

DOCUMENTO DE TRABAJO N°21

El poder predictivo de la Encuesta de Expectativas Económicas: Una Reevaluación en tiempos de crisis

Nicolás Hardy
Nicolás Magner

ENERO 2023

El poder predictivo de la Encuesta de Expectativas Económicas: Una Reevaluación en tiempos de crisis

Nicolás Hardy¹ y Nicolás Magner²

Resumen

- Utilizando observaciones hasta Mayo del año 2018, Pincheira y Neumann (2018,2020) (PN) encuentran una fuerte capacidad predictiva de la Encuesta de Expectativas Económicas (realizada por el Banco Central de Chile) sobre el tipo de cambio chileno. Este documento reevalúa esta capacidad predictiva, con un especial énfasis en los últimos 60 meses (que incluyen períodos de alta incertidumbre político/económica y la crisis sanitaria).
- Además de las medidas tradicionales de evaluación de pronósticos (como Error Cuadrático Medio y Dirección de Cambio), este trabajo complementa metodológicamente a PN incorporando análisis de sesgos de los pronósticos, y correlaciones de los pronósticos con la variable objetivo.
- Los resultados van en línea con Pincheira y Neumann (2018,2020): La Encuesta de Expectativas Económicas tiene una fuerte capacidad predictiva sobre el tipo de cambio chileno en múltiples horizontes de pronóstico (desde 1 mes a 24 meses).
- La encuesta es capaz de anticipar en torno a un 60% de las veces la dirección que tomará el tipo de cambio (subidas o bajadas). En particular, los mejores resultados se encuentran para horizontes de pronósticos a 1,2 y 3 meses, en las que la encuesta a dos meses pronostica correctamente la dirección de cambio en promedio 68% de las veces, con algunos ejercicios mostrando tasas de acierto superiores al 70%.
- Considerando Error Cuadrático Medio, Dirección de Cambio, y correlaciones, los mejores resultados se encuentran para la Encuesta de Expectativas a 2 meses, mientras que los peores resultados se encuentran para la encuesta a 23 meses (consistente con lo reportado por Pincheira y Neumann (2018,2020)).
- Más aún, en los últimos años la Encuesta ha tenido una mejora significativa en su desempeño (tanto en Error Cuadrático Medio como en Dirección de Cambio). En particular, para el período más reciente, se observa que la encuesta anticipa correctamente la dirección de cambio en más de un 70% de los casos, con algunos ejercicios mostrando tasas de acierto superiores al 80%.
- No se encuentra evidencia de sesgos para ninguno de los períodos, ni tampoco diferencias significativas en sesgo entre los dos períodos estudiados. Por otro lado, se encuentra evidencia de que los pronósticos están significativamente correlacionados con el tipo de cambio, con correlaciones entre 0.2 y 0.4. Notablemente, estas correlaciones suben en promedio a 0.6 para el período más reciente, lo cual va en línea con una mejora en la capacidad predictiva para el reciente período de “crisis.”

¹ Facultad de Administración y Economía, Universidad Diego Portales. Investigador asociado OCEC UDP

² Facultad de Administración y Economía, Universidad Diego Portales. Investigador asociado OCEC UDP

I. Introducción

Es un hecho estilizado que los tipos de cambio son difíciles de predecir. En dos artículos seminales, Meese y Rogoff (1983,1987) encuentran que los modelos de tipo de cambio típicamente propuestos por la literatura suelen tener escaso poder predictivo, especialmente comparado con un simple paseo aleatorio. Este resultado se conoce como el “*Meese y Rogoff Puzzle*,” y ha recibido mucha atención por la academia durante casi medio siglo³. Por ejemplo, Magner y Hardy (2022) comentan que el “*Meese y Rogoff Puzzle*” es uno de los resultados más conocidos en finanzas internacionales, el cual después de décadas no ha sido refutado de manera definitiva. En la misma línea, Melvin et al. (2013) sugiere que es “*el Puzzle más investigado en macroeconomía.*” Algunos artículos que discuten en detalle esta literatura y establecen al paseo aleatorio como el “*paradigma predictivo*” son Della Corte et al. (2009), Engel et al. (2007), Cheung et al. (2005), Lyons (2012), Melvin et al. (2013), Obstfeld y Rogoff (2001), por nombrar algunos.

Meese y Rogoff (1983,1987) es el origen de una plétora de artículos que proponen nuevos modelos predictivos para tipos de cambio, con la esperanza de superar al paseo aleatorio. Sin embargo, como sugiere Melvin et al. (2013), no es claro que la literatura haya avanzado demasiado desde los 1980s; 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. Por ejemplo, Rossi (2013) indica que “[...] es sabido que los tipos de cambio son muy difíciles de predecir [...]; en particular, un sencillo, a-teórico modelo como el paseo aleatorio suele generar mejores pronósticos para los tipos de cambio que modelos económicos” Rossi (2013), página 1063.

³ En palabras sencillas, el “Meese y Rogoff Puzzle” sugiere que pronosticar que “no habrá cambio” en la moneda, suele ser un benchmark difícil de derrotar en términos de precisión predictiva.

