

Predicción de tipos de cambio utilizando monedas MILA con Google Trends

Exchange rate prediction using MILA currencies with Google Trends

Michelle Sepúlveda^a

Francisca Menéndez^b

Nicolás Hardy Hernández^c

Francesca Albarracín^d

Clasificación: Trabajo empírico – investigación

Recibido: 24 de abril del 2021

Revisado: 7 de marzo del 2023

Aceptado: 14 de marzo del 2023

Resumen

El propósito de este artículo es evaluar la capacidad predictiva que tiene la herramienta de Google Trends para predecir los tipos de cambio de los países que componen el mercado MILA: Chile, Perú, Colombia y México. El argumento económico y financiero detrás de esta investigación es que la frecuencia de búsqueda que entrega Google Trends es un proxy de las expectativas que tienen los agentes en el mercado sobre el rendimiento en la economía. Se utiliza el Diccionario de Harvard para reconocer palabras con connotación positiva y negativa, respecto al estado de la economía de cada país. Se realizan análisis dentro y fuera de la muestra para evaluar la capacidad predictiva de Google Trends. Además, existe una reciente literatura que utiliza esta herramienta para pronósticos de tipo de cambio en los países de Japón y Estados Unidos, pero poco se conoce en economías latinoamericanas de países MILA. Consistente con evidencia previa, los resultados de predictibilidad son inestables y poco robustos. Este estudio es importante para inversionistas, *portfolio manager* o agentes que deben gestionar el riesgo del tipo de cambio.

Palabras clave: expectativas del mercado, frecuencia de búsqueda, Google Trends, MILA, pronóstico de tipo de cambio, proxy.

Abstract

The purpose of this research is to evaluate the predictive capacity of the Google Trends tool to predict the exchange rates of the countries that make up the MILA market: Chile, Peru, Colombia and Mexico. The economic and financial argument behind this research is that the search frequency provided by Google Trends is a proxy for the expectations that market agents have about the performance of the economy. The Harvard Dictionary is used to recognize words with positive and negative connotations, regarding the state of the economy of each country. In-sample and out-of-sample analyzes are performed to assess the predictive ability of Google Trends. In addition, there is recent literature that uses this tool for exchange rate forecasts in the countries of Japan and the United States, but little is known about the Latin American economies of MILA countries. Consistent with previous evidence, the predictability results are unstable and not very robust. This study is important for investors, portfolio managers and/or agents who must manage exchange rate risk.

Keywords: Exchange rate forecast, Google Trends, market expectations, MILA, proxy, search frequency.

^a Universidad Finis Terrae, Facultad de Economía y Negocios, Chile. ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-1463-507X>. Correo electrónico: msepulvedad@uft.edu

^b Universidad Finis Terrae, Facultad de Economía y Negocios, Chile. Correo electrónico: fmenendezc@uft.edu

^c Universidad Diego Portales, Facultad de Administración y Economía, Chile. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3866-0197>. Correo electrónico: nicolas.hardy@udp.cl

^d Banco BICE, Capital Management, Chile. ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-1588-8465>. Correo electrónico: francesca.albarracin@bice.cl

■ Introducción

Predecir los precios de las monedas se ha vuelto cada vez más importante para inversionistas o agentes económicos quienes deben gestionar el riesgo de sus inversiones, valorizar instrumentos derivados cuyo valor subyace del precio del activo y tomar decisiones de inversión en cuanto a la diversificación de sus portafolios; tal como mencionan Diebold y López (1996) buenos pronósticos te llevan a tomar buenas decisiones. Además, es una actividad crítica para reguladores y bancos centrales, ya que el precio de las monedas afecta directamente a indicadores de inflación y crecimiento de la economía. Puede decirse también que esta actividad se torna más crítica en periodos donde existe alta incertidumbre.

Basado en Campbell y Shiller (1987) y Engel y West (2005), el valor de un activo se basa en expectativas racionales. Por ende, el precio de cualquier activo está determinado por las expectativas de sus fundamentales en el futuro. Sin embargo, medir las expectativas del mercado es una tarea desafiante. Recientes estudios de Masuda y Takeda (2019) y Coble y Pincheira (2017) utilizan las frecuencias diarias de Google Trends como un *proxy* del interés y expectativas del mercado.

El propósito de esta investigación es evaluar la capacidad predictiva de las frecuencias de búsqueda de Google Trends para predecir los tipos de cambio de los países que componen el mercado MILA: Chile, Perú, Colombia y México.

Es importante, sin embargo, llamar la atención en un punto: el objetivo de este estudio no es identificar mecanismos causales, ni encontrar un modelo que explique los movimientos del tipo de cambio, sino determinar si es que el volumen de búsqueda de Google Trends es capaz de pronosticar los tipos de cambio. Esta distinción es relevante pues el presente análisis econométrico no está enfocado en determinar efectos marginales ni mecanismos de transmisión (eso requeriría el uso de ecuaciones estructurales). Por el contrario, el presente artículo determina si es que el predictor de interés reduce de manera significativa el error cuadrático medio de predicción respecto a los *benchmarks* clásicos de la literatura (como un paseo aleatorio). En palabras sencillas,

este estudio se mantiene agnóstico respecto a las “causas” del movimiento en el tipo de cambio y tampoco argumenta que Google Trends “cause” movimientos en el tipo de cambio. En su lugar, evalúa si es que el volumen de búsqueda es capaz de *anticiparse* al movimiento en el tipo de cambio. Ver Rossi (2013) para discusión sobre pronósticos de tipos de cambio, y Rossi (2012) y Pincheira et al. (2021) para una discusión similar, pero en el contexto de precios de *commodities*.

La implicancia financiera detrás de esta investigación es entregarnos un *proxy* a través de Google Trends de las expectativas del mercado que tienen los agentes como: personas, inversionistas o economistas sobre el rendimiento futuro de la economía. Al no saber cuáles son las expectativas del mercado, se piensa que a través de las búsquedas de palabras positivas y negativas en relación a la economía se pueda medir esta variable latente. Es decir, si los agentes están buscando palabras positivas, esto puede significar que existen expectativas que van a impactar positivamente a los fundamentales de la moneda, por ende, el tipo de cambio se estaría fortaleciendo.

La capacidad predictiva que se espera de la herramienta de Google Trends se explica con el modelo de valor presente de Campbell y Shiller (1987), el cual es una relación de valorización de activos que se basa en las expectativas racionales de los agentes. En términos intuitivos, el valor de cualquier activo s en el periodo t corresponde a la suma descontada de la esperanza condicional al set de información en t del vector de fundamentales futuros, es decir:

$$S_t = \gamma \sum_{i=0}^{\infty} \beta^i E_t[w' f_{t+i} | \Omega_t]$$

Donde s_t es el valor del activo en t , f_t representa un vector con sus fundamentales, w' es el ponderador del vector, β^i corresponde al descuento intemporal y E_t la expectativa de los fundamentales condicional a la información disponible en tiempo t .

De lo anterior, el tipo de cambio está dado por las expectativas que tienen los agentes en t sobre lo que va a ocurrir con el fundamental en

el futuro, entendiendo que estos fundamentales pueden ser tanto observables como no observables y la suma de estos componentes nos entrega hoy el tipo de cambio. Las expectativas de los agentes van a impactar en el valor del tipo de cambio, en la medida de que la herramienta de Google Trends logre anticiparse a ellas y de esta manera obtener capacidad predictiva.

Google Trends entrega las frecuencias de búsquedas que diferentes personas realizan en Google, las cuales se pueden segmentar por país, región o en distintos intervalos de tiempo. Los valores de estas frecuencias se conocen como el índice de volumen de búsqueda (IVS), el cual toma valores de cero a 100, donde la mayor frecuencia de búsqueda dentro de un periodo de tiempo es 100. Distintos estudios demuestran que las frecuencias de búsqueda que entrega esta herramienta pueden ser utilizadas para explicar o predecir fenómenos de la vida real, por ejemplo, Choi y Varian (2012), al usar la frecuencia de búsqueda de la palabra “empleo”, muestran que cuando esta búsqueda aumenta existe una alta asociación de manera contemporánea con el nivel de desempleo. De igual manera señalan que la frecuencia de búsqueda de la palabra “automóviles” tiene una alta relación con la venta de automóviles.

Respecto a la literatura de pronósticos de tipo de cambio, el hecho estilizado es que las monedas son difíciles de predecir. Como señalan Magner y Hardy (2022), la literatura de tipos de cambio propone una plétora de fundamentales que debieran determinar el valor del tipo de cambio, como paridad de poder de compra, inflación, precios de *commodities* exportados, productividad, entre otros. Dicho en palabras sencillas, estas variables debieran “explicar” una porción de la varianza del tipo de cambio. Sin embargo, como señalan Magner y Hardy (2022): “[...] es bien sabido que modelos económicos (de tipo de cambio) no producen mejores pronósticos que un simple paseo aleatorio”. Muchos artículos siguen básicamente esta misma línea argumental, tales como Meese y Rogoff (1983, 1987), Cheung et al. (2005), Engel et al. (2007), Lyons (2012), Melvin et al. (2013), por nombrar solo algunos.

Los artículos seminales de Meese y Rogoff (1983,1987) muestran que los modelos económicamente motivados (como, por ejemplo, los que incorporan diferenciales de tasas de interés o paridad de poder de compra), no suelen pronosticar mejor que un simple modelo a-teórico como el paseo aleatorio (Rossi, 2013)); esto es el conocido Puzle de Meese y Rogoff, y es uno de los fenómenos más estudiados por la literatura de finanzas internacionales en las últimas cuatro décadas. Notablemente, a pesar de ser un resultado tan famoso y estudiado, no es claro que la literatura haya avanzado demasiado en refutarlo (Melvin et al., 2013). Como indican Hardy y Magner (2023): “probablemente la principal lección que deja la literatura es que el paseo aleatorio sigue siendo un modelo extremadamente difícil de superar de manera sistemática en términos de precisión predictiva”. Más aún, Rossi (2013) concluye que “El *benchmark* más difícil de derrotar es el paseo aleatorio sin constante”.

Más aún, como señalan Engel y West (2005), muchos modelos de expectativas racionales tienen la implicancia interesante de que los tipos de cambio debieran comportarse “similar” a un paseo aleatorio. Luego, una implicancia natural de los modelos de valorización de activos (por ejemplo, Campbell y Shiller, 1987) es que los paseos aleatorios debieran ser modelos muy difíciles de derrotar, aun cuando no sean exactamente paseos aleatorios. En particular, Engel y West (2005) comentan que: “Mostramos analíticamente que un modelo valor-presente con expectativas racionales, un precio de activo se manifiesta con un comportamiento cercano a un paseo aleatorio si los fundamentales son $I(1)$ y el factor de descuento de los fundamentales futuros es cercano a uno. Argumentamos que este resultado ayuda a explicar el bien conocido puzle de que variables fundamentales como oferta relativa de dinero, crecimiento, inflación, y tasas de interés son poco útiles pronosticando tipos de cambio flotantes. [...] También mostramos teóricamente que bajo algunas circunstancias empíricamente plausibles, la inhabilidad de pronosticar tipos de cambio es una implicancia natural de los modelos”. Interesantemente, Engel y West (2005) concluyen que los modelos

de tipo de cambio que consideran fundamentales macroeconómicos no tienen poder predictivo sobre las monedas.

En la misma línea, el resultado de que los paseos aleatorios son difíciles de pronosticar no es exclusivo de la literatura de tipos de cambio, sino de la literatura de retornos financieros en general. Por ejemplo, Goyal y Welch (2008) muestran que ninguno de los 17 predictores propuestos por la literatura superan de manera significativa a un paseo aleatorio pronosticando el “*equity premium*”. Además, en una actualización de su artículo original, Goyal, Welch y Zafirov (2021) llegan a conclusiones similares, pero esta vez utilizando 29 nuevos predictores, además de reevaluar los 17 predictores originales. En la misma línea, algunos artículos como Rossi (2013) y Timmermann (2008) muestran que si bien puede haber predictibilidad esporádica, confinada a “bolsillos de predictibilidad”, en general, este resultado no es robusto, y no es posible afirmar “predictibilidad en promedio para toda la muestra”.

Con respecto a la literatura relacionada con el uso de la herramienta de Google Trends en cuanto a fenómenos económicos y financieros. D’Amuri y Marcucci (2010) la utilizan como una serie que se anticipa a la tasa de desempleo de Estados Unidos. Da et al. (2011) lo aplican en predicción de precios de acciones para captar la atención de los inversores. Vosen y Schmidt (2011) en pronósticos de consumo. Hamid y Heiden (2015) para predicciones de la volatilidad semanal de las acciones entregando una medida de atención para los inversionistas. Coble y Pincheira (2017) en precios de vivienda e inversiones inmobiliarias. Finalmente, Hu et al. (2018) para pronosticar la dirección del índice bursátil.

Sin embargo, pese a que distintos estudios aplican la herramienta de Google Trends para pronósticos financieros, existe poca evidencia sobre su poder predictivo en tipos de cambio, salvo una investigación por Masuda y Takeda (2019) donde utilizan las frecuencias de Google Trends para predecir tipos de cambio de Japón y Estados Unidos.

A nuestro mejor entender, esta investigación es un aporte a la literatura, por tres razones. En primer lugar, la aplicación de Google Trends

como herramienta predictiva para pronósticos de tipos de cambio es escasa, por lo que este trabajo aporta a la discusión. En segundo lugar, los trabajos de predicción de monedas MILA han recibido poca atención por la literatura. En tercer lugar, se propone una metodología distinta, la cual incorpora el uso del Diccionario de Harvard IV-4 para la búsqueda de las palabras en Google Trends, utilizando sus connotaciones positivas y negativas con etiqueta económica y financiera. El uso de este diccionario tiene como objetivo evitar cualquier tipo de arbitrariedad en la connotación de las palabras.

