde 1995	Periodo pre-tratamiento desde 1995	Periodo pre-tratamiento desde 2000	Periodo pre-tratamiento desde 2000	Periodo pre-tratamiento desde 1995	Periodo pre-tratamiento desde 1995	Periodo pre-tratamiento desde 2000	Periodo pre-tratamiento desde 2000
Metas de Inflación dummy	-0.3623 0.3182	0.1114 0.2585	0.0674 0.4962	0.2502 * 0.1625	0.1791 0.1584	0.2945 0.1337	0.4235 0.2921	0.3838 ** 0.1501
Condición inicial		-0.0865 0.3886		-0.7807 0.4746		-0.5806 * 0.2928		-0.8720 ** 0.2494
Constante	-0.3623 0.3182	-0.0321 1.5271	0.3042 0.7090	2.7634 * 1.6085	-1.0283 * 0.4144	0.9436 1.0430	-0.8321 0.7640	1.9583 * 0.8889
R cuadrado	0.0684	0.0835	0.0046	0.4767	0.2422	0.6721	0.3445	0.8708

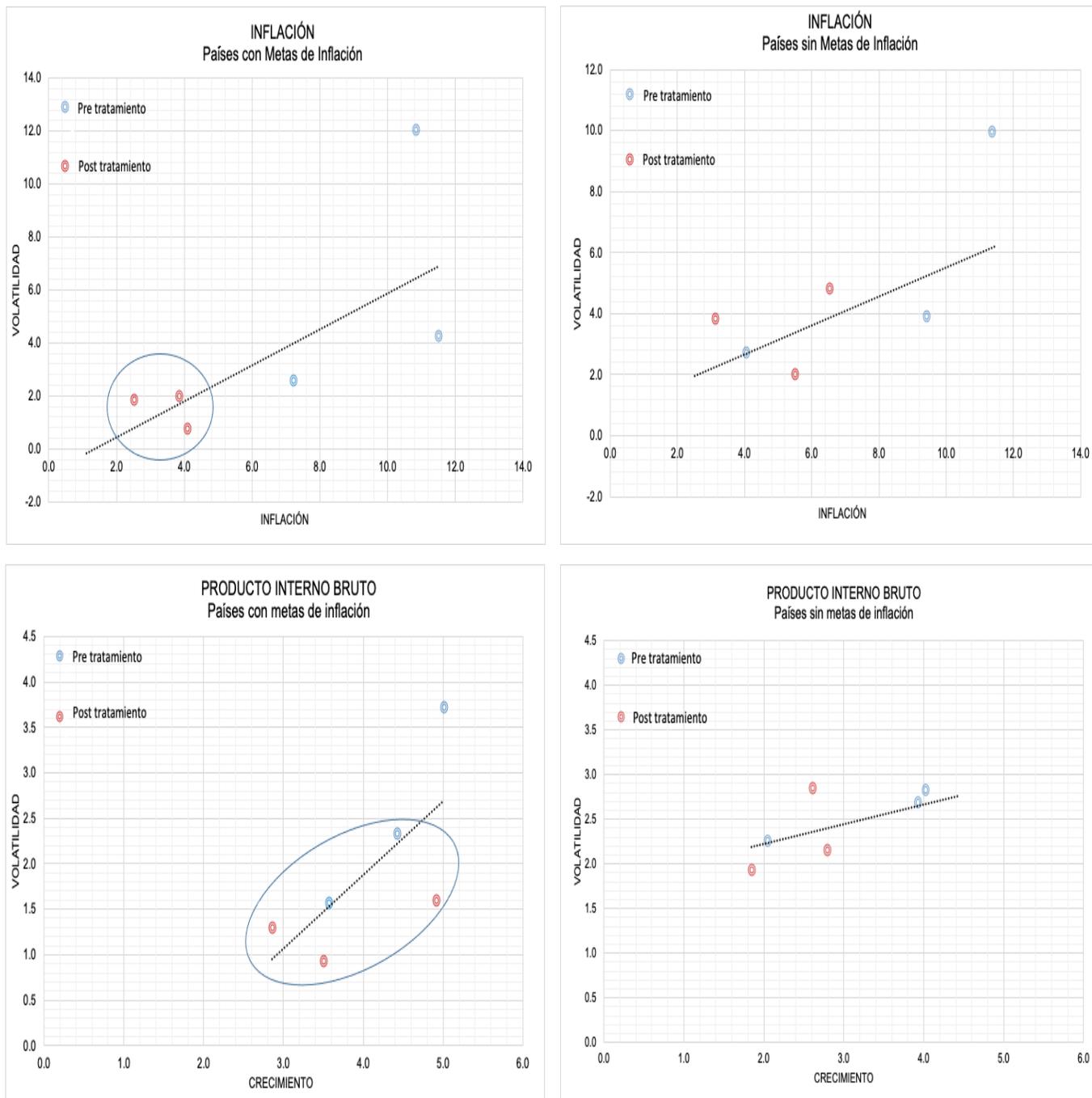
**Nota:** La especificación 1 consiste en que el periodo post tratamiento inicia a partir de 2005. La especificación 2 consiste en que el periodo post tratamiento inicia a partir de 2012. Las cifras entre paréntesis son los errores estándar robustos; \*\*\*, \*\*, \* representan los niveles de significancia al 1%, 5% y 10%, respectivamente.

**Fuente:** Elaboración propia.

El Gráfico 1 confirma los resultados anteriores, a saber; en que el esquema de metas de inflación está asociado a una reducción significativa de la inflación promedio durante el periodo posterior al tratamiento, al mismo tiempo que se observa una disminución de su variabilidad. Al respecto, se observa que durante dicho periodo se registró una mayor convergencia hacia una inflación baja y estable en los países con metas de inflación que para los países que no cuentan con tal esquema. En cuanto al desempeño del crecimiento económico, se observa un comportamiento más homogéneo, encontrándose que en el grupo de tratamiento se reduce ligeramente la volatilidad del PIB real en el periodo post tratamiento, aunque la mejora no es significativa en sus tasas de crecimiento promedio.

**Gráfico 1.** Comportamiento de la inflación y del crecimiento económico en el periodo pre y post tratamiento

1990-2021



Fuente: Elaboración propia.