Más aún, la dificultad de superar a un paseo aleatorio parece no ser exclusivamente en tipos de cambio, sino en retornos financieros en general. Por ejemplo, Goyal y Welsh (2008) evalúan 17 predictores típicamente propuestos para retornos de acciones, y encuentran que ninguno es capaz de superar de manera sistemática a un paseo aleatorio. Más aún, los autores comentan que, en muchos casos, el paseo aleatorio los supera de manera significativa en un sentido estadístico y económico. Más aún, en una reciente actualización, Goyal, Welsh y Zafirov (2021) reevalúan Goyal y Welsh (2008), incorporando 29 nuevos predictores, y concluyendo que “la capacidad predictiva se mantiene decepcionante” e indicando que “Nos mantenemos cómodos con las conclusiones originales de Goyal y Welsh (2008). Estando en 2021, incluso como inversionistas neutrales al riesgo dispuestos a tomar más riesgo, no sabemos qué variables son útiles hoy para predecir el premio por acción al 2022” Goyal et al (2021), página 32.

Otro hecho estilizado en esta literatura es la inestabilidad predictiva: algunos artículos encuentran predictibilidad, sin embargo, ésta suele ser inestable y en pequeñas ventanas de tiempo. En palabras sencillas, encuentran que no derrotan a un paseo aleatorio “en promedio”, sino más bien de manera esporádica. Un excelente ejemplo es Timmermann (2008), quien concluye que, la mayor parte del tiempo, los retornos financieros no son predecibles. Más aún, el autor comenta que, en cortos períodos de tiempo, hay predictores que superan al paseo aleatorio, pero que “en promedio”, ningún predictor lo hace consistentemente bien⁴. Del mismo modo, Rossi (2021) comenta que: “[...] algunos predictores podrían haber sido útiles en algunos períodos de tiempo, pero, al mismo

⁴ Para enfatizar este punto, notar que el título del artículo es “Elusiva predictibilidad de retornos”.

tiempo, los predictores que podrían haber sido útiles durante la crisis no son los mismos predictores que podrían haber sido útiles en tiempos normales.” Rossi (2021), página 5.

Algunos de los detractores del “*Meese y Rogoff Puzzle*”, como Moosa y Burns (2014a, 2014b, 2015), argumentan que los tipos de cambio son predecibles (comparado con un paseo aleatorio), pero el problema está en la función de pérdida (es decir, el criterio con el cual se evalúan los pronósticos). En particular, los autores comentan que el “*Meese y Rogoff Puzzle*” es cierto si se evalúan los pronósticos utilizando Error Cuadrático Medio (ECM), pero no con otras medidas como Dirección de Cambio (DC). Según Moosa y Burns, los inversionistas no están realmente interesados en el ECM, pero sí podrían estar interesados en las estrategias que derivan de sus pronósticos. Más aún, Pincheira y Hardy (2021,2022) muestran analíticamente, gráficamente, y mediante simulaciones, que, bajo algunas condiciones de ineficiencia, el pronóstico con mayor correlación con la variable objetivo podría simultáneamente presentar mayor ECM: los autores denominan este fenómeno como “*la paradoja del ECM.*” En este sentido, en su ilustración empírica, Pincheira y Hardy (2021) muestran que la encuesta de expectativas sobre el tipo de cambio FX4cast suele ser el pronóstico con mayor ECM, pero a su vez, es el pronóstico “más correlacionado” con la variable objetivo; esto sugiere que, si se observa solamente el ECM, podríamos descartar pronósticos que potencialmente podrían ser útiles.

Respecto a la literatura sobre pronósticos de tipo de cambio basados en encuestas a expertos, Capistrán y López-Monctezuma (2010) muestran que las encuestas superan al paseo aleatorio para distintos horizontes en el final de la muestra, sin embargo, los resultados son menos concluyentes utilizando su base de datos completa. En la misma línea, Ince y Molodtsova (2016) consideran dos encuestas sobre tipos de cambio

(Consensus y Fx4cast) en 33 países (desarrollados y en desarrollo, incluido Chile). La conclusión general de su artículo es que pocas veces estas encuestas logran superar a un paseo aleatorio, aunque los mejores resultados se encuentran en economías desarrolladas, y en horizontes de pronóstico largos. Curiosamente, los resultados reportados por Ince y Molodstova para el peso chileno son, en términos generales, bastante débiles. Otros artículos explorando la capacidad predictiva de las encuestas sobre tipo de cambio son MacDonald y Marsh (1994,1996) y Mitchell y Pearce (2007), con conclusiones similares.

Un artículo particularmente interesante por sus resultados es Pincheira y Neumann (2018,2020) (PN). Los autores consideran la Encuesta de Expectativas Económicas (EEE) realizada por el Banco Central de Chile, y evalúan los pronósticos para el tipo de cambio chileno. Los autores muestran que la EEE supera de manera significativa a un paseo aleatorio en términos de ECM para muchos horizontes de pronóstico y concluyen que *“nuestros resultados sugieren que la EEE debe ser considerada como un benchmark exigente para los modelos económicos, que de hecho es más exigente que el tradicional paseo aleatorio.”* Pincheira y Neumann (2020), página 1. Más aún, los autores muestran que la encuesta predice bien en DC; es decir, anticipa correctamente subidas o bajadas en la moneda. El presente artículo complementa el trabajo de PN en tres sentidos. Primero, se incorporan algunos aspectos metodológicos: además de evaluar ECM y DC, se estudia la existencia de sesgos, y se evalúa la EEE en términos de correlaciones (siguiendo a Pincheira y Hardy (2021,2022)). Segundo, PN utilizan observaciones hasta mayo del año 2018, por lo que queda fuera el período de crisis sanitaria y de incertidumbre política/social. Para abordar este punto, se utilizan observaciones hasta diciembre 2022 y se reevalúan las conclusiones originales de PN. Finalmente, se realiza una comparación en

la capacidad predictiva de la EEE entre el período de incertidumbre/crisis (años 2019-2022) con el resto de la muestra.