Una nota de cuidado en este punto. Si bien hay discusión sobre la eficiencia en los mercados MILA (Hardy et al., 2018), este artículo no pone necesariamente en duda la eficiencia de los mercados. Curiosamente, incluso bajo mercados eficientes, es posible encontrar capacidad predictiva. Por ejemplo, Engel y West (2005) y Campbell y Shiller (1987) comentan que la capacidad predictiva y la eficiencia de mercado no son mutuamente excluyentes: puede haber predictibilidad en mercados eficientes; el punto relevante es que esta capacidad predictiva no debe generar consistentemente oportunidades de arbitraje. En palabras sencillas, es factible ver que un predictor supera a un paseo aleatorio en términos de capacidad predictiva. Sin embargo, esta predictibilidad no es lo suficientemente fuerte como para generar estrategias de compra y venta que aseguren un retorno anormal respecto al mercado. En este sentido, es útil tener predictores para el tipo de cambio que lo hagan “mejor” que un simple paseo aleatorio, aun cuando esta capacidad predictiva no permita generar retornos estadísticamente anormales.

En esta investigación se utilizan modelos lineales en un análisis tanto dentro de muestra como fuera de muestra. Para evaluaciones fuera de muestra se usan recursivas, incorporando el ENCNEW Clark y McCracken (2001). Se observa que los resultados muestran una leve capacidad predictiva.

El resto del documento se organiza de la siguiente forma: primero se presentan los datos y la metodología utilizada para el análisis tanto dentro como fuera de muestra. Luego, se mues-

tran los resultados y la discusión de ellos. Finalmente, se encuentran las conclusiones generales de la investigación.

■ Datos y metodología

Se consideran series de tipos de cambio con respecto al dólar americano con una frecuencia mensual, los cuales abarcan un intervalo de tiempo desde mayo del 2010 hasta mayo del 2020, utilizando los precios de cierre de las cuatro economías consideradas (Chile, Perú, Colombia y México). Los datos fueron extraídos de Thomson Reuters Datastream obteniendo una muestra total de 121 observaciones. Las frecuencias de búsqueda de las palabras extraídas de Google Trends se obtienen en el mismo intervalo de tiempo¹.

Para esta investigación se utiliza el Diccionario Harvard-IV², el cual clasifica sus palabras como “positivas” y “negativas” según su significado. Este estudio se basa en palabras relacionadas al ámbito financiero y económico, por tanto, las palabras se filtran con etiquetas económicas y financieras. En general, las palabras con una connotación positiva muestran una imagen positiva de la economía o del mercado financiero de cada país, como por ejemplo: rentable, beneficio u oro; mientras que palabras con connotación negativa como: multa, despedido o chantaje muestran una imagen contraria de la economía, lo que se logra asociar a las expectativas de cada mercado.

Se obtiene una base total de 150 palabras que se buscan en la plataforma de Google Trends, segmentando su búsqueda por cada país MILA e intervalo de tiempo definido. Esto nos entrega una frecuencia de búsqueda la cual contiene valores por cada mes, lo que se conoce como el IVS. Para evitar que el índice posea palabras con datos insuficientes, las frecuencias que tengan un 10 % de IVS igual a cero son eliminadas, lo que finalmente nos deja un total de 135 pala-

1 La decisión del intervalo de tiempo está relacionada con la disponibilidad de datos en Google Trends.

2 Diccionario Harvard-IV clasifica sus palabras según categorías “active”, “pasive”, “strong” y “weak” y además contiene diferentes secciones como: deportiva, religiosa, económica, artes, entre otras. Diccionario disponible en: <http://www.wjh.harvard.edu/~inquirer/homecat.htm>

bras. Cabe recalcar que las palabras buscadas son traducidas según corresponda a cada país. A modo de ejemplo, la figura 1 muestra la frecuencia de búsqueda de la palabra *multa* en Chile en el intervalo de tiempo mencionado anteriormente (mayo 2010 a mayo 2020).

Las especificaciones econométricas básicas están inspiradas en los *benchmarks* utilizados por Chen et al. (2010) y en una extensa literatura que ha demostrado que tanto el Random Walk, Driftless Random Walk, y los modelos autorregresivos, suelen ser *benchmarks* difíciles de superar al momento de pronosticar tipos de cambio (y activos financieros en general)³. Las especificaciones utilizadas en nuestra investigación para los análisis dentro y fuera de muestra están inspiradas en las que utilizan los autores Pincheira y Hardy (2019).

Definidas como:

$$\Delta \ln(Y_{t+1}) = c + \beta \Delta \ln(X_t) + \rho \Delta \ln(Y_t) + \varepsilon_{1,t+1} \quad (1)$$

$$\Delta \ln(Y_{t+1}) = c + \beta \Delta \ln(X_t) + \varepsilon_{2,t+1} \quad (2)$$

$$\Delta \ln(Y_{t+1}) = c + \beta \Delta \ln(X_t) + \varepsilon_{3,t+1} \quad (3)$$

Donde:

$$\Delta \ln(X_{t+1}) = \ln(X_{t+1}) - \ln(X_t)$$

Donde $\Delta \ln(Y_{t+1})$ representa el retorno del tipo de cambio y $\Delta \ln(Y_{t+1})$ representa la diferencia logarítmica de la frecuencia de búsqueda de Google Trends, c y β son los coeficientes de regresión y $\varepsilon_{i,t+1}$ para $i = 1, 2, 3$ son los términos de error.

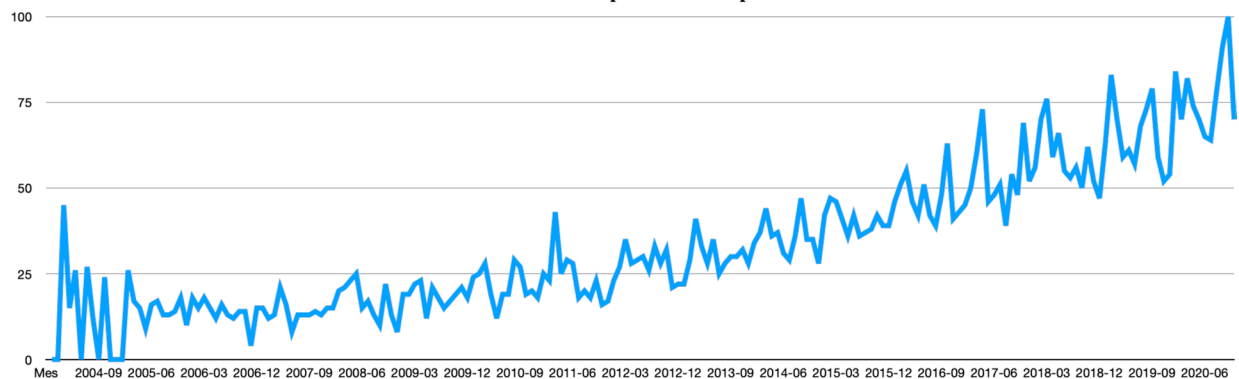
En la especificación (1)⁴ el pronóstico de los retornos de los precios de tipos de cambio de un periodo, se establece como una constante (c) más un rezago de la variable Google Trends más un componente autorregresivo para el retorno del tipo de cambio de cada país MILA en un tiempo t . En la especificación (2) es igual a la especificación (1) pero con la diferencia que no incluye la

3 En el apéndice B evaluamos modelos basados en fundamentales económicos que utilizan los retornos de algunos *commodities* producidos por estas economías, para los casos de Colombia y Perú. En líneas generales, los resultados sugieren que estos *benchmarks* no son mejores que los paseos aleatorios y el AR(1), por lo que no los consideramos en el resto de los ejercicios.

4 La especificación (1) es un modelo diseñado para ser comparado con un AR(1), la especificación (2) con un Random Walk y la especificación (3) con un Driftless Random Walk.

Figura 1.

IVS mensual de la palabra Multa para Chile



Fuente: elaboración propia.

componente autorregresivo, es decir, el rezago de los retornos de Y . Por último, la especificación (3) se elimina la constante (c) y el componente autorregresivo de orden 1.

En el análisis dentro de muestra se realiza una comparación contra un modelo autorregresivo, y para el análisis fuera de muestra se realiza una comparación de las especificaciones (1) - (3) contra los modelos *benchmarks* naturales (AR(1), Random Walk y Driftless Random Walk).

Para los análisis dentro de muestra como fuera de muestra se utilizan estimados para la Varianza de largo plazo HAC siguiendo a Newey y West (1987, 1994).

Metodología dentro de muestra

Para determinar la capacidad predictiva que tienen las series de Google Trends en los tipos de cambio, se evalúa la siguiente prueba de hipótesis para la especificación (1):

$$H_0: \beta = 0$$

$$H_1: \beta \neq 0$$

La hipótesis nula establece que la herramienta de Google Trends no aporta información relevante ni contenido predictivo al tipo de cambio. Para evaluar esta prueba de hipótesis se utiliza el *t-statistic* asociado al parámetro β y se estudia su significancia. Esta prueba tiene como finalidad darnos una idea de las mejores palabras que pueden explicar y predecir los tipos de cambio para cada país.

Metodología fuera de muestra

Existen varias críticas a los análisis dentro de muestra para establecer capacidad predictiva. Primero, no son un ejercicio de pronóstico en tiempo real. Segundo, hay un sesgo del investigador al buscar significancia White (2000). Tercero, un hecho estilizado es que los análisis dentro de muestra tienen tendencia a mostrar *overfitting*, es decir, un sobreajuste del modelo. Por esta razón, se considera un análisis fuera de muestra para disminuir las preocupaciones por sobreajuste, y son por naturaleza ejercicios de pronósticos en tiempo real.

Los modelos inspirados en Pincheira y Hardy (2019) que se encuentran en la especificación (1) - (3) están sujetos a restricciones. Para la especificación (2) se realiza la restricción de $\rho = 0$, es decir, se excluye el componente autorregresivo, para la especificación (3) se realizan dos restricciones, $\rho = 0$ y la constante (c) igual a cero. Cumplidas estas restricciones la especificación (1) es un AR(1), la especificación (2) es un Random Walk y la especificación (3) un modelo Driftless Random Walk. Luego, se compara las especificaciones (1) - (3) contra estos *benchmarks* para evaluar si la herramienta de Google Trends agrega contenido predictivo adicional.

Para comparar los tres *benchmarks* se utiliza el estadístico ENCNEW⁵ de Clark y McCracken (2001), ya que es una prueba diseñada para

5 Análisis adicionales utilizando el estadístico ENC-t (Clark y McCracken, 2001), y el ENCNEW en ventanas rodantes se encuentran en el apéndice C. Resultados con otras pruebas como el Clark y West (2006, 2007), y el "Wild Clark y West" de Pincheira, Hardy y Muñoz

trabajar con modelos anidados. La distribución asintótica del estadístico ENCNEW bajo la hipótesis nula es no estándar, en particular bajo la nula el ENCNEW es un funcional de movimientos Brownianos que depende de: 1) el número de exceso de parámetros del modelo a evaluar (modelo 1), 2) del límite P/R donde P es la ventana de predicción de tamaño P y R la ventana de estimación de tamaño R y 3) del esquema utilizado para actualizar las estimaciones de los parámetros (que puede ser rodante, recursivo o fijo).

Para realizar la evaluación fuera de muestra, se divide la muestra total en dos ventanas: la ventana de predicción de tamaño P y la ventana de estimación de tamaño R, por lo que resulta, $P+R=T$, donde T es el número total de observaciones. Para actualizar los pronósticos se utiliza ventana recursiva. Se emplean tres formas distintas para dividir la muestra de estimación y evaluación: $P/R=1$ ($R=61$; $P=60$), $P/R=2$ ($R=40$; $P=81$) y $P/R=0.4$ ($R=80$; $P=41$). Para más detalle sobre evaluación de pronósticos fuera de muestra ver West (2006) y Clark y McCracken (2011).

(2021) no fueron reportados por espacio, pero pueden ser enviados solicitando a los autores.

Resultados

A continuación se presentan los resultados dentro de muestra y se evalúan en el análisis fuera de muestra. En el análisis dentro de muestra se presentan los resultados de la especificación (1) para las mejores 20 palabras por país, las que se dividen por 10 palabras con correlación positiva y 10 palabras con correlación negativa. Para efecto de la discusión de resultados se muestran los más destacados en las tablas 1-8.

Las palabras correlacionadas positivamente y negativamente se encuentran disponibles en el apéndice A, con sus respectivos *t-statistic*, con algunas palabras estadísticamente más fuertes que otras. Estos resultados pueden ser afectados por una amplia gama de factores en estas cuatro economías, como la fluctuación cambiaria de estos países. Por ejemplo, Chile presenta poca intervención en su tipo de cambio en comparación a Perú que presenta más intervenciones, lo que afecta directamente al verdadero valor de su moneda, por tanto, se podrían anticipar expectativas.

Generalmente las palabras de correlación positiva parecen tener una imagen negativa del mercado MILA frente a la economía (por ejemplo: *deudas, gremio, intervención*), mientras que las palabras con correlación negativa pare-

Tabla 1. Chile

Análisis dentro de muestra: Tabla correlación positiva. Frecuencia mensual.										
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	Deudas	Empresario	Gastos	Gremio	Hipoteca	Intervención	Multa	Mendigo	Prima	Recompensa
Chile	0.026** (0.008)	0.016** (0.007)	0.018* (0.011)	0.007** (0.003)	0.007 (0.005)	0.000*** (0.000)	0.013** (0.005)	0.010 (0.007)	0.003*** (0.000)	0.021*** (0.006)
AR(1)	0.009 (0.071)	-0.001 (0.084)	-0.006 (0.069)	-0.008 (0.072)	-0.007 (0.069)	-0.019 (0.058)	-0.009 (0.075)	-0.001 (0.076)	-0.017 (0.073)	0.005 (0.081)
Constante	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)
R cuadrado	0.050	0.033	0.028	0.045	0.009	0.004	0.035	0.022	0.053	0.061
Observaciones	119	119	119	119	119	119	119	119	119	119

Notas: la tabla 1 presenta estimación de la especificación (1) incorporando la frecuencia de búsqueda de las 10 mejores palabras con correlación positiva de Chile. Las desviaciones estándar se encuentran entre paréntesis.