A su vez se analizó la variabilidad de la inflación mediante el mismo enfoque de diferencias en diferencias, utilizando la desviación estándar trimestral. En ese sentido, cabe destacar que, durante el período de análisis, la inflación disminuyó tanto a nivel mundial como en los países de la muestra, por lo que la varianza de la inflación también registró el mismo comportamiento. Sin embargo, los resultados señalan que la caída en la volatilidad de la inflación ha sido significativa en los países que cuentan con el esquema de metas de inflación, por lo que el efecto de la implementación del tratamiento ha implicado una mayor reducción de la varianza en dichos países (ver resultados en Tabla B3 en Apéndice). Al respecto, Corbo, Landerretche y Schmidt-Hebbel (2002) y Vega y Winkelried (2005) obtuvieron resultados similares en sus estudios, aportando evidencia de que las metas de inflación han contribuido a la reducción de la volatilidad de la inflación. Cabe agregar también que, según Faust y Henderson (2004), la literatura sugiere que las mejores prácticas respecto a la política monetaria se pueden resumir en dos objetivos, a saber; moderar la inflación promedio y obtener una varianza de inflación correcta; por tanto, y de acuerdo a los resultados obtenidos en el presente análisis empírico, las metas de inflación han contribuido en lograr, en términos generales, ambos objetivos en el comportamiento de la inflación de los grupos de tratamiento.

## 6 | Conclusiones

En el presente trabajo se utilizó el modelo cuasi experimental de diferencias en diferencias para evaluar el impacto del esquema de metas de inflación sobre el nivel y la volatilidad de la inflación, así como sobre el crecimiento del PIB de Guatemala y de los países de Centroamérica que implementaron dicho esquema. Dicho modelo ofrece la posibilidad de identificar los efectos de políticas económicas utilizando herramientas de evaluación que usualmente se aplican en un contexto microeconómico, de manera más acertada que otros métodos convencionales o comúnmente utilizados en la macroeconomía. En ese sentido, los hallazgos revelan que el esquema de metas de inflación es efectivo en términos de moderar la inflación y su volatilidad en el periodo post tratamiento, observándose una diferencia estadísticamente significativa entre los países que adoptaron las metas de inflación y los que siguieron otro esquema alternativo de política. Asimismo, los resultados sugieren que la disminución de la inflación en los países con metas de inflación, puede atribuirse no solo a la implementación de dicho esquema, sino también, en cierta medida, al componente de un regreso a la media.

Por otro lado, se observa que existe una relación entre la implementación de las metas de inflación y el crecimiento del PIB, aunque la evidencia sugiere que, en los países del grupo de tratamiento, esta es débil en el sentido estadístico. En todo caso, los resultados sugieren que no existe un costo en términos de crecimiento económico de la implementación de las metas de inflación; es decir que, si bien este esquema no genera un aumento significativo en las tasas de crecimiento económico, tampoco lo perjudica. Es talvez por ello que el crecimiento económico no forma parte del mandato usual de los bancos centrales que utilizan el esquema de metas de inflación.

Durante los últimos años derivado de los eventos asociados a la crisis financiera mundial y a la pandemia del Covid-19, la percepción de las ventajas del esquema de metas de inflación pudo haber experimentado algunos cambios, cuestionando si este es efectivo para el logro de la estabilidad económica, bajo el argumento de que dicho esquema se enfoca fundamentalmente en controlar la inflación, lo que pudo llevar a los bancos centrales a descuidar otros objetivos como la estabilidad financiera, el empleo y el crecimiento. Sin embargo, en el cúmulo de literatura asociada al esquema de metas de inflación, se evidencia su efectividad, al mismo tiempo que no se observan efectos adversos sobre el desempeño de la actividad económica y sobre ninguna variable macroeconómica relevante, todo lo cual puede explicar la razón por la que ningún país ha renunciado a dicho marco de política.

## 7 | Referencias bibliográficas

Abadie, A. (2005). "Semiparametric differences in differences estimator". *The Review of Economic Studies*, Vol. 72, No. 1, 1-19. Oxford University Press.

Amano, R., Kryvtsov, O. y Petersen, L. (2014). "Recent developments in experimental macroeconomics". *Bank of Canada Review*. Vol 214 Issue Autumn, 1-11.

Angrist, J. y Krueger, A. (1999). "Empirical strategies in labor economics". *Handbook of Labor Economics*. Vol 3. 1277-1366.

Athey, S. y Imbens, G. (2006). "Identification and inference in nonlinear difference-in-differences models". *Econometrica* Vol 74 No.2, 431-497.

Ball, L. (2010). "The performance of alternative monetary regimens". National Bureau of Economic Research. Working Paper No. 16124.

Ball, L. y Sheridan, N. (2005). "Does inflation targeting matter?" *The Inflation Targeting Debate*. The University of Chicago Press. 249-282.

Batini, N. y Laxton D. (2006). "Under what conditions can inflation targeting be adopted? The experience of emerging markets". Central Bank of Chile. Working Papers No. 406.

Bernal, R. y Peña, X. (2011). "Guía práctica para la evaluación de impacto". Centro de Estudios sobre Desarrollo Económico. Universidad de los Andes.

Bernanke, B. y Mishkin, F. (1997). "Inflation targeting: A new framework for monetary policy? National Bureau of Economic Research. Working Paper No. 5893.

Blinder, A. (2000). "Central bank credibility: Why do we care? How do We Build It?" *The American Economic Review* Volume 90, 1421-1431.

Brito, R. y Bydstedt, B. (2008). "Inflation targeting in emerging economies: Panel evidence". Instituto de Ensino Insper. Working Paper 132.

Corbo V., Landerretche O. y Schmidt-Hebbel K. (2002). "Does inflation targeting make a difference?" *Central Banking, Analysis, and Economic Policies Book Series*. Edition 1, volume 5, 221-270. Central Bank of Chile.

Faust, J. y Henderson, D. (2004). "Is inflation targeting best-practice monetary policy?" *Federal Reserve Bank of St. Louis. Review* July/August 2004 No. 86. 117-143.