En términos generales, los resultados van en línea con PN: la EEE tiene un sorprendente poder predictivo sobre el tipo de cambio chileno (comparado con un paseo aleatorio). Esta capacidad predictiva se observa en múltiples horizontes de pronóstico. Utilizando la muestra completa, los resultados parecen ser similares, o incluso mejores que los reportados originalmente por PN. Notablemente, la encuesta es capaz de anticipar en torno a un 60% de las veces la dirección que tomará el tipo de cambio (subidas o bajadas). Más aún, en los últimos años la EEE ha tenido una mejora significativa en su desempeño (tanto en Error Cuadrático Medio como en Dirección de Cambio). Finalmente, no se encuentra evidencia de sesgos para ninguno de los períodos, ni tampoco diferencias significativas en sesgo entre los dos períodos estudiados. Por otro lado, se encuentra evidencia de que los pronósticos están significativamente correlacionados con el tipo de cambio, con correlaciones entre 0.2 y 0.4. Notablemente, estas correlaciones suben en promedio a 0.6 para el período más reciente, lo cual va en línea con una mejora en la capacidad predictiva para el reciente período de “crisis.”

El resto del documento se organiza como sigue. Sección II presenta la data y la metodología, Sección III reporta y discute los resultados, Sección IV concluye.

II. Data y Metodología

II.1 Data

Se considera data mensual desde Enero 2007 hasta Diciembre 2022. La fecha de inicio está determinada por la disponibilidad de datos en el sitio del Banco Central de Chile (BC)⁵. La EEE es contestada por aproximadamente 50 expertos, que incluyen académicos y profesionales del sector financiero. Si bien la encuesta considera pronósticos de diversas variables macroeconómicas, como crecimiento, inflación y tasas de interés, en este artículo sólo se consideran las respuestas para tipo de cambio. A pesar de ser aproximadamente 50 respuestas, el BC publica la mediana de pronósticos para cada variable de interés⁶. Ver Pincheira y Neumann (2018,2020) y Pedersen (2010) para más detalles sobre la EEE.

La EEE recolecta pronósticos para el tipo de cambio en tres horizontes distintos: a 2, 11, y 23 meses. Curiosamente, PN notan que estos pronósticos son útiles no sólo para estos horizontes, sino también para otros horizontes. Por ejemplo, los autores muestran que la EEE a 2 meses no sólo predice bien a 2 meses, sino también a 1 mes, a 3 meses, incluso hasta 12 meses. Esto resulta intuitivo: al momento de contestar la encuesta, los expertos probablemente no están generando pronósticos exactamente a 2 meses, sino más bien expresan sus expectativas para el tipo de cambio en “el corto plazo.” En este sentido, siguiendo a PN, se evalúan estos 3 pronósticos en los siguientes horizontes: 1 mes, 2 meses, 3 meses, 6 meses, 12 meses, 18 meses y 24 meses.

Adicionalmente, se obtienen las observaciones para el tipo de cambio desde Datastream (Refinitiv). En particular, se utilizan precios de cierre diarios, y luego, éstos son

⁵ <https://www.bcentral.cl/web/banco-central/areas/encuestas-economicas>

⁶ También reporta los deciles 10 y 90.

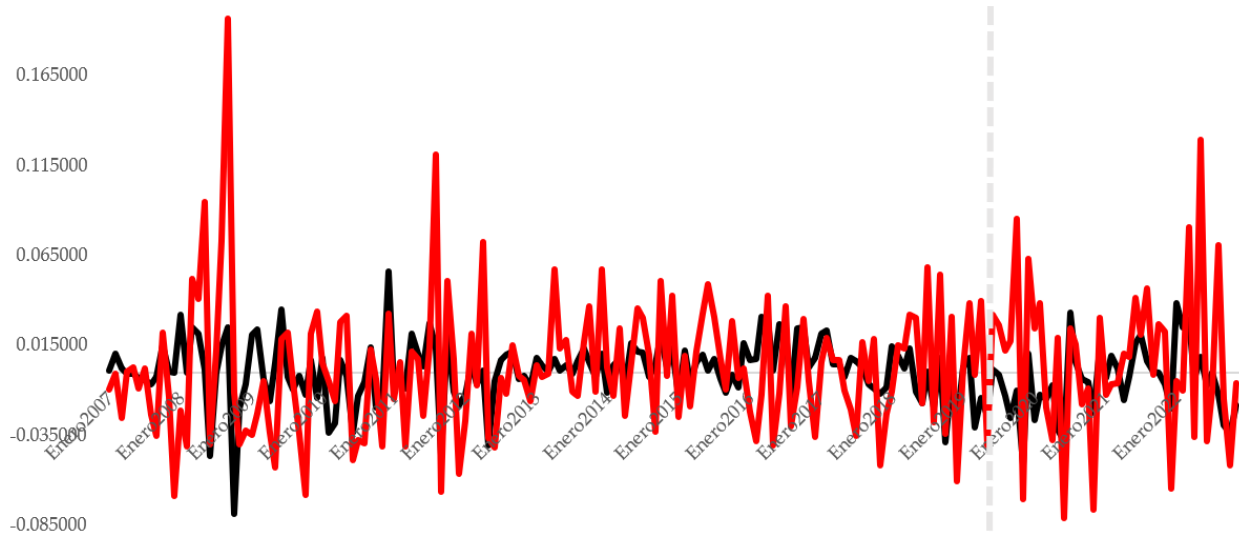
convertidos a frecuencia mensual utilizando el último día de cada mes. Las Figuras 1 y 2 a continuación muestra la EEE a 2 meses, prediciendo el tipo de cambio chileno a 1 mes. La Figura 1 reporta los pronósticos y el tipo de cambio en nivel, mientras que la Figura 2 reporta los retornos. Se observa que la EEE sigue muy de cerca los movimientos del tipo de cambio.