* $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$.

Fuente: elaboración propia.

Tabla 2. Perú

Análisis dentro de muestra: Tabla correlación positiva. Frecuencia mensual.										
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	Agencia	Abundancia	Auditoria	Despedido	Empleo	Empresarial	Establecimiento	Puerto	Rentable	Trabajo
Perú	0.026*	0.006	0.008*	0.006**	0.012	0.017**	0.008**	0.017*	0.006*	0.013
	(0.014)	(0.004)	(0.004)	(0.002)	(0.008)	(0.007)	(0.003)	(0.010)	(0.003)	(0.012)
AR(1)	-0.001	0.002	-0.012	0.009	-0.023	-0.033	-0.022	-0.018	-0.005	-0.015
	(0.091)	(0.096)	(0.100)	(0.110)	(0.108)	(0.099)	(0.098)	(0.104)	(0.110)	(0.106)
Constante	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)
R cuadrado	0.030	0.020	0.014	0.039	0.018	0.042	0.022	0.019	0.013	0.009
Observaciones	119	119	119	119	119	119	119	119	119	119

Notas: la tabla 2 presenta estimación de la especificación (1) incorporando la frecuencia de búsqueda de las 10 mejores palabras con correlación positiva del Perú. Las desviaciones estándar se encuentran entre paréntesis.

* $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$.

Fuente: elaboración propia.

cen tener una imagen positiva de los países del mercado MILA (por ejemplo: *acumular*, *capital*, *productividad*) no todas las palabras obtienen el mismo sentido en términos de que explican a la predicción del tipo de cambio. De todos modos, la gran mayoría tienen sentido en la correlación de acuerdo al mercado y es por esto que se utiliza la correlación y no la connotación que entrega el diccionario, ya que cada país se comporta diferente.

Luego, se procede con el análisis fuera de muestra, donde se presentan los resultados del estadístico ENCNEW de Clark y McCracken (2001) para los tres modelos en evaluación de las especificaciones (1) - (3) para las mismas palabras discutidas en el análisis dentro de muestra. Para efecto de la discusión de resultados se muestran en las tablas 9-16.

Resultados dentro de muestra

En esta sección se presentan los resultados más destacados, los que fueron separados por país, correlación positiva y negativa. Lo cual genera ocho diferentes tablas: **tablas 1-4** palabras con correlación positiva de los países Chile, Perú, Colombia y México respectivamente⁶. **Tablas 5-8**

6 El apéndice D muestra resultados para el primer componente principal de los 10 IVS para cada país.

palabras con correlación negativa de los países Chile, Perú, Colombia y México respectivamente.

En la tabla 1 se utiliza la especificación (1), en donde se analizan 10 palabras con correlación positiva para Chile en una frecuencia mensual. Es importante destacar que de estas 10 palabras con correlación positiva, 8 de ellas fueron significativas con al menos un 10 % de significancia, a excepción de *hipoteca* y *mendigo*, cuyos R^2 son 0.9 % y 2.2 % respectivamente.

Puede observarse que existe una relación consistente con el signo positivo del coeficiente de cada palabra, debido a que cuando se trabaja con palabras de correlación positiva se espera una mala imagen para la economía, ya que las búsquedas de estas palabras se asocian a expectativas negativas para el mercado chileno. Esto quiere decir que si los agentes están buscando más la palabra *deudas*, *gremio* o *multa* esto significaría una mala expectativa de lo que va a suceder en la economía de este país, por ende, el tipo de cambio presentaría una desvalorización con respecto al dólar americano. En estas 10 palabras de Chile se presenta coherencia con el signo positivo asociado al coeficiente de la palabra y con evidencia de predictibilidad estadísticamente significativa.

Tabla 3. Colombia

Análisis dentro de muestra: Tabla correlación positiva. Frecuencia mensual.										
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	Apuesta	Beca	Compro	Contaminar	Despedido	Deudas	Fundación	Oferta	Preocupación	Rentable
Colombia	0.052** (0.023)	0.029** (0.012)	0.065** (0.029)	0.002*** (0.000)	0.002*** (0.000)	0.036** (0.017)	0.027* (0.016)	0.017* (0.009)	0.002*** (0.000)	0.014* (0.008)
AR(1)	0.117 (0.076)	0.112 (0.080)	0.116 (0.082)	0.093 (0.079)	0.085 (0.079)	0.074 (0.079)	0.079 (0.077)	0.072 (0.079)	0.082 (0.081)	0.086 (0.077)
Constante	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)
R cuadrado	0.077	0.047	0.032	0.029	0.017	0.028	0.015	0.023	0.020	0.015
Observaciones	119	119	119	119	119	119	119	119	119	119

Notas. La tabla 3 presenta estimación de la especificación (1) incorporando la frecuencia de búsqueda de las 10 mejores palabras con correlación positiva de Colombia. Las desviaciones estándar se encuentran entre paréntesis. * $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$.

Fuente: elaboración propia.

En la tabla 2 se utiliza la especificación (1), en donde se analizan 10 palabras con correlación positiva para Perú en una frecuencia mensual. De estos resultados es importante destacar que 7 de ellas fueron significativas con al menos un 10 % de significancia, a excepción de *abundancia*, *empleo* y *trabajo* cuyos R^2 son 2 %, 1.8 % y 0.09 % respectivamente.

Al igual que la tabla 1, en la tabla 2 existe una relación consistente con el signo positivo de

estas 10 palabras, por ejemplo, si los agentes del Perú están buscando la palabra *despedido* significa que presentan malas expectativas de lo que va a suceder en la economía, lo que genera una depreciación en los fundamentales del tipo de cambio, donde la moneda local podría estar perdiendo valor frente al dólar americano.

En la tabla 3 se utiliza la especificación (1), en donde se analizan 10 palabras con correlación positiva para Colombia en una frecuencia men-

Tabla 4. México

Análisis dentro de muestra: Tabla correlación positiva. Frecuencia mensual.										
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	Cohecho	Compro	Corredor	Deudas	Dueño	Gastos	Multa	Obrero	Peso	Rendimiento
Chile	0.026 (0.027)	0.074* (0.043)	0.044** (0.021)	0.023 (0.020)	0.045** (0.022)	0.031 (0.030)	0.012 (0.016)	-0.044* (0.023)	-0.021 (0.029)	0.063 (-0.023)
AR(1)	-0.040 (0.084)	-0.036 (0.084)	-0.038 (0.076)	-0.053 (0.090)	-0.029 (0.089)	-0.031 (0.087)	-0.035 (0.089)	-0.032 (0.083)	-0.041 (0.077)	-0.023 (0.096)
Constante	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)
R cuadrado	0.010	0.016	0.035	0.013	0.017	0.013	0.006	0.032	0.004	0.031
Observaciones	119	119	119	119	119	119	119	119	119	119

Notas. La tabla 4 presenta estimación de la especificación (1) incorporando la frecuencia de búsqueda de las 10 mejores palabras con correlación positiva de México. Las desviaciones estándar se encuentran entre paréntesis.

* $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$.

Fuente: elaboración propia.

Tabla 5. Chile

Análisis dentro de muestra: Tabla correlación negativa. Frecuencia mensual.										
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	Acumular	Beca	Capital	Crédito	Economía	Económico	Finanzas	Intereses	Productividad	Suburbios
Chile	-0.003*** (0.000)	-0.018*** (0.004)	-0.018* (0.010)	-0.019* (0.010)	-0.009* (0.005)	-0.023* (0.012)	-0.024** (0.011)	-0.016** (0.007)	-0.018** (0.007)	-0.002*** (0.000)
AR(1)	0.005 (0.078)	0.049 (0.068)	-0.000 (0.072)	-0.006 (0.073)	0.024 (0.073)	0.039 (0.066)	0.015 (0.072)	0.008 (0.080)	-0.022 (0.078)	0.010 (0.082)
Constante	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)
R cuadrado	0.038	0.073	0.035	0.018	0.018	0.031	0.025	0.028	0.047	0.023
Observaciones	119	119	119	119	119	119	119	119	119	119

Notas. La tabla 5 presenta estimación de la especificación (1) incorporando la frecuencia de búsqueda de las 10 mejores palabras con correlación negativa de Chile. Las desviaciones estándar se encuentran entre paréntesis.

* $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$.

Fuente: elaboración propia.

sual. De estos resultados es importante destacar que las 10 palabras fueron estadísticamente significativas con al menos un 10 % de significancia, destacando la palabras *contaminar*, *despedido* y *preocupación* con una significancia de un 1 %, lo que implica un mal escenario para la economía y la moneda se va a desfortalecer con respecto al dólar americano, y al igual que las tablas 1-2 se presenta una coherencia con el signo positivo

asociado al coeficiente de la palabra en estas 10 palabras.

En la tabla 4 se utiliza la especificación (1), en donde se analizan 10 palabras con correlación positiva para México en una frecuencia mensual. De estos resultados se puede observar que 4 palabras fueron significativas y que se presenta consistencia con el signo positivo del coeficiente de la palabra a excepción de *obrero* y *peso*, cuyos R^2 son 3.2 % y 0.4 % respectivamente.

Tabla 6. Perú

Análisis dentro de muestra: Tabla correlación negativa. Frecuencia mensual.										
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	Capital	Comercio	Commodity	Dólar	Finanzas	Intereses	Oro	Privilegio	Suburbios	Utilidad
Perú	-0.007 (0.006)	-0.016 (0.013)	-0.006*** (0.000)	-0.014 (0.010)	-0.013 (0.008)	-0.001*** (0.000)	-0.025 (0.017)	-0.004 (0.003)	-0.004* (0.002)	-0.005 (0.004)
AR(1)	0.012 (0.115)	-0.012 (0.104)	-0.001 (0.095)	-0.000 (0.103)	-0.005 (0.117)	-0.005 (0.107)	-0.017 (0.102)	-0.013 (0.111)	-0.004 (0.101)	-0.021 (0.108)
Constante	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)
R cuadrado	0.012	0.020	0.007	0.012	0.020	0.021	0.020	0.010	0.020	0.019
Observaciones	119	119	119	119	119	119	119	119	119	119

Notas. La tabla 6 presenta estimación de la especificación (1) incorporando la frecuencia de búsqueda de las 10 mejores palabras con correlación negativa del Perú. Las desviaciones estándar se encuentran entre paréntesis. * $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$.

Fuente: elaboración propia.

Tabla 7. Colombia

Análisis dentro de muestra: Tabla correlación negativa. Frecuencia mensual.										
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	Abundancia	Acumular	Banco	Capital	Chantaj	Commodity	Dueño	Éxito	Impuesto	Prima
Colombia	-0.025 (0.017)	-0.002*** (0.000)	-0.030 (0.037)	-0.001 (0.011)	-0.021*** (0.008)	-0.014* (0.008)	-0.050 (0.041)	-0.021 (0.019)	-0.001 (0.008)	-0.009** (0.004)
AR(1)	0.078 (0.079)	0.083 (0.078)	0.079 (0.083)	-0.075 (0.080)	0.090 (0.076)	0.113 (0.105)	0.070 (0.079)	0.080 (0.078)	0.072 (0.076)	0.068 (0.087)
Constante	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)
R cuadrado	0.019	0.016	0.015	0.005	0.057	0.038	0.023	0.011	0.000	0.043
Observaciones	119	119	119	119	119	119	119	119	119	119

Notas. La tabla 7 presenta estimación de la especificación (1) incorporando la frecuencia de búsqueda de las 10 mejores palabras con correlación negativa de Colombia. Las desviaciones estándar se encuentran entre paréntesis. * $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$.

Fuente: elaboración propia.

En línea con lo anterior, de las tablas de palabras con correlación positiva en la gran mayoría de ellas se presenta una consistencia con el signo positivo del coeficiente de cada palabra, si bien existe una predictibilidad en estas palabras, que explican al tipo de cambio, es bajo el nivel de significancia.

En la tabla 5 se utiliza la especificación (1), en donde se analizan 10 palabras con correlación negativa para Chile en una frecuencia mensual. Es importante destacar, que las 10 palabras fueron significativas con al menos un 10 % de significancia.

Se puede observar que existe una relación consistente con el signo negativo del coeficiente de cada palabra, debido a que cuando se trabaja con palabras de correlación negativa se espera una buena imagen para la economía, ya que las búsquedas de estas palabras se asocian a expectativas positivas para los fundamentales de la moneda. Esto quiere decir que si los agentes están buscando la palabra *capital*, *economía* o *productividad* indican que el país está desarrollando factores favorables para la economía, lo que señalaría un fortalecimiento en el tipo de cambio. Cabe destacar, que de las 10 palabras todas fueron consistente con el signo negativo asociado al coeficiente de la palabra.

En la tabla 6 se utiliza la especificación (1), en donde se analizan 10 palabras con correlación negativa para el Perú en una frecuencia mensual. De estos resultados se puede observar que 3 de ellas fueron significativas con al menos un 10 % de significancia.

Al igual que la tabla 5, existe una relación consistente con el signo negativo. Por ejemplo, si los agentes del Perú están buscando la palabra *commodity* significa que presentan buenas expectativas de lo que va a suceder en la economía, puesto que su búsqueda se asocia a un buen escenario para el mercado, ya que se presenta esta búsqueda en economías exportadoras. Por ende, si es que existe un incremento de búsquedas de esta palabra esto podría indicar un fortalecimiento a los fundamentales de la moneda con respecto al dólar americano.