Fondo Monetario Internacional. Annual Report on Exchange Arrangements and Exchange Restrictions. Años 2000-2020.

Gertler P., Martínez S. Premand P., Rawlings L. y Vermeersch C. (2017). "La evaluación de impacto en la práctica". 2da. Edición. Banco Internacional para la Reconstrucción y el Desarrollo. Banco Mundial.

Gillitzer, C. y Simon, J. (2015). "Inflation targeting: A Victim of its own success?" *Research Discussion Paper*. Reserve Bank of Australia.

Gonçalves, C. y Salles, J. (2006). "Inflation targeting in emerging economies: What do the data say? *Journal of Development Economics* 85, 312-318.

Jahan, S. (2017). "Inflation targeting: holding the line". *International Monetary Fund. Finance and Development*. November 2017.

Junankar, P. N. y Wong, C. (2020). "The impact of inflation targeting on inflation and growth: How robust is the evidence?" *Iza Institute of Labour Economics. Discussion Paper Series*, No. 13284.

Kose, N., Yalcin, Y. y Yucel, E. (2018). "Performance of inflation targeting in retrospect". *Empirica* 45, 197-213.

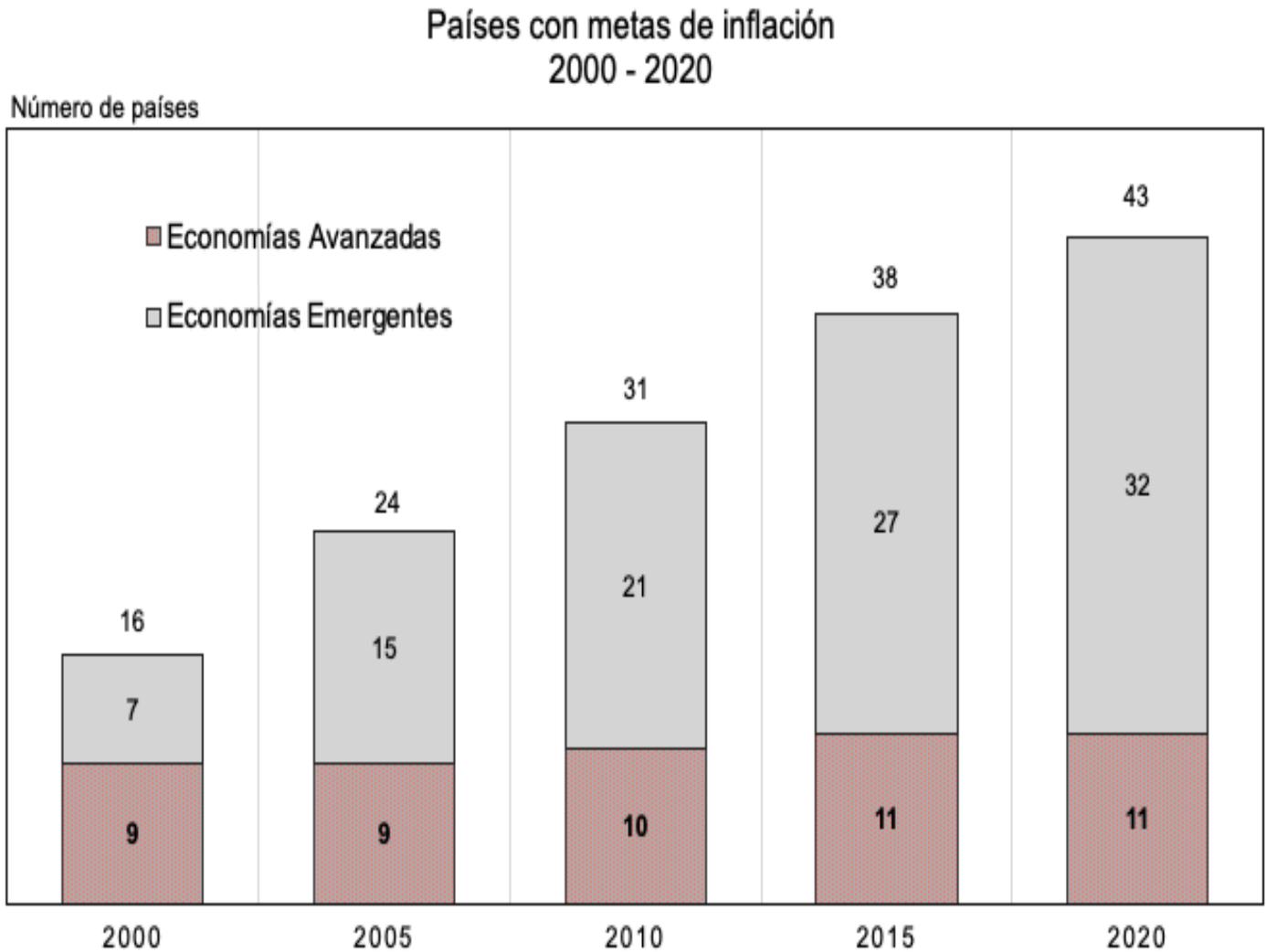
Kunstmann, L. y Merino, J. (2008). "Natural experiment as a new quasi-xperimental design in social and health-related sciences". *Ciencia y Enfermería*. Vol. 14.

- Levin, A., Natalucci, F. y Piger, J. (2004). "The macroeconomic effect of inflation targeting". Federal Reserve Bank of St. Louis Review, 86(4), 51-80.
- Lin, S. y Ye, H. (2009). "Does inflation targeting make a difference in developing countries?" Journal of Development Economics No.89, 118-123.
- Mishkin, F. y Schmidt-Hebbel, K. (2007). "Does inflation targeting make a difference?" National Bureau of Economic Research. Working Paper No.12876.
- Owuso, P. y Fosu, R. (2019). "Inflation targeting monetary policy and macroeconomic performance: The Case of Middle Income Countries". Applied Economics and Finance Vol. 6 No. 5.
- Roger, S. (2010). "Inflation targeting turns 20". International Monetary Fund. Finance and Development Volume 47 March 2010.
- Svensson, L. (2010). "Inflation targeting". National Bureau of Economic Research. Working Paper No. 16654.
- Svensson, L. (1997). "Inflation forecast targeting: implementing and monitoring inflation targets. European Economic Review 41, 1111-1146.
- Vega, M. (2018). "El esquema de metas de inflación y la inflación peruana". Moneda No.173. Banco Central de Reserva del Perú.
- Vega, M. y Winkelried, D. (2005). "Inflation targeting and inflation behavior: A successful story?" International Journal of Central Banking Vol 1 No.3. 75-153.
- Wu, T. (2004). "Does Inflation targeting reduce inflation? An analysis for the OECD industrial countries". Central Bank of Brazil. Working Paper Series No. 83.
- Wang-Sheng, L. (2011). "Comparative case studies of the effects of inflation targeting in emerging economies". Oxford Economic Papers No. 63, 375-397.