Figura 1: Tipo de cambio Peso chileno/dólar y EEE de 2 meses, pronosticando h=1 mes adelante. Series en nivel.



Notas: Línea negra punteada representa el tipo de cambio chileno, mientras que la línea roja representa los pronósticos de la EEE de 2 meses, evaluados h=1 paso adelante. Línea vertical gris marca el período Octubre 2019.

Figura 2: Tipo de cambio Peso chileno/dólar y EEE de 2 meses, pronosticando h=1 mes adelante. Series en primera diferencia logarítmica.



Notas: Línea negra representa los pronósticos de la EEE a 2 meses, mientras que la línea roja es la realización del retorno del peso chileno. Línea vertical gris marca el período Octubre 2019.

II.2 Metodología

En lo que sigue, se sigue de cerca la metodología y notación propuesta por PN. Sea h el horizonte de pronóstico. Se define la variable objetivo como $R_{t,t+h} = S_{t+h} - S_t$, donde S_t es el logaritmo natural del tipo de cambio chileno (nominal), en el período “t”. En este sentido, $R_{t,t+h}$ denota cambios en la moneda chilena entre el período “t” y “t+1”. Se consideran siete horizontes de pronósticos: $h=1,2,3,6,12,18$ y 24. Para el caso del paseo aleatorio (sin drift), el pronóstico óptimo para $R_{t,t+h}$ es cero $\forall h$; en palabras sencillas, el pronóstico para S_{t+h} es simplemente la última observación del tipo de cambio S_t , independiente del horizonte de pronóstico. Sea $R_{t^+}^{EEE}(h)$ el pronóstico de la EEE, desde el período t^+ , h -períodos adelante; esto es: $R_{t^+}^{EEE}(h) = S_{t^+}^{EEE}(h) - S_t$. Al igual que PN, se utiliza t^+ para enfatizar el siguiente punto: la encuesta se libera aproximadamente el día

10 de cada mes “t+1”. En este sentido, la EEE utiliza “algo” de la información disponible en el mes t+1, por lo que el pronóstico no se genera precisamente en t (último día del mes anterior), sino en t^+ (primeros días del mes t+1). En resumen: $t < t^+ < t + 1$.

Error Cuadrático Medio (ECM)

El error del paseo aleatorio (PA) se define como

$$e_t^{PA}(h) = R_{t,t+h} - 0 = S_{t+h} - S_t$$

mientras que el error de pronóstico de la EEE se define como

$$e_{t^+}^{EEE}(h) = R_{t,t+h} - R_{t^+}^{EEE}(h) = S_{t+h} - S_{t^+}^{EEE}(h)$$

Para medir la precisión predictiva, se utiliza el diferencial de ECM:

$$\Delta ECM^h = ECM^{PA}(h) - ECM^{EEE}(h) = E[e_t^{PA}(h)]^2 - E[e_{t^+}^{EEE}(h)]^2$$

Luego, la hipótesis de interés es simplemente

$$H_0: \Delta ECM^h \leq 0 \quad ; H_A: \Delta ECM^h > 0 \quad (1)$$

Notar que, bajo la hipótesis nula, el pronóstico del PA es igual o más preciso que el de la EEE. Por tanto, un rechazo de H_0 sugiere que la EEE es más precisa que el PA en términos de ECM. Para testear esta hipótesis, en el espíritu de Giacomini y White (2006), se utiliza la prueba de Diebold y Mariano (1996) y West (1996), utilizando errores estándar HAC, siguiendo a Newey y West (1987,1994). Usualmente, estos resultados se reportan a través

de los ratios de la raíz de los ECMs; esto es: $Ratio\ RECM(h) = \sqrt{\frac{ECM^{EEE}(h)}{ECM^{PA}(h)}}$. Este ratio es intuitivo y fácil de interpretar: un $Ratio\ RECM(h) < 1$ implica que la EEE es más precisa que el PA.