En la tabla 7 se utiliza la especificación (1), en donde se analizan 10 palabras con correlación negativa para Colombia en una frecuencia mensual. De estos resultados se puede observar que 4 de ellas fueron significativas con al menos un 10 % de significancia. De igual forma, se presenta una coherencia con el signo negativo asociado al coeficiente de la palabra en estas 10 palabras. Esto quiere decir que aumenta la búsqueda de las palabras *acumular* o *commodity* significan buenas expectativas para la economía, lo que se

Tabla 8. México

Análisis dentro de muestra: Tabla correlación negativa. Frecuencia mensual.										
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	Atrasado	Abundancia	Beneficio	Capital	Caridad	Jefe	Prima	Productividad	Recompensa	Salario
México	-0.011* (0.006)	-0.025 (0.021)	0.005 (0.019)	-0.007 (0.011)	-0.027 (0.028)	-0.010** (0.050)	-0.056 (0.040)	-0.010 (0.010)	-0.039 (0.036)	-0.022 (0.014)
AR(1)	-0.039 (0.083)	-0.025 (0.085)	-0.037 (0.092)	-0.042 (0.090)	-0.041 (0.079)	-0.068 (0.074)	-0.060 (0.079)	-0.038 (0.084)	-0.054 (0.076)	-0.039 (0.081)
Constante	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)	0.005 (0.002)
R cuadrado	0.009	0.013	0.002	0.004	0.015	0.042	0.039	0.005	0.015	0.014
Observaciones	119	119	119	119	119	119	119	119	119	119

Notas. La tabla 8 presenta estimación de la especificación (1) incorporando la frecuencia de búsqueda de las 10 mejores palabras con correlación negativa de México. Las desviaciones estándar se encuentran entre paréntesis. * $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$.

Fuente: elaboración propia.

podría especular una apreciación en su tipo de cambio.

En la tabla 8 se utiliza la especificación (1), en donde se analizan 10 palabras con correlación negativa para México en una frecuencia mensual. De estos resultados se puede observar que 2 palabras fueron significativas. Además, se presenta consistencia con el signo positivo del coeficiente de la palabra, a excepción de *beneficio* cuyo R^2 es de 0.2 %.

En general las tablas de correlación negativa son consistentes con el signo negativo en el coeficiente de la palabra. Por ende se puede decir que sí existe evidencia de predictibilidad, pero aun así sigue siendo baja.

A pesar de toda esta evidencia, los análisis dentro de muestra son típicamente criticados por tres razones. Primero, en estricto rigor, no son pronósticos en tiempo real: es necesario conocer la data pasada y futura para realizar la estimación de los parámetros; en este sentido no estamos evaluando realmente la capacidad de los modelos de generar pronósticos útiles periodo a periodo. Segundo, los análisis dentro de muestra suelen presentar problemas de “sobreajuste” (*overfitting*); esto es, los R^2 muestrales de los modelos propuestos pueden ser mayores a los R^2 poblacionales. En palabras sencillas, la inclusión de predictores irrelevantes podría aumentar

los R^2 muestrales de manera espuria, sugiriendo mayor precisión “predictiva” de la que realmente existe. Tercero, una regresión utilizando toda la data asume que los parámetros son invariantes en el tiempo, y por tanto, no captura las potenciales inestabilidades en los parámetros de una regresión predictiva. Por estas razones, el resto del artículo se enfoca en un análisis “en tiempo real” fuera de muestra.

Resultados fuera de muestra

En esta sección, las **tablas 9-16** muestran los resultados del análisis fuera de muestra para las palabras seleccionadas en el análisis dentro de muestra, esto con el fin de que se puedan observar y evaluar las 10 palabras por correlación positiva y negativa en fuera de muestra. Se utiliza del estadístico ENCNEW de Clark y McCracken (2001) con ventana recursiva de las especificaciones (1) - (3).

Se utilizan tres divisiones para los ejercicios de análisis fuera de muestra de las tablas 9-16 en donde, el *Panel A* corresponde a la primera ventana de estimación ($P/R=1$), para el *Panel B* a la segunda ventana de estimación ($P/R=2$) y para el *Panel C* la tercera ventana de estimación ($P/R=0.4$). Para la actualización de las estimaciones se utilizan ventanas recursivas.

Tabla 9. Chile

Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación positiva. ENC-NEW. Ventana recursiva. Frecuencia mensual.										
Panel A	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Deudas	Empresario	Gastos	Gremio	Hipoteca	Intervención	Multa	Mendigo	Prima	Recompensa
AR(1)	-0.97	0.11	-1.72	3.02***	-1.04	-1.20	2.24**	1.60**	1.40*	-0.53
RW	-0.94	0.13	-1.78	3.52***	-1.11	-0.90	2.47**	2.25**	1.50*	-0.93
DRW	-1.06	-0.56	-0.83	0.50	-0.93	-0.77	0.93	0.55	0.17	-1.23
Panel B	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Deudas	Empresario	Gastos	Gremio	Hipoteca	Intervención	Multa	Mendigo	Prima	Recompensa
AR(1)	-1.30	-0.23	-0.89	1.33*	-1.88	-0.87	1.85*	-0.51	0.50	-0.66
RW	-1.19	-0.10	-0.98	1.28*	-1.93	-0.82	1.78*	-0.65	0.32	-1.11
DRW	-0.72	-0.04	-0.28	2.09**	-0.81	-0.93	0.90	-0.63	-0.30	-0.41
Panel C	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Deudas	Empresario	Gastos	Gremio	Hipoteca	Intervención	Multa	Mendigo	Prima	Recompensa
AR(1)	-1.40	-0.28	-1.46	0.77*	-0.85	-1.33	1.38**	-0.92	0.09	-1.68
RW	-0.92	0.01	-0.20	0.73*	-0.14	-0.19	1.33**	-0.12	0.02	-0.32
DRW	-0.79	0.02	-0.18	0.72*	-0.13	-0.17	2.35***	-0.11	0.01	-0.41

Notas. Para el Panel A los valores críticos para el 10 %, 5 % y 1 % de significancia son 0.984, 1.584 y 3.209 respectivamente. Para el Panel B son 1.280, 2.085 y 4.134 respectivamente y para el Panel C 0.685, 1.079 y 2.098 respectivamente. Cuando existe 1 parámetro adicional y se utiliza ventana recursiva. * $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$.

Fuente: elaboración propia.

La tabla 9 muestra los resultados de las 10 palabras con correlación positiva para Chile, se muestra un fuerte rechazo de las palabras *gremio*, *multa*, *mendigo* y *prima* en la primera ventana de estimación ($P/R=1$) correspondiente al Panel A. Por su parte, rechazan la hipótesis nula con al menos un 10 % de significancia, tanto para el AR(1) como el RW, pero no para el DRW. En el Panel B ($P/R=2$) se destaca el rechazo de la palabra *gremio* con al menos un 10 % de significancia para los tres *benchmarks*, y al igual que en Panel A en el caso de la palabra *multa*, la cual rechaza la hipótesis nula para AR(1) y RW. En el Panel C ($P/R=0.4$) se observa nuevamente que las palabras *gremio* y *multa* rechazan la hipótesis nula con al menos un 10 % de significancia en los tres *benchmarks*. Por ende, a diferencia con el análisis dentro de muestra en donde todas las palabras descritas fueron significativas, para la evaluación fuera de muestra se observa que al menos 4 de

ellas rechazan la hipótesis nula, encontrando bajos resultados de predictibilidad.

La tabla 10 muestra los resultados de las 10 palabras con correlación positiva para el Perú, en el caso del Panel A ($P/R=1$) se encuentra que 4 palabras rechazan la hipótesis nula con al menos un 10 % de significancia, para las palabras *abundancia* y *rentable*, tanto para el AR(1) como el RW, pero no para el DRW. Además, la palabra *despedido* logra rechazar la hipótesis nula con un 10 % de significancia para el RW y DRW, pero no contra el AR(1), y se destaca que la palabra *empleo* logra rechazar la hipótesis nula para los tres *benchmarks* con un 10 % de significancia. Para el Panel B ($P/R=2$) nuevamente la palabra *despedido* logra un rechazo para la hipótesis nula en los dos últimos *benchmarks*; y la palabra *rentable* para los dos primeros *benchmarks* con un 5 % de significancia. En el Panel C ($P/R=0.4$) se destaca que las palabras *abundancia*, *despedido*, *empleo*,

Tabla 10. Perú

Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras con correlación positiva. ENC-NEW. Ventana recursiva. Frecuencia mensual.										
Panel A	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Agencia	ZAbundancia	Auditoría	Despedido	Empleo	Empresarial	Establecimiento	Puerto	Rentable	Trabajo
AR(1)	-0.63	1.34*	-2.21	0.67	1.31*	-0.17	-0.99	-1.86	1.69**	0.72
RW	-0.64	1.32*	-2.06	1.04*	1.33*	-0.07	-0.81	-1.78	1.58**	0.69
DRW	-0.72	0.75	-0.17	1.61*	1.18*	0.13	0.14	-0.91	0.69	0.62
Panel B	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Agencia	Abundancia	Auditoría	Despedido	Empleo	Empresarial	Establecimiento	Puerto	Rentable	Trabajo
AR(1)	-0.72	0.76	-2.01	1.15	1.22	-0.14	-1.67	-1.17	2.32**	0.49
RW	-0.71	0.90	-1.27	1.58*	1.26	-0.11	-1.52	-1.16	2.08**	0.56
DRW	-0.75	0.80	0.15	2.40**	1.24	0.28	0.22	-0.20	1.02	0.76
Panel C	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Agencia	Abundancia	Auditoría	Despedido	Empleo	Empresarial	Establecimiento	Puerto	Rentable	Trabajo
AR(1)	-0.93	1.13**	0.47	1.07**	0.90*	0.22	0.76*	0.68*	0.92*	0.96*
RW	-0.92	1.08**	0.45	1.00*	0.98*	0.24	0.74*	0.67	0.90*	0.95*
DRW	-0.95	0.89*	0.33	0.82*	0.78*	0.15	0.60	0.53	0.72*	0.76*

Notas. Para el Panel A los valores críticos para el 10 %, 5 % y 1 % de significancia son 0.984, 1.584 y 3.209 respectivamente. Para el Panel B son 1.280, 2.085 y 4.134 respectivamente y para el Panel C 0.685, 1.079 y 2.098 respectivamente. Cuando existe 1 parámetro adicional y se utiliza ventana recursiva. * $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$.

Fuente: elaboración propia.

rentable y *trabajo* logran rechazar la hipótesis nula contra todos los *benchmarks*. Además, la palabra *establecimiento* se suma al rechazo de la hipótesis nula, a excepción del DRW y en la palabra *puerto* se rechaza la hipótesis nula solo contra el AR(1).

La tabla 11 muestra los resultados de las 10 palabras con correlación positiva para Colombia, para el Panel A ($P/R=1$) se encuentra que las palabras *apuesta* y *beca* logran rechazar la hipótesis nula contra los tres *benchmarks* con al menos un 5 % de significancia. De igual forma para las palabras *deudas* y *fundación* con un 10 % de significancia. Además, para las palabras *contaminar*, *despedido* y *rentable* se encuentra un rechazo para la hipótesis nula, pero solo contra el DRW. En el Panel B ($P/R=2$) nuevamente en el caso de *beca* y *deudas* se rechaza la hipótesis nula contra todos los *benchmarks* con al menos un 10 % de significancia. En seis palabras se logra rechazar la hipótesis nula contra el DRW. En el Panel

C ($P/R=0.4$) se destaca que la palabra *contaminar* rechaza la hipótesis nula contra los tres *benchmarks* con al menos un 10 % de significancia y nuevamente las palabras *beca*, *deudas* y *fundación* rechazan la hipótesis nula a excepción del AR(1). Por último, en el caso de las palabras *apuesta* y *oferta* existe evidencia de predictibilidad contra el DRW.

La tabla 12 muestra los resultados de las 10 palabras con correlación positiva para México, para el Panel A ($P/R=1$) se encuentra un rechazo para la hipótesis nula contra los tres *benchmarks* con al menos un 10 % de significancia en las palabras *corredor* y *dueño*. La palabra *rendimiento* logra rechazar la hipótesis nula contra el DRW, de igual forma que para el Panel B ($P/R=2$). El Panel C ($P/R=0.4$) muestra mejores resultados ya que se suman las palabras *cohecho*, *deudas*, *gastos* y *obrero* las que logran rechazar la hipótesis nula con al menos un 10 % de significancia y al menos contra un *benchmark*.

Tabla 11. Colombia

Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación positiva. ENC-NEW. Ventana recursiva. Frecuencia mensual.										
Panel A	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Apuesta	Beca	Compro	Contaminar	Despedido	Deudas	Fundación	Oferta	Preocupación	Rentable
AR(1)	1.83**	2.46**	-0.61	0.29	-1.24	1.06*	1.13*	0.07	-0.49	0.22
RW	1.87**	2.30**	-0.49	0.92	0.52	1.00*	1.27*	0.08	-0.61	0.32
DRW	1.81**	3.45***	0.30	1.25*	1.31*	1.19*	1.45*	0.93	0.30	1.54*
Panel B	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Apuesta	Beca	Compro	Contaminar	Despedido	Deudas	Fundación	Oferta	Preocupación	Rentable
AR(1)	0.05	1.90*	0.02	0.66	0.25	1.57*	0.86	0.60	-0.24	-0.06
RW	0.39	1.89*	-0.04	1.03	1.03	1.63*	1.14	0.95	-0.29	0.60
DRW	1.36*	2.96**	0.73	1.41*	1.62*	1.65*	1.47*	1.33*	0.53	1.61*
Panel C	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Apuesta	Beca	Compro	Contaminar	Despedido	Deudas	Fundación	Oferta	Preocupación	Rentable
AR(1)	0.54	0.23	-1.43	1.11**	-1.08	0.28	0.31	-0.20	-1.20	-0.80
RW	0.49	0.71*	-0.38	0.68*	0.25	0.91*	0.85*	0.63	0.16	0.30
DRW	0.84*	1.11*	0.01	2.34***	0.64	1.23**	1.11**	0.92*	0.56	0.66

Notas. Para el Panel A los valores críticos para el 10 %, 5 % y 1 % de significancia son 0.984, 1.584 y 3.209 respectivamente. Para el Panel B son 1.280, 2.085 y 4.134 respectivamente y para el Panel C 0.685, 1.079 y 2.098 respectivamente. Cuando existe 1 parámetro adicional y se utiliza ventana recursiva. * $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$.