## Apéndices

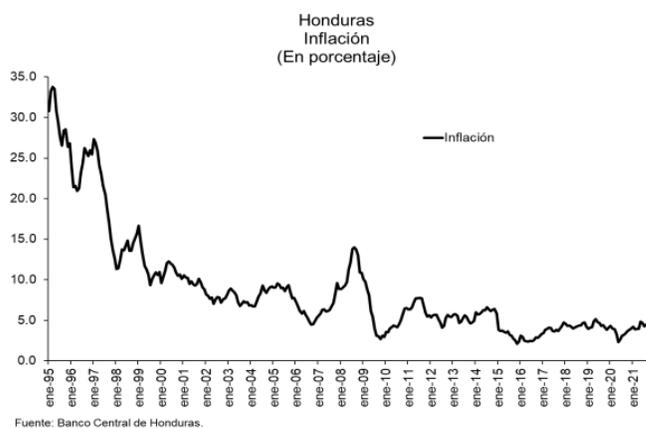
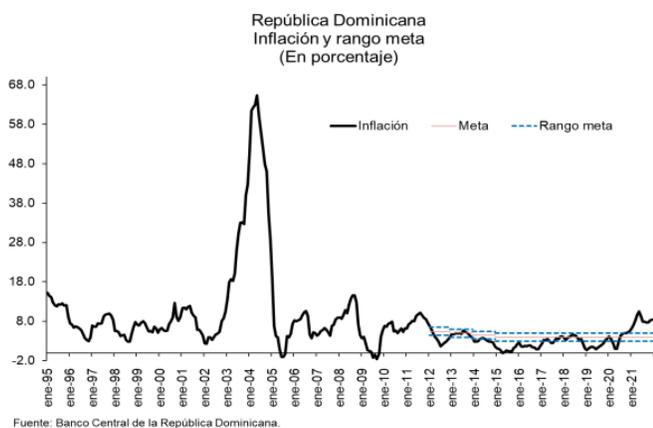
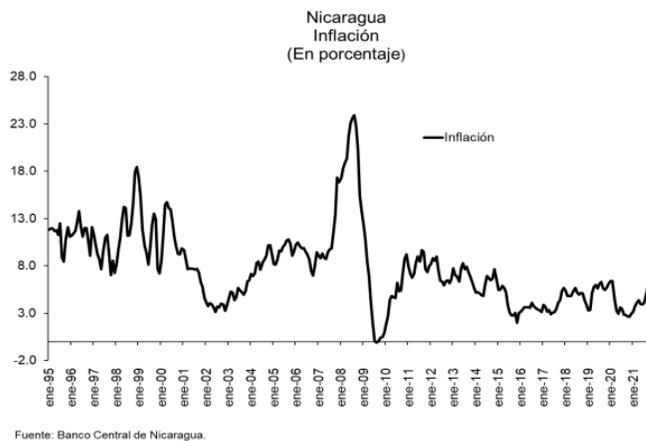
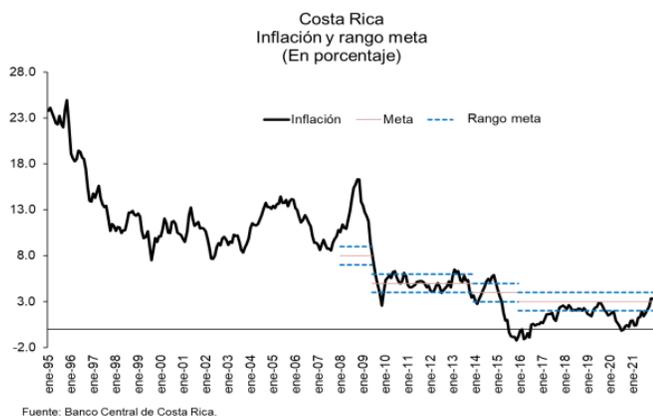
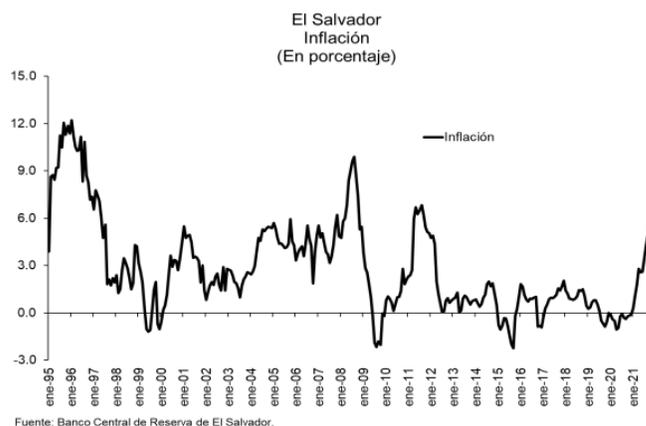
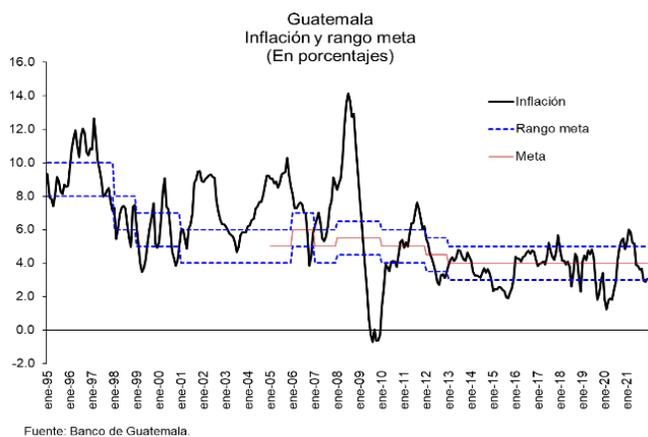
### Apéndice A. Figuras:

**Figura A1.** Número de países que han implementado el esquema de metas de inflación, 2000-2020



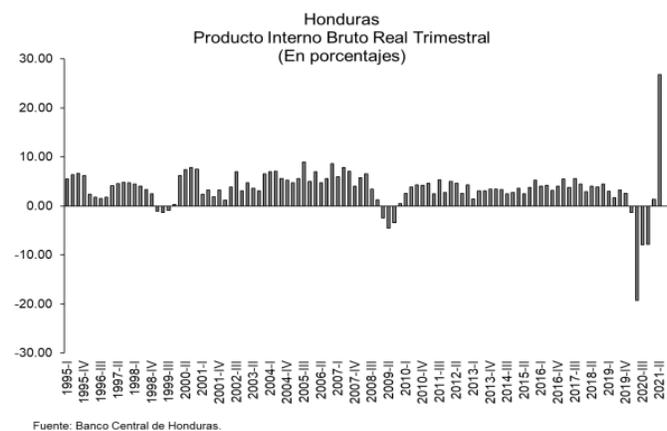
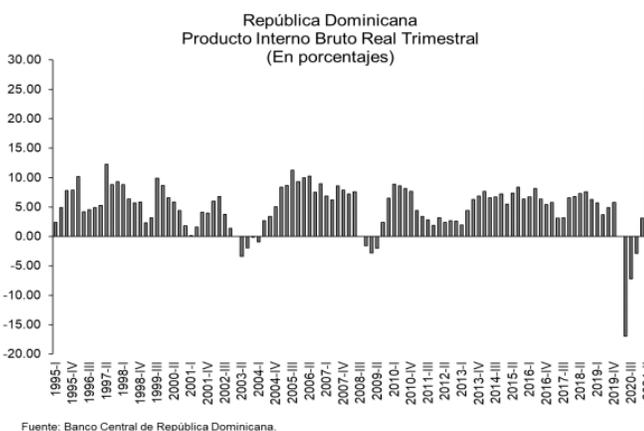
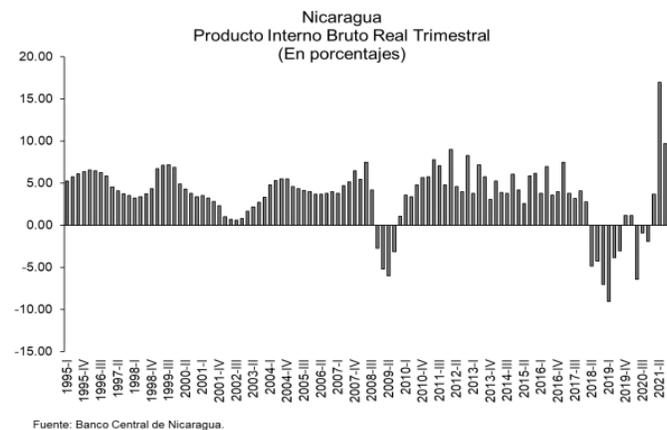
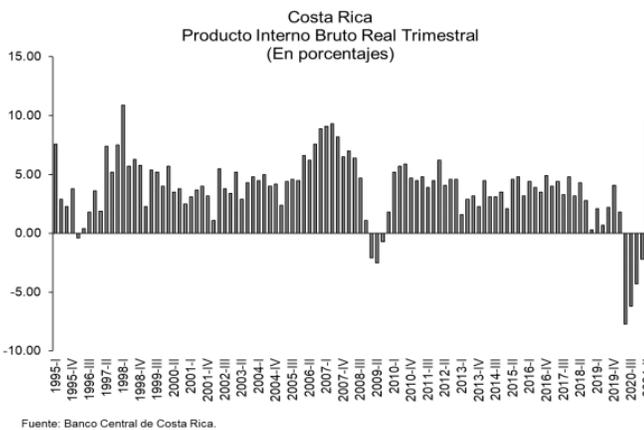
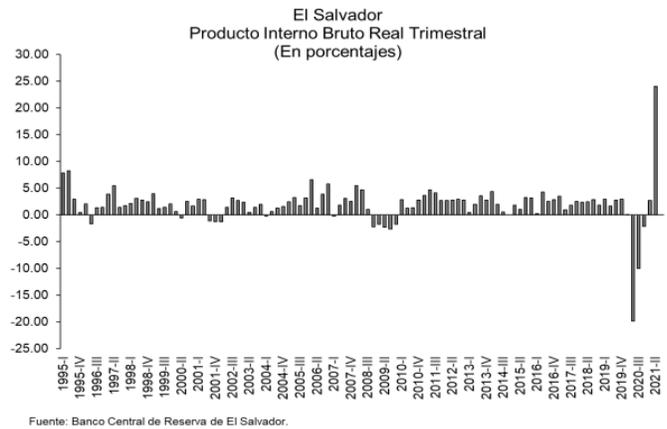
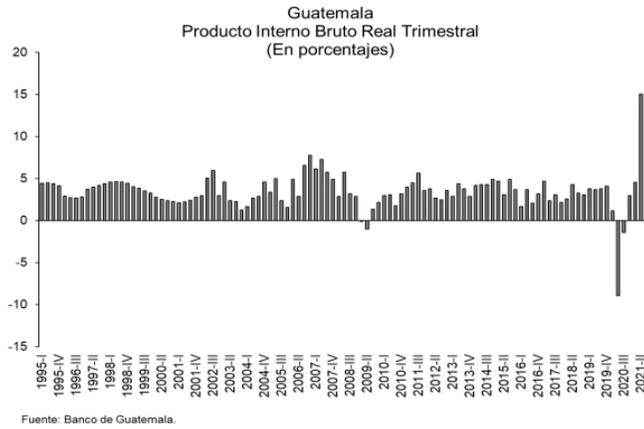
**Fuente:** Elaboración propia con base en datos del Annual Report on Exchange Arrangement and Exchange Restrictions. Fondo Monetario Internacional.