Es importante hacer un comentario en este punto. Notar que, en estricto rigor, la EEE tiene un conjunto de información superior al del PA. Dicho de otra manera, el PA utiliza la última información disponible en “t” para realizar el pronóstico (utiliza S_t , que es el último precio del último día del mes t), mientras que la EEE utiliza la información disponible hasta t^+ (aproximadamente el día 10 del mes t+1); en otras palabras, la EEE considera en su conjunto de información algunos días del mes t+1 para realizar su pronóstico para finales de los meses t+h. PN argumentan que esto podría ser una comparación injusta para el PA. Para abordar esta observación, se considera un segundo análisis en que, en lugar de utilizar data mensual a partir de los últimos días de cada mes (S_t), se utiliza una frecuencia mensual en torno a los días 10 de cada mes (S_{t^+}). En palabras sencillas, se pronostica desde el día 10 del mes t (t^+), al día 10 del mes t+h (t^++h). La idea de este análisis es que el PA en este caso tiene el mismo conjunto de información que la EEE. Notar que, en este nuevo ejercicio, el pronóstico del PA para S_{t^++h} es simplemente S_{t^+} , y por tanto, el pronóstico para R_{t^+,t^++h} es igual a cero $\forall h$.

Dirección de Cambio (DC)

Dirección de cambio es una medida popular en la literatura de pronósticos, y ha sido utilizada en artículos como Pincheira y Hardy (2021), Moosa y Burns (2016), Pincheira et al. (2021), entre muchos otros. Sea $DC_h^{EEE} = \sum_{t=1}^T D_t^{EEE}(h)$

Donde $D_t^{EEE}(h)$ es una variable dummy que toma el valor de 1 si la encuesta anticipó correctamente el signo (la dirección) del tipo de cambio, y 0 en todo otro caso.

Formalmente:

$$D_t^{EEE}(h) = \begin{cases} 1 & \text{si } R_{t,t+h} * R_{t+}^{EEE}(h) > 0 \\ 0 & \text{e. o. c} \end{cases}$$

En este sentido, se evalúa si es que la EEE anticipa mejor el movimiento del tipo de cambio que un simple “lanzamiento de moneda”; esto es, pronosticar correctamente un 50% de las veces las subidas o bajadas. La hipótesis a evaluar es simplemente:

$$H_0: E(D_t^{EEE}(h)) \leq 0.5 \quad ; \quad H_A: E(D_t^{EEE}(h)) > 0.5 \quad (2)$$

Bajo la hipótesis nula, la EEE anticipa cambios en la dirección del tipo de cambio igual o peor que “lanzar una moneda justa al aire.” En cambio, la hipótesis alternativa establece que la EEE lo hace significativamente mejor que un resultado de “puramente suerte.” Para evaluar esta hipótesis, se considera el test de Pesaran y Timmermann (1995).

Sesgo

Sea $\mu^{EEE}(h)$ el sesgo de la EEE en el pronóstico h-meses adelante. Se define sesgo como:

$$\mu^{EEE}(h) = E(e_{t+}^{EEE}(h))$$

Luego, la hipótesis de interés es simplemente

$$H_0: \mu^{EEE}(h) = 0 \quad ; \quad H_A: \mu^{EEE}(h) \neq 0 \quad (3)$$

Bajo la hipótesis nula, la EEE no tiene sesgos. Esta hipótesis se testea simplemente con el estadístico-t asociado, utilizando un estimador HAC para la varianza de largo plazo, siguiendo a Newey y West (1987,1994).

Correlaciones

En dos recientes artículos, Pincheira y Hardy (2021,2022) (PH) argumentan que las comparaciones de ECM pueden ser, al menos, controversiales. En particular, los autores muestran de manera algebraica, gráfica, y con simulaciones, que el pronóstico con mayor correlación con la variable objetivo puede a la vez ser el más impreciso en términos de ECM. Más aún, los autores muestran que ineficiencias en pronósticos son condiciones necesarias (pero no suficientes) para que esto ocurra. PH denominan este fenómeno como “la paradoja del ECM.” Esto es especialmente interesante en el presente trabajo, pues el PA pronostica “cero cambio” para todos los horizontes, y por tanto, su covarianza con la variable objetivo es cero. Así, podría ser el caso de que la EEE tenga correlación positiva con el tipo de cambio (y, por tanto, bajo este criterio sea útil), pero a su vez ser más impreciso que el PA en términos de ECM (la paradoja).

Sea $\gamma^h = Cov(R_{t,t+h}; R_{t+}^{EEE}(h))$, se estudia la hipótesis:

$$H_0: \gamma^h = 0 \quad ; H_A: \gamma^h \neq 0 \quad (4)$$

Comparación de pronósticos previos a 2019 con pronósticos posteriores al 2019

El último aporte de este trabajo es comparar los cambios en la capacidad predictiva entre el período Enero 2007 -Septiembre 2019, y el período Octubre 2019-Diciembre 2022 (que incluye un período de alta incertidumbre política/social/económica y la crisis sanitaria).

Para ello, en el espíritu de Rossi (2013), se evalúan cambios en las funciones de pérdida entre ambos períodos. En específico, sea $\Delta ECM_{Pre\ 2019}^h$ y $\Delta ECM_{Post\ 2019}^h$ los diferenciales de ECM en el período previo al 2019, y posterior al 2019, respectivamente. Luego, se evalúa la siguiente hipótesis

$$H_0: \Delta ECM_{Pre\ 2019}^h = \Delta ECM_{Post\ 2019}^h \quad ; \quad H_A: \Delta ECM_{Pre\ 2019}^h \neq \Delta ECM_{Post\ 2019}^h \quad (5)$$

Bajo la hipótesis nula, el diferencial de ECM en ambos períodos es el mismo; en otras palabras, no hubo cambios en la capacidad predictiva (respecto a un PA) en ambos períodos.