Fuente: elaboración propia.

En la tabla 13 se muestran los resultados de las 10 palabras con correlación negativa para Chile, a diferencia del análisis dentro de muestra, en la evaluación fuera de muestra se encuentran bajos resultados de predictibilidad, encontrando un rechazo para la hipótesis nula en las palabras *acumular* y *beca* con un 5 % de significancia contra el AR(1) para el último panel correspondiente a la ventana de estimación ($P/R=0.4$) del Panel C.

En la tabla 14 se muestran los resultados de las 10 palabras con correlación negativa para el Perú, en el Panel A ($P/R=1$) se observa que la palabra *intereses* logra rechazar la hipótesis nula con un 10 % de significancia para los tres *benchmarks*; y la palabra *suburbios* solo en el caso del RW. Para el Panel B ($P/R=2$) nuevamente la palabra *intereses* logra rechazar la hipótesis nula contra todos los *benchmarks*. Por último, en el Panel C ($P/R=0.4$) se encuentran mejores resultados de predictibilidad dado que se suman

las palabras *comercio* y *privilegio* rechazando la hipótesis nula con al menos un 10 % de significancia contra todos los *benchmarks*; y *commodity* contra un AR(1) a un 10 % de significancia.

En la tabla 15 se muestran los resultados de las 10 palabras con correlación negativa para Colombia. En el Panel A ($P/R=1$) se encuentra que la palabra *chantaje* logra un rechazo de la hipótesis nula contra los tres *benchmarks* a un nivel del 10 % de significancia y las palabras *commodity* e *impuesto* contra el DRW. Para el Panel B ($P/R=2$) al igual que en el panel anterior, la palabra *chantaje* logra rechazar la hipótesis nula en los tres *benchmarks*; en el caso de la palabra *prima* solo contra el DRW a un 10 % de significancia. En el Panel C ($P/R=0.4$), nuevamente la palabra *chantaje* se destaca por rechazar la hipótesis nula en los tres *benchmarks*, de igual forma que la palabra *prima* con al menos un 10 % de significancia. Para el caso de *commodity*

Tabla 12. México

Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación positiva. ENC-NEW. Ventana recursiva. Frecuencia mensual.										
Panel A	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Cohecho	Compro	Corredor	Deudas	Dueño	Gastos	Multa	Obrero	Peso	Rendimiento
AR(1)	0.30	-0.67	2.01**	0.00	1.23*	0.50	0.17	-0.79	0.01	0.86
RW	0.68	-0.72	1.95**	-0.03	1.50*	0.59	0.30	-0.66	0.00	0.92
DRW	0.98	-0.09	2.08**	0.55	1.40*	0.98	0.64	0.10	0.27	1.15*
Panel B	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Cohecho	Compro	Corredor	Deudas	Dueño	Gastos	Multa	Obrero	Peso	Rendimiento
AR(1)	0.07	0.06	1.85*	0.12	1.43*	0.19	0.20	-0.94	-0.08	0.85
RW	0.55	0.14	1.93*	0.12	1.72*	0.39	0.40	-0.79	-0.05	0.96
DRW	0.94	0.57	1.97*	0.71	1.70*	0.98	0.79	0.01	0.27	1.27*
Panel C	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Cohecho	Compro	Corredor	Deudas	Dueño	Gastos	Multa	Obrero	Peso	Rendimiento
AR(1)	0.62	-1.40	1.12**	0.53	1.15**	0.33	-1.18	0.29	-1.50	0.84*
RW	1.02*	-1.43	1.14**	0.94*	1.42**	0.81*	-1.07	0.74*	-0.82	1.10*
DRW	0.65	0.57	0.97*	0.71*	0.76*	3.38***	0.79*	0.29	0.27	1.27*

Notas. Para el Panel A los valores críticos para el 10 %, 5 % y 1 % de significancia son 0.984, 1.584 y 3.209 respectivamente. Para el Panel B son 1.280, 2.085 y 4.134 respectivamente y para el Panel C 0.685, 1.079 y 2.098 respectivamente. Cuando existe 1 parámetro adicional y se utiliza ventana recursiva. * $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$.

Fuente: elaboración propia.

se logra un rechazo de la hipótesis nula tanto para el AR(1) como para que el DRW, pero no para el RW. Además, en la palabra *dueño* se logra evidencia de predictibilidad a excepción del AR(1).

En la tabla 16 se muestran los resultados de las 10 palabras con correlación negativa para México, en el caso de la primera ($P/R=1$) y segunda ventana de estimación ($P/R=2$), la palabra *atrasado* logra rechazar la hipótesis nula con un 5 % de significancia en al menos algunos de los tres *benchmarks*. En el Panel C, se arrojan mejores resultados al igual que en los paneles anteriores, la palabra *atrasado* logra rechazar la hipótesis nula y en este caso, contra todos los *benchmarks* con al menos un 10 % de significancia; de la misma forma, para la palabra *prima*. Además, se suman las palabras *abundancia*, *capital*, *caridad*, *recompensa* y *salario* que logran rechazar la hipótesis nula contra al menos un *benchmark*.

Finalmente, ¿cómo contrastamos los resultados dentro de muestra con los resultados fuera de muestra, que resultan ser algo más débiles? A pesar de las críticas previamente expuestas en contra de los análisis dentro de muestra, también se pueden formular algunos argumentos a favor. En particular, hay algo de evidencia en la literatura de que “encontrar más predictibilidad en análisis dentro de muestra que en análisis fuera de muestra” no necesariamente se debe a “sobreajuste”, sino podría ser simplemente una consecuencia de que los análisis dentro de muestra tienen más poder (por ejemplo, mayor probabilidad de rechazar correctamente la nula cuando la alternativa es correcta). Este resultado es intuitivo: el análisis fuera de muestra requiere dividir la base de datos para generar pronósticos en tiempo real y, por tanto, pierde un número importante de observaciones, reduciendo el poder muestral. Así las cosas, encontrar “más predictibilidad” dentro de muestra

Tabla 13. Chile

Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación negativa. ENC-NEW.										
Ventana recursiva. Frecuencia mensual.										
Panel A	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Acumular	Beca	Capital	Crédito	Economía	Económico	Finanzas	Intereses	Productividad	Suburbios
AR(1)	-0.79	-0.02	-1.29	0.81	-0.85	0.87	-1.56	-0.37	-0.88	-0.79
RW	0.89	-0.00	-1.24	0.69	-0.89	0.70	-2.00	-0.31	-0.73	-0.77
DRW	-0.76	-0.63	-1.07	0.42	-0.80	0.46	-0.85	-0.79	-0.85	-1.01
Panel B	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Acumular	Beca	Capital	Crédito	Economía	Económico	Finanzas	Intereses	Productividad	Suburbios
AR(1)	-0.61	-0.85	-1.47	-0.31	-0.68	0.31	-1.12	-0.40	-1.88	-0.87
RW	-0.74	-0.79	-1.67	-0.47	-0.62	0.32	-1.03	-0.34	-0.84	-0.85
DRW	-0.14	-0.31	-0.44	-0.22	-0.18	0.11	-0.41	-0.11	-0.24	-0.76
Panel C	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Acumular	Beca	Capital	Crédito	Economía	Económico	Finanzas	Intereses	Productividad	Suburbios
AR(1)	1.76**	1.22**	-1.53	-0.50	-2.20	-0.76	-1.57	-2.18	-1.80	-1.06
RW	0.22	0.26	-0.22	-0.08	-0.27	-0.13	-0.22	-0.27	-0.43	-0.88
DRW	0.20	0.23	-0.20	-0.07	-0.25	-0.12	-0.20	-0.24	-0.38	-0.90

Notas: Para el Panel A los valores críticos para el 10 %, 5 % y 1 % de significancia son 0.984, 1.584 y 3.209 respectivamente. Para el Panel B son 1.280, 2.085 y 4.134 respectivamente y para el Panel C 0.685, 1.079 y 2.098 respectivamente. Cuando existe 1 parámetro adicional y se utiliza ventana recursiva. * $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$.

Fuente: elaboración propia.

podría ser una consecuencia de la reducción de varianza al disponer de más observaciones. En esta línea, Inoue y Kilian (2005) comparan los análisis dentro y fuera de muestra, y concluyen que “encontrar más predictibilidad” dentro de muestra no es consecuencia de “data mining” ni de la inestabilidad de parámetros, sino simplemente de que los análisis dentro de muestra tienen más poder.

Este artículo presenta una postura más neutral en este debate: si bien encontrar predictibilidad dentro de muestra puede ser consecuencia de tener mayor poder, también puede deberse a sobreajuste y, por tanto, no puede ser considerada como una prueba inequívoca de predictibilidad. El problema es que es imposible determinar las razones por las cuales podríamos ver estas diferencias (¿más poder o sobreajuste?). En este sentido, vemos ambos análisis como relevantes y complementarios: consi-

deramos el análisis fuera de muestra como “la prueba más exigente” de capacidad predictiva y, por tanto, un resultado más importante para un investigador conservador.

Conclusiones

En este estudio se explora el uso de la herramienta Google Trends como una forma de captar las expectativas de economías MILA, para ayudar a predecir o encontrar algún grado de evidencia de predictibilidad sobre los tipos de cambio de estos países con respecto al dólar americano. Existe evidencia en la literatura de pronósticos de que el valor de cualquier activo se basa en expectativas racionales, por tanto el valor de un activo está determinado por las expectativas de sus fundamentales en el futuro.

Pronosticar los tipos de cambio es una tarea importante para inversionistas o agentes eco-

Tabla 14. Perú

Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación negativa. ENC-NEW. Ventana recursiva. Frecuencia mensual.										
Panel A	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Capital	Comercio	Commodity	Dólar	Finanzas	Intereses	Oro	Privilegio	Suburbios	Utilidad
AR(1)	0.37	0.29	-0.11	-1.45	-0.12	1.11*	0.45	0.96	0.85	-0.29
RW	0.47	0.28	0.00	-1.48	0.01	1.09*	0.38	0.94	0.99*	-0.36
DRW	0.50	0.50	0.31	-1.88	0.24	1.12*	0.40	0.66	0.73	-0.04
Panel B	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Capital	Comercio	Commodity	Dólar	Finanzas	Intereses	Oro	Privilegio	Suburbios	Utilidad
AR(1)	0.35	0.28	0.66	-0.82	-0.59	1.26	0.70	-0.38	0.97	-0.68
RW	0.46	0.28	0.80	-0.72	-0.58	1.35*	0.67	-0.45	1.16	-0.81
DRW	0.63	0.64	0.74	-0.08	0.07	2.12**	0.74	0.22	1.02	-0.16
Panel C	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo Benchmark	Capital	Comercio	Commodity	Dólar	Finanzas	Intereses	Oro	Privilegio	Suburbios	Utilidad
AR(1)	0.59	1.00*	0.68*	0.52	0.38	1.16**	0.46	0.92*	0.82*	0.10
RW	0.60	1.00*	0.65	0.51	0.37	1.15**	0.45	0.92*	0.77*	0.12
DRW	0.47	0.84*	0.50	0.39	0.26	1.11**	0.33	0.73*	0.65	0.05

Notas. Para el Panel A los valores críticos para el 10 %, 5 % y 1 % de significancia son 0.984, 1.584 y 3.209 respectivamente. Para el Panel B son 1.280, 2.085 y 4.134 respectivamente y para el Panel C 0.685, 1.079 y 2.098 respectivamente. Cuando existe 1 parámetro adicional y se utiliza ventana recursiva. * $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$.

Fuente: elaboración propia.

nómicos, quienes deben gestionar el riesgo de sus inversiones, valorizar instrumentos derivados y tomar decisiones de inversión. Diebold y López (1996) mencionan que “*good forecasts lead to good decisions*” (“buenos pronósticos llevan a buenas decisiones”).

Se utiliza la correlación de las palabras y no la connotación entregada por el diccionario, principalmente porque en los resultados se evidencia que una palabra obtiene distintas correlaciones y significados dependiendo del país; esto se debe a las expectativas relacionadas a los agentes del mercado. En resumen, las palabras de correlación positiva arrojan los mejores resultados con un 72.5 % de los ejercicios de estas palabras que evidencian predictibilidad en el análisis dentro de muestra.

Generalmente existe una relación consistente del signo en el coeficiente de cada palabra, a nuestro mejor entender, cuando una palabra posee una correlación positiva significa que exis-

ten malas expectativas de lo que va a suceder en la economía. En consecuencia a esto, decimos que cuando existe una mayor frecuencia de búsqueda de una palabra con correlación positiva dentro de un país, se podría especular que las expectativas de estas búsquedas son una imagen negativa para la economía del país, afectando a los fundamentales de su moneda, por lo que existiría una desvalorización en su tipo de cambio. Por ende, se debiese esperar a priori que se obtenga un signo positivo en el coeficiente de la palabra.