**Figura A2.** Inflación, meta de inflación y rango meta de los países de los grupos de tratamiento y control, 1995-2021



**Fuente:** Elaboración propia con base en información de los bancos centrales.

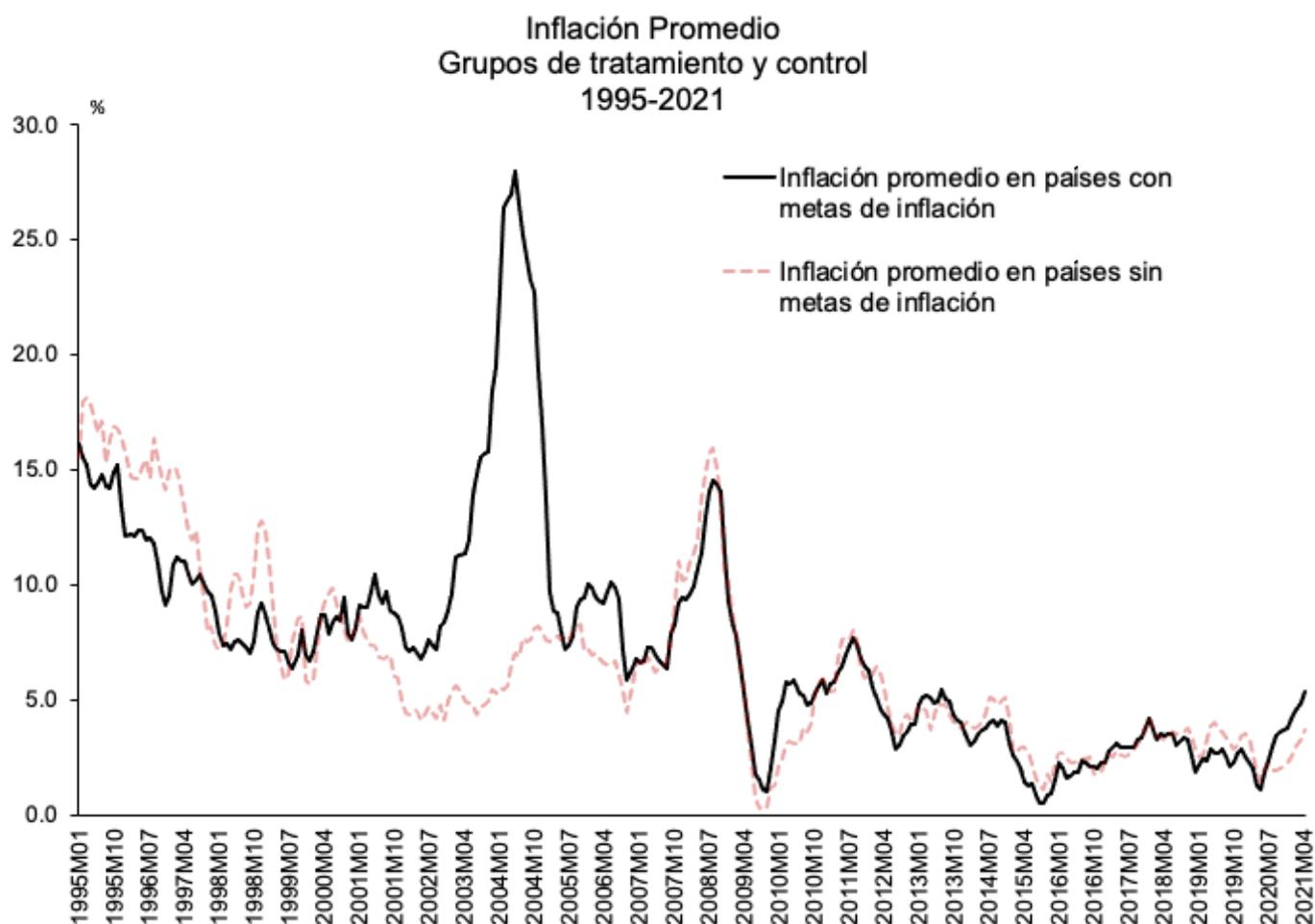
**Figura A3.** Producto Interno Bruto Real trimestral de los países de los grupos de tratamiento y control, 1995-2021



**Fuente:** Elaboración propia con base en información de los bancos centrales.

**Nota:** Para los países que no contaban con información trimestral desde 1995, se procedió a trimestralizar las cifras del Producto Interno Bruto anual.

Figura A4. Inflación promedio de los grupos de tratamiento y control



**Nota:** El grupo de tratamiento está conformado por Guatemala, Costa Rica y República Dominicana. El grupo de control lo integran El Salvador, Honduras y Nicaragua.

**Fuente:** Elaboración propia con base en datos de los institutos de estadística y bancos centrales.

## Apéndice B. Tablas:

**Tabla B1.** Representación del modelo de diferencias en diferencias

Es común representar de la siguiente forma el método cuasi experimental de diferencias en diferencias.

	Pre	Post	Diferencia (Post - Pre)
Grupo de Tratamiento	$Y_0^T$	$Y_1^T$	$Y_1^T - Y_0^T$
Grupo de Control	$Y_0^C$	$Y_1^C$	$Y_1^C - Y_0^C$
Diferencia (Tratamiento - Control)	$Y_0^T - Y_0^C$	$Y_1^T - Y_1^C$	$Y_1^T - Y_1^C - (Y_0^T - Y_0^C)$

**Fuente:** Elaboración propia.

Donde  $Y^T$  representa el grupo de tratamiento y  $Y^C$  el grupo de control; 0 y 1 representan el periodo pre y post tratamiento, respectivamente.

**Tabla B2.** Centroamérica y República Dominicana. Esquema de Metas de Inflación

País	Fecha de adopción del Esquema de Metas de Inflación	Meta de Inflación en la fecha de la adopción	Inflación cuando se adoptó el Esquema de Metas de Inflación	Inflación en diciembre de 2020
Guatemala	Enero de 2005	4% - 6%	9.0%	4.8%
Costa Rica	Enero de 2018	3.00% +/-1.00%	2.4%	3.3%
República Dominicana	Enero de 2012	5.50% +/-1.00%	6.9%	5.6%
El Salvador (1)	N.D.	N.D.	N.D.	-0.1%
Nicaragua (1)	N.D.	N.D.	N.D.	2.9%
Honduras (2)	N.D.	N.D.	N.D.	4.0%

N.D. No disponible

(1) No utiliza el régimen de metas de inflación.