Del mismo modo, las hipótesis para evaluar cambios en DC, sesgo, y correlaciones, respectivamente, son:

$$\begin{aligned} H_0: E(D_t^{EEE}(h))_{Pre\ 2019} &= E(D_t^{EEE}(h))_{Post\ 2019}; \\ H_A: E(D_t^{EEE}(h))_{Pre\ 2019} &\neq E(D_t^{EEE}(h))_{Post\ 2019} \quad (6) \end{aligned}$$

$$H_0: \mu^{EEE}(h)_{Pre\ 2019} = \mu^{EEE}(h)_{Post\ 2019}; \quad H_A: \mu^{EEE}(h)_{Pre\ 2019} \neq \mu^{EEE}(h)_{Post\ 2019} \quad (7)$$

$$H_0: \gamma_{Pre\ 2019}^h = \gamma_{Post\ 2019}^h \quad ; \quad H_A: \gamma_{Pre\ 2019}^h \neq \gamma_{Post\ 2019}^h \quad (8)$$

En las cuatro hipótesis nulas planteadas, se establece que no existen cambios significativos en la capacidad predictiva entre un período y otro. Para evaluar estas restricciones sobre los parámetros, se utiliza simplemente el estadístico de Wald asociado.

III. Resultados

Error Cuadrático Medio (ECM)

Las Tablas 1a y 1b a continuación reportan los resultados de la EEE en todos los horizontes, utilizando toda la muestra. La Tabla 1a considera los pronósticos de t^+ a $t^+ + h$ (es decir, del día 10 del mes t , al día 10 del mes $t + h$), mientras que la Tabla 1b reporta los resultados pronosticando a final de mes (es decir, desde el último día del mes t , al último día del mes $t+h$). Ambas tablas reportan los ratios de RECM, y evalúan la hipótesis (1).

Hay tres resultados de estas tablas que vale la pena recalcar. Primero, consistente con PN, la EEE a 2 meses tiene una sorprendente capacidad predictiva en distintos horizontes. En particular, en la Tabla 1a se observa que supera al PA de manera significativa en 6 de 7 ejercicios, todos ellos con un nivel de significancia de 5% o superior. Más aún, considerando conjuntamente ambas tablas, la EEE a 2 meses siempre reporta ratios menores a 1, lo que sugiere que en todos los ejercicios es más precisa que el paseo aleatorio. Más aún, el ratio promedio para ambas tablas en la EEE a 2 meses es de 0.94, lo que indica ganancias en términos de ECM de 6% respecto a un PA. En particular, para el horizonte de $h=2$ meses, la EEE a 2 meses muestra ganancias en ECM de casi 14%. Segundo, y también consistente con PN, la EEE a 23 meses tiene considerablemente menos capacidad predictiva. Si bien en horizontes largos ($h>6$) se observan algunas ganancias en ECM respecto al PA, éstas no son significativas para ninguno de los ejercicios. Los resultados para la EEE a 11 meses son más bien mixtos: en la Tabla 1a vemos 6 de 7 ejercicios en que los ratios son menores a 1, sin embargo, solo dos ejercicios muestran ganancias significativas. Tercero, notablemente, la EEE a 2 meses tiene capacidad predictiva para múltiples horizontes, incluso casos en que $h \geq 12$.

Tabla 1a: Ratios de RECM pronosticando de t^+ a $t^+ + h$. Muestra completa.

Ratios RECM							
h	1	2	3	6	12	18	24
EEE 2 meses	0.919	0.862**	0.910***	0.921***	0.942***	0.962**	0.966**
	(1.189)	(1.786)	(2.407)	(3.645)	(2.769)	(2.055)	(1.955)
EEE 11 meses	1.068	0.971	0.953	0.920*	0.933*	0.956	0.960
	(-0.900)	(0.437)	(0.893)	(1.434)	(1.433)	(1.072)	(1.152)
EEE 23 meses	1.370	1.160	1.057	0.953	0.939	0.962	0.963
	(-3.045)	(-1.820)	(-0.695)	(0.522)	(0.905)	(0.681)	(0.758)
Obs	191	190	189	186	180	174	168

Notas: Cada entrada reporta los Ratios de ECM. Estadísticos t entre paréntesis. *, **, *** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Errores estándar HAC siguiendo a Newey y West (1987,1994). Pronósticos de t^+ a $t^+ + h$ (es decir, del día 10 del mes t , al día 10 del mes $t + h$). Fuente: elaboración propia.

Tabla 1b: Ratios de RECM pronosticando de t a $t + h$. Muestra completa.