En caso contrario, las palabras con correlación negativa muestran una imagen positiva de las expectativas en el mercado de cada país, y se debiese esperar un signo negativo en el coeficiente de la palabra debido a que, si se presentan buenas expectativas de lo que sucede en la economía, se estaría valorizando la moneda con respecto al dólar. En otras palabras, con la misma moneda se necesitan menos pesos para comprar

Tabla 15. Colombia

Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación negativa. ENC-NEW. Ventana recursiva. Frecuencia mensual.										
Panel A	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo	Abundancia	Acumular	Banco	Capital	Chantaje	Commodity	Dueño	Éxito	Impuesto	Prima
Benchmark										
AR(1)	-0.66	-0.42	-0.95	-0.38	1.21*	0.70	0.24	-0.70	-0.54	0.35
RW	-0.70	0.15	-0.78	-0.55	1.42*	0.80	0.39	-0.30	0.00	0.63
DRW	0.10	1.04	0.39	0.77	1.53*	1.47*	0.95	0.95	1.16*	0.91
Panel B	(1)	(2)	(3)	(10)	(4)	(5)	(6)	(7)	(9)	(8)
Modelo	Abundancia	Acumular	Banco	Capital	Chantaje	Commodity	Dueño	Éxito	Impuesto	Prima
Benchmark										
AR(1)	0.50	0.18	-0.77	-0.96	1.74*	0.64	-0.23	-0.68	-0.91	0.89
RW	0.53	0.70	-0.75	-0.86	1.85*	0.67	0.22	-0.21	0.06	1.01
DRW	1.04	1.32*	0.37	0.56	1.89*	1.70*	0.97	1.11	1.21	1.26*
Panel C	(1)	(2)	(3)	(10)	(4)	(5)	(6)	(7)	(9)	(8)
Modelo	Abundancia	Acumular	Banco	Capital	Chantaje	Commodity	Dueño	Éxito	Impuesto	Prima
Benchmark										
AR(1)	-2.10	-1.11	-0.60	-2.15	1.02*	1.19*	0.01	-0.69	-1.51	0.91*
RW	-0.38	0.23	0.41	-0.32	1.37**	0.72	0.71*	0.38	0.00	1.34**
DRW	-0.30	0.60	0.71*	0.13	2.45***	1.12*	0.95*	0.71*	0.40	1.43**

Notas. Para el Panel A los valores críticos para el 10 %, 5 % y 1 % de significancia son 0.984, 1.584 y 3.209 respectivamente. Para el Panel B son 1.280, 2.085 y 4.134 respectivamente y para el Panel C 0.685, 1.079 y 2.098 respectivamente. Cuando existe 1 parámetro adicional y se utiliza ventana recursiva. * $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$.

Fuente: elaboración propia.

un dólar. Cabe recalcar que este mismo análisis puede realizarse en todas las palabras trabajadas en las estimaciones del modelo para la especificación (1).

Con respecto al análisis fuera de muestra, a nivel poblacional (ENCNEW) se encuentra evidencia de predictibilidad en los países MILA, pero en general es inestable ya que cada mercado se comporta de una manera diferente. Sin embargo, en algunos países se muestran palabras significativas y una evidencia leve de predictibilidad, puesto que se logra vencer a los modelos *benchmarks* naturales.

En general los mejores resultados fueron encontrados en el Panel C ($P/R=0.4$) con ventana recursiva para cada país. En donde se obtiene la mayoría de palabras que rechazan estadísticamente la hipótesis nula para todos los modelos *benchmarks* en comparación a los paneles A y B.

En términos generales, existe algo de predictibilidad fuera de muestra utilizando el volumen de búsqueda de Google Trends. No obstante, esta parece ser esporádica e inestable. En otras palabras, se observa que en algunos ejercicios, algunas palabras son capaces de derrotar de manera significativa a los *benchmarks*. Sin embargo, por lo general estos resultados no son robustos a la ventana de tiempo considerada, a todos los *benchmarks* o a todos los tipos de cambio (para algunas monedas encontramos más predictibilidad que para otras).

Existen al menos dos potenciales caminos para continuar con investigaciones futuras. Primero, este estudio se enfocó puramente en pronósticos con frecuencia mensual “un paso hacia adelante”. Sería interesante estudiar cómo cambia la capacidad predictiva con distintas frecuencias (diario, semanal, etc.), y estudiar cómo cambia en pronósticos “a múltiples horizontes”, eso es, evaluar cómo mejoran (o empeoran) los

Tabla 16. México

Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación negativa. ENC-NEW. Ventana recursiva. Frecuencia mensual.										
Panel A	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo	Atrasado	Abundancia	Beneficio	Capital	Caridad	Jefe	Prima	Productividad	Recompensa	Salario
Benchmark										
AR(1)	0.87	0.19	-0.36	0.15	0.63	-0.25	0.60	-0.85	0.57	0.23
RW	0.85	0.34	-0.32	0.18	0.66	-0.15	0.62	-0.81	0.55	0.26
DRW	1.78**	0.85	0.42	0.70	0.98	-0.05	0.85	0.81	0.98	0.71
Panel B	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo	Atrasado	Abundancia	Beneficio	Capital	Caridad	Jefe	Prima	Productividad	Recompensa	Salario
Benchmark										
AR(1)	1.29*	-0.15	-0.35	0.10	0.51	-0.73	0.72	-0.29	0.06	0.27
RW	2.13**	0.03	-0.13	0.20	0.65	-0.27	0.77	-0.82	0.10	0.35
DRW	2.63**	0.68	0.57	0.83	1.08	0.73	1.03	0.97	0.83	0.85
Panel C	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Modelo	Atrasado	Abundancia	Beneficio	Capital	Caridad	Jefe	Prima	Productividad	Recompensa	Salario
Benchmark										
AR(1)	0.72*	0.66	-0.90	-0.40	0.39	-1.12	0.90*	-1.80	0.64	-0.58
RW	0.93*	1.00**	-0.67	-0.23	0.69*	-0.73	1.00**	-0.43	0.95*	-0.38
DRW	2.63***	0.45	-0.69	0.83*	0.26	0.73*	0.75*	-0.38	0.39	0.85*

Notas. Para el Panel A los valores críticos para el 10 %, 5 % y 1 % de significancia son 0.984, 1.584 y 3.209 respectivamente. Para el Panel B son 1.280, 2.085 y 4.134 respectivamente y para el Panel C 0.685, 1.079 y 2.098 respectivamente. Cuando existe 1 parámetro adicional y se utiliza ventana recursiva. * $p < 10\%$, ** $p < 5\%$, *** $p < 1\%$.

Fuente: elaboración propia.

pronósticos a un trimestre, a un semestre o a un año. Una segunda extensión de este trabajo es utilizar alguna estrategia de combinación de los predictores, por ejemplo, la utilización de componentes principales, LASSO, Ridge, Elastic Net o factores dinámicos. Esto parece una idea interesante, pues nuestros resultados sugieren que existe cierta heterogeneidad en la capacidad predictiva de algunas palabras (en algunos periodos predicen bien, en otros no, por lo que una combinación podría llevar a pronósticos superiores).

■ Agradecimientos

Agradecemos a las profesoras María José Quinteros y Carolina Martínez de la Universidad Finis Terrae, Chile, por sus valiosos comentarios que ayudaron a mejorar nuestra investigación.

■ Referencias

- Campbell, J. Y., & Shiller, R. J. (1987). Cointegration and tests of present value models. *Journal of Political Economy*, 95(5), 1062-1088.
- Chen Y., Rogoff, K., & Rossi, B. (2010). Can exchange rates forecast commodity prices? *The Quarterly Journal of Economics*, 125(3), 1145-1194.
- Cheung, Y. W., Chinn, M. D., & Pascual, A. G. (2005). Empirical exchange rate models of the nineties: Are any fit to survive? *Journal of International Money and Finance*, 24(7), 1150-1175.
- Clark, T. E., & West, K. D. (2006). Using out-of-sample mean squared prediction errors to test the martingale difference hypothesis. *Journal of Econometrics*, 135(1-2), 155-186.
- Clark, T. E., & West, K. D. (2007). Approximately normal tests for equal predictive accuracy in nested models. *Journal of Econometrics*, 138(1), 291-311.
- Choi, H., & Varian, H. (2012). Predicting the present with Google Trends. *Economic Record*, 88, 2-9.
- Clark, T. E., & McCracken, M. W. (2001). Tests of equal forecast accuracy and encompassing for nested models. *Journal of Econometrics*, 105(1), 85-110.

- Coble, D., & Pincheira, P. M. (2017). Now-casting building permits with Google Trends. SSRN 2910165.
- Da, Z., Engelberg, J., & Gao, P. (2011). In search of attention. *The Journal of Finance*, 66(5), 1461-1499.
- Diccionario de Harvard-IV. <https://inquirer.sites.fas.harvard.edu/homecat.htm>
- Diebold, F. X., & López, J. A. (1996). 8 Forecast evaluation and combination. *Handbook of statistics*, 14, 241-268.
- D'Amuri, F., & Marcucci, J. (2010). 'Google it!' Forecasting the US unemployment rate with a Google job search index.
- Elliott, G., & Timmermann, A. (2008). Economic forecasting. *Journal of Economic Literature*, 46(1), 3-56.
- Engel, C., & West, K. D. (2005). Exchange rates and fundamentals. *Journal of Political Economy*, 113(3), 485-517.
- Engel, C., Mark, N., & West, K. (2007). Exchange rate models are not as bad as you think. *NBER Macroeconomic Annual*, 22, 381-441. <https://doi.org/10.3386/w13318>
- Goyal A. & I. Welch (2008). A comprehensive look at the empirical performance of equity premium prediction. *Review of Financial Studies*, 21(4), 1455-1508.
- Goyal, A.; Welch, I.; Zafirov, A. A. (2021). Comprehensive Look at the Empirical Performance of Equity Premium Prediction II. . <https://ssrn.com/abstract=3929119>
- Hamid, A., & Heiden, M. (2015). Forecasting volatility with empirical similarity and Google Trends. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 117, 62-81.
- Hardy, N., & Magner, N. (2023). Documento de trabajo N° 21. <https://ocec.udp.cl/cms/wp-content/uploads/2023/01/Documento-de-Trabajo-21-VF.pdf>
- Hu, H., Tang, L., Zhang, S., & Wang, H. (2018). Predicting the direction of stock markets using optimized neural networks with Google Trends. *Neurocomputing*, 285, 188-195.
- Inoue, A., & Kilian, L. (2005). In-sample or out-of-sample tests of predictability: Which one should we use? *Econometric Reviews*, 23(4), 371-402.
- Lyons, R. K. (2012). *Exchange-Rate Dynamics*. Princeton Series in International Economics.
- Magner, N., & Hardy, N. (2022). Cryptocurrency forecasting: More evidence of the Meese-Rogoff puzzle. *Mathematics*, 10(13), 2338.
- Mark, N.C. (1995). Exchange rates and fundamentals: Evidence on long-horizon predictability. *American Economic Review*, 85(1), 201-218.
- Masuda, M., & Takeda, F. (2019). Application of Google Trends Data in Exchange Rate Prediction.
- Meese, R. A., & Rogoff, K. (1983). Empirical exchange rate models of the seventies: Do they fit out of sample? *Journal of International Economics*, 14(1-2), 3-24.
- Meese, R., & Rogoff, K. (1988). Was it real? The exchange rate-interest differential relation over the modern floating-rate period. *The Journal of Finance*, 43(4), 933-948.
- Melvin, M., Prins, J., & Shand, D. (2013). Forecasting exchange rates: An investor perspective. In *Handbook of economic forecasting*, 2, 721-750. Elsevier.
- Moosa, I. A., & Burns, K. (2015). The Meese-Rogoff puzzle. In *Demystifying the Meese-Rogoff puzzle*. Palgrave Pivot.
- Newey, W. K., & West, K. D. (1987). Hypothesis testing with efficient method of moments estimation. *International Economic Review*, 777-787.
- Newey, W. K., & West, K. D. (1994). Automatic lag selection in covariance matrix estimation. *The Review of Economic Studies*, 61(4), 631-653.
- Plataforma Google Trends. <https://trends.google.com/trends/?geo=US>
- Pincheira Brown, P., & Hardy, N. (2019). Forecasting base metal prices with the Chilean exchange rate. *Resources Policy*, 62, 256-281.
- Pincheira, P. M., & Hardy, N. (2019a). Forecasting aluminum prices with commodity currencies. SSRN 3511564.
- Pincheira, P. M., Hardy, N., Henriquez, C., Tapia, I., & Bentancor, A. (2021). Forecasting base metal prices with an international stock index. SSRN 3849161.
- Rossi, B. (2012). The changing relationship between commodity prices and equity prices in commodity exporting countries. *IMF Economic Review*, 60(4), 533-569.
- Rossi, B. (2013). Exchange rate predictability. *Journal of Economic Literature*, 51(4), 1063-1119.
- Timmermann, A. (2008). Elusive return predictability. *International Journal of Forecasting*, 24(1), 1-18.
- Vosen, S., & Schmidt, T. (2011). Forecasting private consumption: Survey-based indicators vs. Google Trends. *Journal of Forecasting*, 30(6), 565-578.
- Welch, I., & Goyal, A. (2008). A comprehensive look at the empirical performance of equity premium prediction. *The Review of Financial Studies*, 21(4), 1455-1508.
- West, K. D. (2006). Forecast evaluation. *Handbook of economic forecasting*, 1, 99-134.
- White, H. (2000). A reality check for data snooping. *Econometrica*, 68(5), 1097-1126.

■ Apéndices

Apéndice A1. Análisis dentro de muestra para el tipo de cambio peruano pronosticando con otros potenciales *benchmarks* basados en fundamentales económicos (en particular, utilizando retornos de *commodities*).

	Perú	Perú	Perú	Perú	Perú	Perú
Aluminio(-1)	-0.006 (0.054)					
Cobre(-1)		-0.065 (0.069)				
GSCI (-1)			-0.066 (0.056)			
LMEX(-1)				-0.063 (0.065)		
Zinc(-1)					-0.050 (0.052)	
Níquel(-1)						-0.017 (0.031)
Perú(-1)	0.072 (0.081)	0.040 (0.076)	0.011 (0.085)	0.041 (0.078)	0.047 (0.086)	0.063 (0.079)
R2	0.006	0.015	0.014	0.012	0.013	0.007
Obs	119	119	119	119	119	119

Nota. Errores estándar calculados con HAC, siguiendo a Newey y West (1987, 1994). LMEX es el índice de metales de la bolsa de metales de Londres. GSCI es el índice global de *commodities* de Goldman Sachs.

Apéndice A2. Análisis dentro de muestra para el tipo de cambio colombiano pronosticando con otros potenciales *benchmarks* basados en fundamentales económicos (en particular, utilizando retornos de *commodities*).