(2) Se encuentran en transición hacia la implementación de las metas de inflación.

**Fuente:** Elaboración propia con base en información de los bancos centrales.

**Tabla B3.** Resultados del modelo para la varianza

Variable dependiente: Varianza de la Inflación		
	I	II
Variable Dependiente	Período pre-tratamiento desde 2000	Período pre-tratamiento desde 2000
Metas de Inflación dummy	-1.8455 * (0.6173)	-0.5829 * (0.1187)
Condición inicial		-0.8910 * (0.4878)
Constante	-1.0584 ** (0.3800)	0.6033 (0.0999)
R cuadrado	0.6908	0.9802

**Nota:** El modelo se estimó para el periodo de tratamiento que inició a partir de 2012, con el grupo de tratamiento conformado por los tres países que implementaron el esquema de metas de inflación; las cifras entre paréntesis son los errores estándar robustos; \*\*\*, \*\*, \* representan los niveles de significancia al 1%, 5% y 10%, respectivamente.

**Fuente:** Elaboración propia.



## JUNTA MONETARIA\*

**Alvaro González Ricci**  
Presidente

**José Alfredo Blanco Valdés**  
Vicepresidente

### Miembros titulares

**Edwin Oswaldo Martínez Cameros**  
Ministro de Finanzas Públicas

**Janio Moacyr Rosales Alegria**  
Ministro de Economía

**Edgar René De León Moreno**  
Ministro de Agricultura, Ganadería y  
Alimentación

**Duay Antoni Martínez Salazar**  
Electo por el Congreso de la República

**Sergio de la Torre Gimeno**  
Electo por las asociaciones empresariales de  
comercio, industria y agricultura

**Luis Rolando Lara Grojec**  
Electo por los presidentes de los consejos de  
administración o juntas directivas de los  
bancos privados nacionales

**Henry Estuardo Castillo Villatoro**  
Electo por el Consejo Superior de la  
Universidad de San Carlos de Guatemala

### Miembros suplentes

**Carlos Roberto Arias Bouscayrol**  
Electo por las asociaciones empresariales  
de comercio, industria y agricultura

**Carlos Humberto Aroche Sandoval**  
Electo por el Consejo Superior de la  
Universidad de San Carlos de Guatemala

**Luis Fernando Samayoa Delgado**  
Electo por los presidentes de los consejos de  
administración o juntas directivas de los  
bancos privados nacionales

\* Al 31 de diciembre de 2022

## AUTORIDADES\*

**Alvaro González Ricci**  
Presidente

**José Alfredo Blanco Valdés**  
Vicepresidente

**Oscar Roberto Monterroso Sazo**  
Gerente General

**Johny Rubelcy Gramajo Marroquín**  
Gerente Económico

**Jorge Vinicio Cáceres Dávila**  
Gerente Financiero

**Leonel Hipólito Moreno Mérida**  
Gerente Jurídico

**Herberth Solórzano Somoza**  
Gerente Administrativo

## FUNCIONARIOS SUPERIORES\*

### Departamento de Análisis Macroeconómico y Pronósticos

**Eddy Roberto Carpio Sam**  
Director

**David René Samayoa Gordillo**  
Subdirector

**Jorge Salvador Samayoa Mencos**  
Subdirector

### Departamento de Investigaciones Económicas

**Juan Carlos Castañeda Fuentes**  
Director

**Juan Carlos Catalán Herrera**  
Subdirector

### Departamento de Estadísticas Macroeconómicas

**Víctor Estuardo Flores SúcHITE**  
Director

**Ismael Herlindo Matías Vargas**  
Subdirector

### Departamento de Análisis de Estabilidad Financiera

**Héctor Augusto Valle Samayoa**  
Director

**Odalis Hernández Martínez**  
Subdirector

### Departamento de Ejecución de Política Monetaria, Cambiaria y Crediticia

**Marco Tulio López Quiñonez**  
Director

**Ariel Wosbeli López Meléndez**  
Subdirector

### Departamento Internacional

**Víctor Manuel Vásquez García**  
Director

**Neri Alfredo Juracán Par**  
Subdirector

### Departamento de Contabilidad y Sistema de Pagos

**William Ariel Cano Hernández**  
Director

**Edgar Iván León Ovalle**  
Subdirector

**Jorge Guillermo Rodas Gomez**  
Subdirector

### Departamento de Emisión Monetaria

**Luis Fernando Quintanilla Pereda**  
Director

**Edvin Ariel Morales y Morales**  
Subdirector

### Departamento de Análisis de Riesgo de Reservas Monetarias Internacionales

**Leslie Nálínle Sánchez Barrios de García**  
Subdirectora

### Departamento de Tecnologías de Información

**Mario Geovanni Cordova Gomar**  
Director

**Luis Arturo González Pineda**  
Subdirector

### Departamento de Servicios Administrativos

**Mario Roberto León Ardon**  
Director

**Manuel Lizandro Ramírez Barrios**  
Subdirector

### Departamento de Seguridad

**Walter Emilio Barrios Guevara**  
Director

**Kilian René Rayo Saravia**  
Subdirector

### Departamento de Comunicación y Relaciones Institucionales

**Oscar Jorge Augusto Hernández Ramírez**  
Director

**Ronald Vinicio Ruíz Alonzo**  
Subdirector

### Departamento de Recursos Humanos

**Juan Carlos Estrada Calvillo**  
Director

**Gloria Edelmira Mayen Veliz de Velez**  
Subdirectora

### Asesoría Jurídica

**Beatriz Eugenia Ordóñez Porta de Leal**  
Asesora III

**Giovanni Paolo Vitola Mejia**  
Asesor III

**Julio René Martínez Guerra**  
Asesor II

### Oficialía de Cumplimiento

**Maynor Augusto Ambrosio Higueros**  
Oficial de Cumplimiento

**Nelton Adolfo Navarro Aguilar**  
Oficial de Cumplimiento Suplente

### Auditoría Interna

**Juan Manuel Melendez Godínez**  
Auditor Interno

**Walter Israú Córdova Citalán**  
Subauditor Interno

### Planificación y Desarrollo Organizacional

**Marco Tulio Juárez Chavarría**  
Asesor II

### Secretaría de la Junta Monetaria

**Romeo Augusto Archila Navarro**  
Secretario

**José Fernando Monteros Portillo**  
Subsecretario

\* Autoridades y funcionarios superiores en ejercicio de funciones al 31 de diciembre de 2022.