Ratios RECM							
h	1	2	3	6	12	18	24
EEE 2 meses	0.901***	0.922***	0.945***	0.966**	0.972**	0.990	0.992
	(3.482)	(2.864)	(2.635)	(2.033)	(2.114)	(0.997)	(0.914)
EEE 11 meses	1.092	1.018	0.992	0.968	0.965	0.983	0.982

	(-1.400)	(-0.272)	(0.133)	(0.600)	(0.816)	(0.518)	(0.679)
EEE 23	1.397	1.187	1.093	1.001	0.971	0.989	0.984
meses	(-3.352)	(-1.790)	(-1.011)	(-0.014)	(0.447)	(0.239)	(0.402)
Obs	191	190	189	186	180	174	168

Notas: Cada entrada reporta los Ratios de ECM. Estadísticos t entre paréntesis. *, **, *** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Errores estándar HAC siguiendo a Newey y West (1987,1994). Pronósticos de a final de mes a final de mes (es decir, desde el último día del mes t , al último día del mes $t+h$). Fuente: elaboración propia.

Las Tablas 2a y 2b son análogas a 1a y 1b, pero esta vez exclusivo al período posterior al 2019 (que incluye un período de alta incertidumbre político/económica y la crisis sanitaria). En este caso, dado el bajo número de observaciones, sólo se consideran pronósticos hasta $h=6$. Dos resultados son importantes de destacar. Primero, la Tabla 2a muestra un impresionante poder predictivo, incluso comparado con los buenos resultados de la Tabla 1a. En particular, para la EEE 2 meses se observa que, en todos los ejercicios, las ganancias son superiores al 20% respecto al paseo aleatorio, y más aún, se rechaza la hipótesis nula en todos los casos al 1% de significancia. Destacan los resultados en horizontes $h=1,2,3$, en el que vemos ganancias de casi 30%. Sorprendentemente, y en contraste a la Tabla 1a, la EEE a 11 meses en este período tiene un sorprendente poder predictivo, superando al paseo aleatorio en todos los casos, de manera estadísticamente significativa al 1%. Segundo, si bien los pronósticos de t^+ a $t^+ + h$ aparentemente mejoran bastante, esto no es tan claro para los pronósticos de t a $t + h$. En particular, la Tabla 2b muestra resultados cualitativamente similares a los de la Tabla 1b; esto es, un fuerte poder predictivo de la EEE de 2 meses, pero con ganancias menores al 10%, y prácticamente nula capacidad predictiva de las EEE a 11 y 23 meses.

Tabla 2a: Ratios de RECM pronosticando de t^+ a $t^+ + h$. Período Octubre 2019 – Diciembre 2022.

Ratios RECM				
h	1	2	3	6
EEE 2 meses	0.729*** (2.378)	0.405*** (5.681)	0.731*** (3.136)	0.819*** (4.195)
EEE 11 meses	0.781*** (1.935)	0.625*** (7.877)	0.823*** (2.429)	0.848*** (3.609)
EEE 23 meses	1.121 (-0.909)	0.999 (0.000)	1.053 (-0.481)	0.960 (0.506)
Obs	39	38	37	34

Notas: Cada entrada reporta los Ratios de ECM. Estadísticos t entre paréntesis. *, **, *** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Errores estándar HAC siguiendo a Newey y West (1987,1994). Pronósticos de t^+ a $t^+ + h$ (es decir, del día 10 del mes t , al día 10 del mes $t + h$). Fuente: elaboración propia.

Tabla 2b: Ratios de RECM pronosticando de t a $t + h$. Período Octubre 2019 – Diciembre 2022.

Ratios RECM				
h	1	2	3	6
EEE 2 meses	0.906*** (5.958)	0.929 (1.257)	0.911** (1.665)	0.947* (1.310)

EEE 11	1.121	1.100	1.023	0.963
meses	(-1.126)	(-0.949)	(-0.253)	(0.600)
EEE 23	1.490	1.390	1.241	1.072
meses	(-2.362)	(-1.917)	(-1.424)	(-0.672)
Obs	39	38	37	34

Notas: Cada entrada reporta los Ratios de ECM. Estadísticos t entre paréntesis. *, **, *** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Errores estándar HAC siguiendo a Newey y West (1987,1994). Pronósticos de a final de mes a final de mes (es decir, desde el último día del mes t , al último día del mes $t+h$). Fuente: elaboración propia.

Finalmente, las Tabla 3a y 3b a continuación presenta los Wald test comparando los ratios de ECM de ambos períodos, como sugiere (5). Consistente con lo discutido anteriormente, se encuentran dos grandes conclusiones. Primero, para los pronósticos de t^+ a $t^+ + h$, se encuentran quiebres significativos en los ratios de RECM. En particular, las EEE a 2 y 11 meses lo hicieron significativamente mejor (comparado con el PA) en el período posterior al 2019. Segundo, para los pronósticos de t a $t + h$, no se observan cambios significativos en los ratios de RECM. Para enfatizar este punto, la Figura 3 muestra los ECM calculados en ventanas rodantes con 48 observaciones. Interesantemente, la EEE de 2 meses siempre está por debajo del PA, lo cual indica que en todo el período fue más precisa. Sin embargo, comparado con 2016-2019, en que ambas curvas están muy cercanas, indicando “similar capacidad predictiva”, posterior al 2019 las curvas vuelven a separarse, lo que parece sugerir una mejora en la capacidad de la EEE comparada al PA.

Tabla 3a: Estadístico Chi2 asociado a la prueba de Wald propuesta en (5) pronosticando de t^+ a $t^+ + h$.