	Colombia	Colombia	Colombia	Colombia	Colombia	Colombia
Aluminio(-1)	-0.002 (0.052)					
Cobre(-1)		-0.064 (0.076)				
GSCI Gasolina(-1)			-0.083 (0.058)			
LMEX(-1)				-0.068 (0.079)		
Zinc(-1)					-0.040 (0.059)	
Níquel(-1)						-0.068 (0.043)
Colombia(-1)	-0.041 (0.093)	-0.060 (0.081)	-0.105 (0.074)	-0.065 (0.086)	-0.051 (0.078)	-0.071 (0.086)

(Continúa)

	Colombia	Colombia	Colombia	Colombia	Colombia	Colombia
R2	0.002	0.010	0.015	0.009	0.006	0.022
Obs	119	119	119	119	119	119

Apéndice B. Diez palabras de correlación positiva y negativa por país en una frecuencia mensual del análisis dentro de muestra, junto a su respectivo *t-statistic*.

CHILE			
Correlación positiva		Correlación negativa	
palabra	t-statistic	palabra	t-statistic
prima	17.07	acumular	-8.43
recompensa	3.16	suburbios	-4.21
deudas	3.00	beca	-4.10
intervención	2.64	productividad	-2.33
multa	2.43	intereses	-2.12
gremio	2.38	finanzas	-2.09
empresario	2.08	crédito	-1.93
gastos	1.64	economía	-1.82
hipoteca	1.43	capital	-1.81
mendigo	1.43	económico	-1.81

PERÚ			
Correlación positiva		Correlación negativa	
palabra	t-statistic	palabra	t-statistic
empresa	2.36	intereses	-5.20
despedido	2.24	commodity	-4.15
establecimiento	2.21	suburbios	-1.95
auditoría	1.93	finanzas	-1.53
agencia	1.90	oro	-1.42
rentable	1.81	utilidad	-1.35
puerto	1.70	dólar	-1.34
abundancia	1.58	comercio	-1.16
empleo	1.50	capital	-1.14
trabajo	1.11	privilegio	-1.13

COLOMBIA			
Correlación positiva		Correlación negativa	
palabra	t-statistic	palabra	t-statistic
despedido	5.10	acumular	-3.76
preocupación	3.82	chantaje	-2.66
contaminar	2.97	prima	-2.10
beca	2.25	commodity	-1.79
compro	2.23	abundancia	-1.43
apuesta	2.20	dueño	-1.23
deudas	2.02	éxito	-1.06

(Continúa)

COLOMBIA			
oferta	1.79	banco	-0.80
rentable	1.72	impuesto	-0.14
fundación	1.71	capital	-0.10
MÉXICO			
Correlación positiva		Correlación negativa	
palabra	<i>t-statistic</i>	palabra	<i>t-statistic</i>
dueño	2.06	jefe	-2.05
corredor	2.11	atrasado	-1.90
obrero	1.88	salario	-1.54
compro	1.69	productividad	-1.42
peso	1.63	prima	-1.37
rendimiento	1.51	abundancia	-1.21
cohecho	1.46	beneficio	-1.21
multa	1.33	recompensa	-1.07
deudas	1.14	caridad	-0.97
gastos	1.03	capital	-0.64

■ **Apéndice C1. Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación positiva Chile. ENCNEW. Ventana rodante.**

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Panel A: P/R=1										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Deudas	Empresario	Gastos	Gremio	Hipoteca	Intervención	Multa	Mendigo	Prima	Recompensa
AR(1)	-1.19	0.86	-0.71	3.34**	-1.65	-1.17	2.29**	0.22	-1.01	-1.03
RW	-1.13	0.82	-0.83	3.82***	-1.62	-0.94	2.53**	0.08	-1.00	-1.31
DRW	-1.67	-0.71	-1.36	0.02	-1.78	-1.40	1.10	-1.21	-1.27	-2.19
	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
Panel B: P/R=2										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Deudas	Empresario	Gastos	Gremio	Hipoteca	Intervención	Multa	Mendigo	Prima	Recompensa
AR(1)	-2.55	-0.72	-1.21	2.05*	-1.45	-0.96	2.31*	-1.49	0.99	-1.19
RW	-2.26	-0.54	-1.17	1.83*	-1.27	-0.98	2.31*	-1.63	-1.00	-1.55
DRW	-1.94	-0.92	-1.28	0.72	-1.28	-1.21	2.14*	-1.54	0.98	-1.47
	(21)	(22)	(23)	(24)	(25)	(26)	(27)	(28)	(29)	(30)
Panel B: P/R=0.4										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Deudas	Empresario	Gastos	Gremio	Hipoteca	Intervención	Multa	Mendigo	Prima	Recompensa
AR(1)	-1.50	-0.21	-1.53	0.66	-2.79	-1.28	0.93*	-2.37	-1.29	-1.68
RW	-0.99	0.00	-0.20	0.29	-0.41	-0.18	0.68	-0.24	-0.16	-0.32
DRW	-0.96	-0.09	-0.31	0.19	-0.51	-0.29	0.59	-0.34	-0.27	-0.41

Apéndice C2. Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación positiva Chile. ENCNEW. Ventana rodante.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Panel A: P/R=1										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Acumular	Beca	Capital	Crédito	Economía	Económico	Finanzas	Intereses	Productividad	Suburbios
AR(1)	0.45	-0.23	-1.32	-0.56	-0.26	0.95	-1.22	-0.29	-0.24	-0.88
RW	0.52	-0.12	-1.25	-0.64	-0.26	0.81	-1.12	-0.28	0.01	-0.88
DRW	-1.01	-1.31	-1.54	-1.60	-1.28	-0.89	-1.66	-1.37	-1.35	-1.47
	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
Panel B: P/R=2										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Acumular	Beca	Capital	Crédito	Economía	Económico	Finanzas	Intereses	Productividad	Suburbios
AR(1)	-1.06	-1.60	-2.78	-1.20	-1.02	-0.06	-0.82	-0.53	-2.25	-1.01
RW	-0.94	-1.56	-1.94	-1.40	-1.23	-0.42	-0.80	-0.53	-1.84	-0.99
DRW	-0.84	-1.18	-0.90	-1.31	-1.40	-0.88	-1.18	-0.90	-2.01	-1.09
	(21)	(22)	(23)	(24)	(25)	(26)	(27)	(28)	(29)	(30)
Panel B: P/R=0.4										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Acumular	Beca	Capital	Crédito	Economía	Económico	Finanzas	Intereses	Productividad	Suburbios
AR(1)	-0.21	-0.26	-0.21	-0.12	-0.30	-0.17	-0.21	-0.31	-0.34	-1.20
RW	-0.15	-0.18	-0.15	-0.06	-0.18	-0.09	-0.15	-0.18	-0.28	-0.86
DRW	-0.14	-0.16	-0.14	-0.05	-0.18	-0.09	-0.14	-0.17	-0.27	-1.04

■ **Apéndice C3. Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación positiva Perú. ENCNEW. Ventana rodante.**

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Panel A: P/R=1										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Agencia	Abundancia	Auditoria	Despedido	Empleo	Empresarial	Establecimiento	Puerto	Rentable	Trabajo
AR(1)	-0.79	1.51*	-2.55	0.72	1.36*	-0.25	-1.19	-1.67	1.81*	0.78
RW	-0.71	1.78*	-2.47	0.96	1.35*	-0.14	-1.12	-1.62	1.84*	0.85
DRW	-0.81	0.91	-0.17	1.34*	1.14	-0.02	-0.20	-1.19	1.10	-0.54
	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
Panel B: P/R=2										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Agencia	Abundancia	Auditoria	Despedido	Empleo	Empresarial	Establecimiento	Puerto	Rentable	Trabajo
AR(1)	-0.61	0.52	-1.56	0.99	0.24	-0.25	-1.23	-0.71	2.12*	-0.35
RW	0.48	0.30	-1.31	1.59*	0.49	-0.08	-1.31	-0.94	2.17*	-0.21
DRW	0.54	0.47	0.02	1.62*	0.63	0.22	-0.08	0.01	1.13	0.32
	(21)	(22)	(23)	(24)	(25)	(26)	(27)	(28)	(29)	(30)
Panel B: P/R=0.4										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Agencia	Abundancia	Auditoria	Despedido	Empleo	Empresarial	Establecimiento	Puerto	Rentable	Trabajo
AR(1)	-0.94	1.20**	0.51	1.08*	0.92*	0.11	0.86*	0.39	1.00*	0.80*
RW	-0.90	1.14**	0.49	1.03*	0.99*	0.14	0.84*	0.38	0.97*	0.81*
DRW	-0.95	1.05*	0.50	0.94*	0.83*	0.20	0.81*	0.42	0.82*	0.71

■ Apéndice C4. Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación positiva Perú. ENCNEW. Ventana rodante.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Panel A: P/R=1										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Capital	Comercio	Commodity	Dólar	Finanzas	Intereses	Oro	Privilegio	Suburbios	Utilidad
AR(1)	0.37	0.27	-0.72	-2.28	-0.23	1.04	0.32	0.74	0.71	-0.57
RW	0.49	0.27	-0.46	-1.80	-0.16	1.03	0.28	0.78	0.77*	-0.62
DRW	0.39	0.39	-0.07	-1.00	0.01	1.03	0.75	0.54	0.47	-0.35
	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
Panel B: P/R=2										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Capital	Comercio	Commodity	Dólar	Finanzas	Intereses	Oro	Privilegio	Suburbios	Utilidad
AR(1)	0.46	0.58	0.24	-0.73	-0.48	3.20***	1.66**	-0.24	0.84	-0.68
RW	0.58	0.60	0.31	-0.71	-0.47	3.28***	1.56**	-0.28	1.12*	-0.80
DRW	1.15*	1.27	0.92	-0.08	0.11	4.00***	2.17***	0.27	1.64**	-0.23
	(21)	(22)	(23)	(24)	(25)	(26)	(27)	(28)	(29)	(30)
Panel B: P/R=0.4										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Capital	Comercio	Commodity	Dólar	Finanzas	Intereses	Oro	Privilegio	Suburbios	Utilidad
AR(1)	0.44	0.71	0.46	0.36	0.28	1.80**	0.36	0.65	0.61	0.08
RW	0.45	0.71	0.45	0.36	0.27	1.81**	0.45	0.65	0.56	0.09
DRW	0.40	0.66	0.38	0.28	0.22	2.00***	0.31	0.56	0.48	0.04

■ **Apéndice C5. Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación positiva COLNEW. ENCNEW. Ventana rodante.**

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Panel A: P/R=1										
Modelo										
Benchmark	Apuesta	Beca	Compro	Contaminar	Despedido	Deudas	Fundación	Oferta	Preocupación	Rentable
AR(1)	-1.13	2.12**	-0.09	-0.71	-2.07	1.06	0.99	-1.11	-0.90	0.11
RW	-1.03	2.02**	0.02	-0.55	-1.22	1.15	1.12	-0.83	-0.92	0.41
DRW	-0.42	3.13**	0.81	0.19	1.06	1.20	1.3*	0.73	0.14	1.32*
	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
Panel B: P/R=2										
Modelo										
Benchmark	Apuesta	Beca	Compro	Contaminar	Despedido	Deudas	Fundación	Oferta	Preocupación	Rentable
AR(1)	-1.22	1.89*	0.91	0.63	-1.30	0.36	0.84	-0.38	0.52	-0.47
RW	-1.85	1.67	0.88	0.45	-1.45	0.31	0.79	-0.33	0.39	-0.56
DRW	0.48	2.26*	1.17	0.91	0.54	0.85	1.15	0.62	0.89	0.64
	(21)	(22)	(23)	(24)	(25)	(26)	(27)	(28)	(29)	(30)
Panel B: P/R=0.4										
Modelo										
Benchmark	Apuesta	Beca	Compro	Contaminar	Despedido	Deudas	Fundación	Oferta	Preocupación	Rentable
AR(1)	-1.36	0.29	-1.45	-1.45	-1.34	0.19	-0.06	-0.65	-1.10	-0.11
RW	-1.36	0.16	-1.56	-1.56	-1.41	0.18	-0.20	-0.65	-1.15	-0.35
DRW	-0.85	0.70	-0.68	-0.10	0.02	0.77	0.54	0.40	-0.75	0.49

■ **Apéndice C6. Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación positiva Colombia. ENCNEW. Ventana rodante.**

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Panel A: P/R=1										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Abundancia	Acumular	Banco	Capital	Chantaje	Commodity	Dueño	Éxito	Impuesto	Prima
AR(1)	-0.54	-0.60	-1.94	-0.73	1.40*	0.49	0.00	-1.89	-0.80	-0.50
RW	-0.52	-0.55	-1.72	-0.86	1.48*	0.16	0.14	-1.51	-0.24	-0.06
DRW	0.29	1.24*	-0.46	0.19	1.55*	1.16	0.79	0.63	0.92	0.58
	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
Panel B: P/R=2										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Abundancia	Acumular	Banco	Capital	Chantaje	Commodity	Dueño	Éxito	Impuesto	Prima
AR(1)	0.44	-1.62	0.45	0.22	1.24	0.63	-1.43	-0.39	-0.62	0.63
RW	0.38	-1.84	0.30	-0.06	1.25	0.09	-1.44	-0.34	-0.24	0.44
DRW	0.83	0.40	0.81	0.52	1.46	0.76	0.47	0.62	0.73	0.95
	(21)	(22)	(23)	(24)	(25)	(26)	(27)	(28)	(29)	(30)
Panel B: P/R=0.4										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Abundancia	Acumular	Banco	Capital	Chantaje	Commodity	Dueño	Éxito	Impuesto	Prima
AR(1)	-2.06	1.86**	-0.2	-2.3	1.11**	-1.49	-0.27	-1.11	-1.73	1.88**
RW	-2.08	1.23**	0.04	-2.38	1.06*	-1.58	-0.34	-1.25	-1.56	4.22***
DRW	-0.95	1.66**	-0.01	-0.93	1.15**	-0.12	0.46	0.09	-0.27	1.43**

■ **Apéndice C7. Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación positiva México. ENCNEW. Ventana rodante.**