**Nota:** Los nombres y apellidos se incluyen textualmente de acuerdo con la lista proporcionada por la Sección de Planificación y Relaciones Laborales del Departamento de Recursos Humanos del Banco de Guatemala.



## Guatemala

### Ciudad Guatemala

- 1) Biblioteca Central  
7ª. avenida, 22-01, zona 1

### Amatitlán

- 2) 5ª. calle y 4ª. avenida, esquina, barrio La Cruz

### San José Pinula

- 3) Traslada a: Parcela No. 115, aldea San Luis, sector Letrán, Escuela Mixta No. 861

## Alta Verapaz

### Cobán

- 4) Calzada "Rabín Ajau", zona 11, salida a Chisec Instituto de la Juventud y el Deporte
- 5) 1ª. calle, 5-24, zona 2

## Baja Verapaz

### Rabinal

- 6) 4a. avenida, 2-37, zona 3

### Salamá

- 7) 5ª. avenida, 6-21, nivel 2, zona 1

## Chimaltenango

### San Martín Jilotepeque

- 8) Plaza Central, frente a municipalidad

### Patzún

- 9) 3a. calle, 5-48, zona 1, edificio municipal

### Chimaltenango

- 10) 2ª. avenida, 2-20, zona 3, nivel 2

### Zaragoza

- 11) 7a. avenida Norte, No. 3,

## Chiquimula

### Quezaltepeque

- 12) 3a. calle y 2ª. avenida, zona 2

### Ipala

- 13) 2a. calle, 3-18, zona 1 nivel 2, edificio municipal

### Olopa

- 14) Edificio municipal, nivel 2, barrio El Centro

### Concepción Las Minas

- 15) Segundo nivel, mercado municipal

## El Progreso

### Guastatoya

- 16) Avenida Principal, contiguo al Banco G&T

### El Júcaro

- 17) Edificio municipal, nivel 2

## Escuintla

### Escuintla

- 18) 3ª. avenida, 3-63, zona 1

### Puerto San José

- 19) Avenida El Comercio

### Santa Lucía Cotzumalguapa

- 20) 5a. calle, 3-39, zona 1, edificio municipal

## Huehuetenango

### San Antonio Huista

- 21) Cantón Central

### San Mateo Ixtatán

- 22) Cantón Yolwitz

### Malacatancito

- 23) 1a. calle A, 4-17, zona 1 barrio El Centro

## Izabal

### Puerto Barrios

- 24) 7ª. calle y 8ª. avenida, esquina, zona 1, parque "José María Reyna Barrios"

### Los Amates

- 25) Edificio municipal

## Jalapa

### Jalapa

- 26) Calle "Tránsito Rojas" 5-46, zona 6, nivel 2

### San Luis Jilotepeque

- 27) Edificio municipal, barrio El Centro

## Jutiapa

### Asunción Mita

- 28) Instituto Nacional de Educación de Diversificado

### El Progreso

- 29) Calle Principal y avenida Achuapa, Casa de la Cultura

### Jutiapa

- 30) 4ª. avenida y 7ª. calle, zona 1

**Petén****Melchor de Mencos**

31) Escuela Municipal Bilingüe Intercultural barrio El Arroyito

**San Francisco**

32) A la par del Puesto de Salud

**San Luis**

33) Edificio municipal

**San Benito**

34) 5a. avenida, entre 8ª. y 9ª. calles, zona 1

**San Andrés**

35) Edificio municipal

**Quetzaltenango****El Palmar**

36) Edificio de la Cruz Roja

**Coatepeque**

37) Avenida Ferrocarril, barrio San Francisco, zona 3

**Quetzaltenango**

38) 12 avenida, 5-12, zona 1

**Quiché****Pachalum**

39) Edificio mercado Central, nivel 4

**Santa Cruz del Quiché**

40) 3ª. calle, 4-00, zona 5, barrio La Sirena

**Canillá**

41) Edificio municipal

**Retalhuleu****Champerico**

42) Avenida del Ferrocarril, a un costado del parque Central, nivel 2

**San Felipe**

43) 3ª. avenida, 2-44, zona 1 Edificio municipal

**Sacatepéquez****Antigua Guatemala (cerrada temporalmente)**

44) Portal Las Panaderas 5ª. avenida Norte, No. 2, nivel 2

**Sumpango**

45) 0 avenida, 1-18, zona 3

**San Marcos****San Marcos**

46) 9ª. calle, 7-54, zona 1

**Tecún Umán**

47) 1ª. avenida, entre 3ª. y 4ª. calles, zona 1

**Santa Rosa****Chiquimulilla**

48) 1ª. calle B y 2ª. avenida, zona 1, edificio municipal

**Barberena**

49) Parque Central, 4a. calle y 4a. avenida, zona 1

**Guazacapán**

50) Edificio municipal, nivel 2

**Sololá****Sololá**

51) 7a. avenida, 8-72, zona 2, nivel 2

**Suchitepéquez****Mazatenango**

52) 7ª. calle, 3-18, zona 1

**Totonicapán****Totonicapán**

53) 7a. avenida y 5a. calle, zona 1, nivel 2

**Zacapa****Zacapa**

54) 4a. calle, 14-32, zona 1, nivel 2

**Gualán**

55) Barrio El Centro, edificio municipal, nivel 2

**Estanzuela**

56) 1a. calle, 2-00, zona 1

**Río Hondo**

57) 6a. calle, 2-49, zona 1, edificio municipal





*¡Trabajando para los guatemaltecos!*



**18.07**