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Panel A: P/R=1										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Cohecho	Compro	Corredor	Deudas	Dueño	Gastos	Multa	Obrero	Peso	Rendimiento
AR(1)	-1.24	0.08	2.29**	-1.02	0.93	-0.23	-0.52	-1.42	-0.06	0.54
RW	-1.55	0.17	1.95**	-1.77	1.5*	-0.04	-0.42	-1.34	0.00	0.87
DRW	-1.17	0.52	2.00**	-0.52	1.25*	0.47	0.00	-1.04	0.23	1.01
	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
Panel B: P/R=2										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Cohecho	Compro	Corredor	Deudas	Dueño	Gastos	Multa	Obrero	Peso	Rendimiento
AR(1)	-1.31	1.31	2.48*	-0.21	0.98	0.62	-0.75	-0.48	0.45	0.72
RW	-0.95	1.39	1.69	-0.48	1.27	0.59	-0.69	-0.56	0.24	0.76
DRW	-0.31	1.41	1.57	0.11	1.21	0.98	-0.38	-0.29	0.39	0.95
	(21)	(22)	(23)	(24)	(25)	(26)	(27)	(28)	(29)	(30)
Panel B: P/R=0.4										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Cohecho	Compro	Corredor	Deudas	Dueño	Gastos	Multa	Obrero	Peso	Rendimiento
AR(1)	-0.52	0.47	4.40***	4.19***	3.45***	2.17**	-0.20	0.91*	0.56	1.86**
RW	-0.13	1.03*	2.74***	3.55***	3.61***	2.61***	0.10	0.97*	1.09*	2.10**
DRW	-0.33	0.64	1.83**	6.44***	1.93**	6.58***	0.23	1.48**	1.15*	1.49**

Apéndice C8. Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación positiva ENCNEW. Ventana rodante.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Panel A: P/R=1										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Atrasado	Abundancia	Beneficio	Capital	Caridad	Jefe	Prima	Productividad	Recompensa	Salario
AR(1)	0.21	-0.13	-0.88	-0.10	0.92	-0.04	0.22	-1.13	-0.36	0.19
RW	0.25	-0.39	-0.86	-0.11	0.87	-0.03	-0.13	-1.21	-1.45	0.10
DRW	0.97	0.37	0.00	0.41	0.95	0.48	0.43	-0.28	0.23	0.67
	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
Panel B: P/R=2										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Atrasado	Abundancia	Beneficio	Capital	Caridad	Jefe	Prima	Productividad	Recompensa	Salario
AR(1)	-0.07	0.69	-0.33	0.14	-0.14	0.90	0.65	-0.26	0.40	-1.32
RW	-0.38	0.73	0.12	-0.18	-0.15	0.57	0.62	-0.34	0.61	-0.78
DRW	0.72	0.99	0.09	0.18	0.21	0.43	0.98	0.17	0.87	0.08
	(21)	(22)	(23)	(24)	(25)	(26)	(27)	(28)	(29)	(30)
Panel B: P/R=0.4										
ENCNEW										
Modelo Benchmark	Atrasado	Abundancia	Beneficio	Capital	Caridad	Jefe	Prima	Productividad	Recompensa	Salario
AR(1)	1.41**	1.55**	0.62	1.01*	1.71**	0.90	0.48	0.57	1.32**	0.92*
RW	1.47**	1.45**	0.68	1.08*	1.72**	0.57	0.49	0.61	0.55	0.80*
DRW	1.38**	1.87**	1.39**	2.80***	1.28**	0.43	0.87*	0.79*	0.63	1.28**

■ **Apéndice C9. Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación positiva Chile. ENC-t. Ventana recursiva.**

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Panel A: P/R=1										
ENC-t										
Modelo Benchmark	Deudas	Empresario	Gastos	Gremio	Hipoteca	Intervención	Multa	Mendigo	Prima	Recompensa
AR(1)	-0.85	0.02	-0.15	1.53**	-0.55	-0.11	1.73**	-0.06	-1.79	0.29
RW	-0.88	0.03	-0.16	1.28*	-0.55	-0.08	1.52**	-0.07	-2.00	-0.31
DRW	-1.47	-0.60	-0.82	0.56	-1.17	-0.74	0.84	-0.74	-2.42	-0.96
	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
Panel B: P/R=2										
ENC-t										
Modelo Benchmark	Deudas	Empresario	Gastos	Gremio	Hipoteca	Intervención	Multa	Mendigo	Prima	Recompensa
AR(1)	-1.33	-0.06	-0.33	1.24**	-1.60	-1.99	1.78**	-0.21	3.90***	0.42
RW	-1.30	-0.03	-0.32	1.06*	-1.34	-1.58	1.50**	-0.18	4.26***	-0.46
DRW	-1.28	-0.06	-0.38	0.98*	-1.30	-2.32	1.42**	-0.23	3.30***	-0.50

Apéndice C10. Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación negativa Chile. ENC-t. Ventana recursiva.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Panel A: P/R=1										
ENC-t										
Modelo Benchmark	Acumular	Beca	Capital	Crédito	Economía	Económico	Finanzas	Intereses	Productividad	Suburbios
AR(1)	-0.16	-0.01	-0.75	0.29	-0.18	0.35	-0.16	-0.14	-0.20	-1.31
RW	-0.17	-0.00	-0.80	0.23	-0.15	0.20	-0.14	-0.07	-0.20	-0.92
DRW	-0.82	-0.67	-1.38	-0.43	-0.81	-0.45	-0.81	-0.74	-0.86	-1.74
	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
Panel B: P/R=2										
ENC-t										
Modelo Benchmark	Acumular	Beca	Capital	Crédito	Economía	Económico	Finanzas	Intereses	Productividad	Suburbios
AR(1)	-1.06	-1.60	-2.78	-1.20	-1.02	-0.06	-0.82	-0.53	-2.25	-1.01
RW	-0.94	-1.56	-1.94	-1.40	-1.23	-0.42	-0.80	-0.53	-1.84	-0.99
DRW	-0.84	-1.18	-0.90	-1.31	-1.40	-0.88	-1.18	-0.90	-2.01	-1.09

■ **Apéndice C11. Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación positiva Perú. ENC-t. Ventana recursiva.**

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Panel A: P/R=1 ENC-t										
Modelo Benchmark	Agencia	Abundancia	Auditoría	Despedido	Empleo	Empresarial	Establecimiento	Puerto	Rentable	Trabajo
AR(1)	-0.29	0.76	-0.65	1.03*	2.30***	-0.19	-0.18	-0.87	0.38	0.57
RW	-0.27	0.75	-0.45	1.32*	2.25***	-0.08	-0.15	-0.93	0.41	0.57
DRW	-0.45	1.02*	-0.17	1.64**	2.47***	0.20	0.12	-0.65	0.67	0.81
	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
Panel B: P/R=2 ENC-t										
Modelo Benchmark	Agencia	Abundancia	Auditoría	Despedido	Empleo	Empresarial	Establecimiento	Puerto	Rentable	Trabajo
AR(1)	-0.37	0.56	-0.72	1.91**	2.29***	-0.16	-0.40	-0.74	0.64	0.45
RW	-0.34	0.58	-0.40	2.17***	2.35***	-0.12	-0.35	-0.79	0.69	0.54
DRW	-0.53	1.16*	0.18	2.78***	2.89***	0.47	0.23	-0.20	1.27*	1.11*

■ Apéndice C12. Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación negativa Perú. ENC-t. Ventana recursiva.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Panel A: P/R=1 ENC-t										
Modelo Benchmark	Capital	Comercio	Commodity	Dólar	Finanzas	Intereses	Oro	Privilegio	Suburbios	Utilidad
AR(1)	0.44	0.57	-0.02	-1.03	-0.08	2.89***	0.96*	0.37	0.66	-0.26
RW	0.57	0.57	0.00	-1.11	0.01	2.94***	0.80	0.36	0.88	-0.31
DRW	0.84	0.91	0.27	-0.81	0.28	3.44***	1.08*	0.60	1.09*	-0.05
	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
Panel B: P/R=2 ENC-t										
Modelo Benchmark	Capital	Comercio	Commodity	Dólar	Finanzas	Intereses	Oro	Privilegio	Suburbios	Utilidad
AR(1)	0.46	0.58	0.24	-0.73	-0.48	3.20***	1.66**	-0.24	0.84	-0.68
RW	0.58	0.60	0.31	-0.71	-0.47	3.28***	1.56**	-0.28	1.12*	-0.80
DRW	1.15*	1.27*	0.92	-0.08	0.11	4.00***	2.17***	0.27	1.64**	-0.23

■ **Apéndice C13. Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación positiva ENC-t. Ventana recursiva.**

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Panel A: P/R=1										
Modelo	Apuesta	Beca	Compro	Contaminar	Despedido	Deudas	Fundación	Oferta	Preocupación	Rentable
Benchmark	ENC-t									
AR(1)	-0.15	2.34***	-0.64	0.14	-0.11	0.50	0.58	0.02	-0.30	0.03
RW	0.09	1.93**	-0.37	0.40	0.06	0.52	0.59	0.03	-0.33	0.05
DRW	0.79	2.61***	0.30	1.13	0.78	1.23	1.28*	0.77	0.35	0.75
	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
Panel B: P/R=2										
Modelo	Apuesta	Beca	Compro	Contaminar	Despedido	Deudas	Fundación	Oferta	Preocupación	Rentable
Benchmark	ENC-t									
AR(1)	-0.02	2.47***	0.02	0.38	0.07	0.91	0.56	0.30	-0.31	-0.01
RW	0.22	2.07***	-0.04	—————	0.18	1.04*	0.69	0.50	-0.20	0.13
				0.47						
DRW	1.17*	2.98***	0.88	1.45**	1.15*	2.02***	1.60**	1.51	0.75	1.09*

■ Apéndice C14. Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación negativa Colombia. ENC-t. Ventana recursiva.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Panel A: P/R=1										
ENC-t										
Modelo Benchmark	Abundancia	Acumular	Banco	Capital	Chantaje	Commodity	Dueño	Éxito	Impuesto	Prima
AR(1)	-0.54	-0.09	-0.53	-0.15	1.2*	0.24	0.13	-0.20	-0.13	0.36
RW	-0.56	0.03	-0.35	-0.19	1.4**	0.18	0.24	-0.06	0.00	0.66
DRW	0.07	0.74	0.33	0.50	2.14***	0.89	0.97	0.64	0.71	1.39**
	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
Panel B: P/R=2										
ENC-t										
Modelo Benchmark	Abundancia	Acumular	Banco	Capital	Chantaje	Commodity	Dueño	Éxito	Impuesto	Prima
AR(1)	0.56	0.05	-0.63	-0.53	2.09***	0.28	-0.16	-0.23	-0.26	1.19*
RW	0.60	0.16	-0.51	-0.40	2.14***	0.20	0.17	-0.05	0.02	1.33**
DRW	1.50**	1.13*	0.42	0.55	3.14***	1.15*	1.13*	0.90	0.98	2.32***

■ **Apéndice C15. Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación positiva México. ENC-t. Ventana recursiva.**

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Panel A: P/R=1										
ENC-t										
Modelo Benchmark	Cohecho	Compro	Corredor	Deudas	Dueño	Gastos	Multa	Obrero	Peso	Rendimiento
AR(1)	0.13	-0.51	2.70**	0.00	0.72	0.13	0.12	-0.39	0.01	0.50
RW	0.52	-0.49	2.75**	-0.01	0.79	0.15	0.19	-0.34	0.00	0.60
DRW	0.84	-0.08	3.10**	0.39	1.20*	0.56	0.55	0.07	0.36	0.98
Panel B: P/R=2										
ENC-t										
Modelo Benchmark	Cohecho	Compro	Corredor	Deudas	Dueño	Gastos	Multa	Obrero	Peso	Rendimiento
AR(1)	0.04	0.07	3.26***	0.08	1.15*	0.06	0.18	-0.68	-0.12	0.64
RW	0.56	0.14	3.35***	0.09	1.27*	0.13	0.32	-0.58	-0.08	0.81
DRW	1.07*	0.75	3.89***	0.70	1.87**	0.74	0.88	0.01	0.45	1.38**

■ Apéndice C16. Análisis fuera de muestra. Tabla de palabras correlación negativa México. ENC-t. Ventana recursiva.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Panel A: P/R=1 ENC-t										
Modelo Benchmark	Atrasado	Abundancia	Beneficio	Capital	Caridad	Jefe	Prima	Productividad	Recompensa	Salario
AR(1)	0.17	0.08	-0.16	0.06	0.20	-0.12	0.75	-0.19	0.21	0.12
RW	0.19	0.14	-0.13	0.07	0.22	-0.06	0.73	-0.16	0.18	0.14
DRW	0.61	0.55	0.26	0.46	0.62	0.29	1.13*	0.23	0.58	0.55
	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
Panel B: P/R=2 ENC-t										
Modelo Benchmark	Atrasado	Abundancia	Beneficio	Capital	Caridad	Jefe	Prima	Productividad	Recompensa	Salario
AR(1)	0.23	-0.10	-0.21	0.05	0.21	-0.19	1.16*	-0.29	0.03	0.18
RW	0.29	0.03	-0.13	0.10	0.28	-0.09	1.17*	-0.21	0.04	0.25
DRW	0.91	0.65	0.46	0.69	0.87	0.45	1.75**	0.38	0.65	0.85

Apéndice D. Análisis dentro de muestra utilizando el primer componente principal de los 10 IVS por país.

	Chile	Perú	Colombia	México
PC1(-1)	0.003**	0.000	0.001*	0.002
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.002)
TC(-1)	-0.058	-0.016	-0.060	-0.058
	(0.083)	(0.103)	(0.089)	(0.077)
c	0.004	0.002	0.005	0.005
	(0.003)	(0.001)	(0.003)	(0.003)
R2	0.040	0.002	0.013	0.021
Obs.	119	119	119	119

Nota. PC1 denota el primer componente principal asociado a las 10 palabras (por país). TC denota el tipo de cambio y, por tanto, en esta regresión representa el componente autorregresivo.