Chi2 Wald test				
h	1	2	3	6
EEE 2 meses	5.039**	24.332***	5.958**	19.611***
EEE 11 meses	7.456***	16.996***	3.435*	1.698
EEE 23 meses	1.083	1.411	0.000	0.000

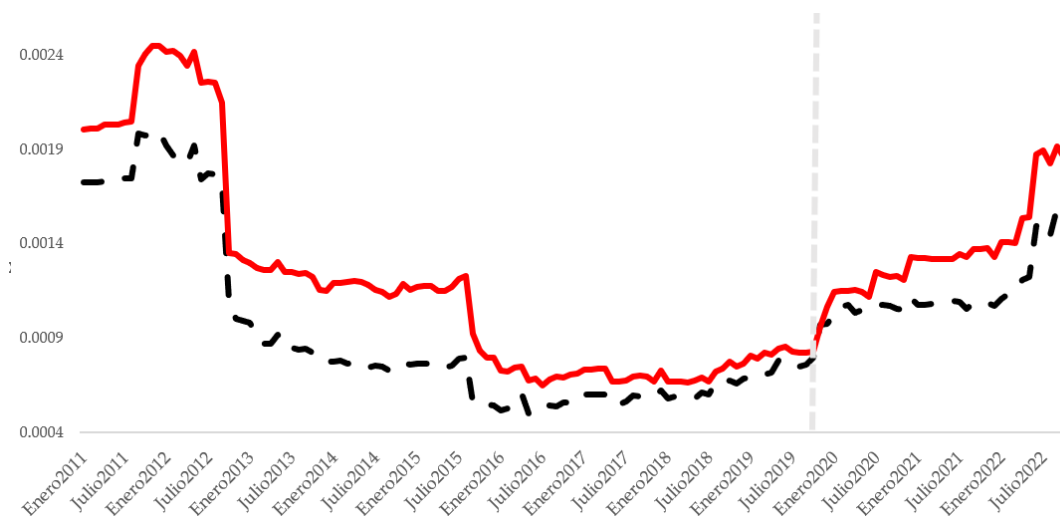
Notas: *, **, *** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Fuente: elaboración propia.

Tabla 3b: Estadístico Chi2 asociado a la prueba de Wald propuesta en (5) pronosticando de t a $t + h$.

Chi2 Wald test				
h	1	2	3	6
EEE 2 meses	0.634	0.000	0.569	0.727
EEE 11 meses	0.415	0.759	0.149	0.019
EEE 23 meses	1.412	1.705	1.178	0.481

Notas: *, **, *** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Fuente: elaboración propia.

Figura 3: Errores cuadráticos medio en ventanas rodantes para el PA y la EEE a 2 meses, para pronósticos con horizonte $h=1$ mes.



Notas: ECMs del PA y la EEE a 2 meses para horizonte de $h=1$ mes. ECMs calculados en ventanas rodantes con 48 observaciones. La línea negra punteada reporta los resultados para la EEE, mientras que la línea roja muestra los resultados para el PA. La línea vertical indica el mes de Octubre 2019.

Dirección de Cambio (DC)

Las tablas 4a y 4b son análogas a 1a y 1b, pero esta vez reportan la habilidad en detectar dirección de cambio. En palabras sencillas, cada entrada reporta el porcentaje de veces en que la EEE anticipa correctamente subidas/bajas en el peso chileno. Rechazos de la hipótesis (2) implican que la EEE lo hace mejor que “lanzar una moneda,” esto es, anticipa significativamente más de un 50% la dirección del tipo de cambio.

Se destacan 3 resultados. Primero, consistente con los resultados reportados en ECM, la EEE de 2 meses tiene una sorprendente habilidad para anticipar los movimientos del tipo de cambio. En promedio, entre ambas tablas, la EEE a 2 meses predice correctamente un 64% el movimiento del tipo de cambio (subidas/bajadas). Más aún, en los 14 ejercicios resultó ser significativamente mejor que un simple “lanzamiento de moneda.” Notar que

entre ambas tablas, el porcentaje de éxito se mueve entre un 56.1% y un sorprendente 71.6%. Segundo, aún cuando no todos los resultados son significativos, los 42 ejercicios mostraron que la EEE predijo más de un 50% de los movimientos en el peso chileno. Tercero, la Tabla 4a reporta resultados interesantes para la EEE a 11 meses; si bien la Tabla 1a no reporta grandes resultados en términos de ECM, si presenta fuertes resultados para DC. En particular, se rechaza la hipótesis (2) en 6 de 7 ejercicios, donde la mitad es significativo al 1% de significancia.

Tabla 4a: Porcentaje de veces en que la EEE anticipa correctamente subidas/bajadas del tipo de cambio. Pronosticando de t^+ a $t^+ + h$. Muestra completa.

h	Dirección de Cambio						
	1	2	3	6	12	18	24
EEE 2 meses	0.670*** (4.038)	0.663*** (2.914)	0.709*** (5.003)	0.656*** (3.915)	0.639*** (3.149)	0.598** (2.111)	0.649*** (3.296)
EEE 11 meses	0.634*** (3.426)	0.658*** (3.192)	0.661*** (3.133)	0.586* (1.386)	0.589* (1.453)	0.575 (1.209)	0.625** (1.854)
EEE 23 meses	0.571** (1.963)	0.584** (1.775)	0.614** (2.231)	0.543 (0.656)	0.578 (1.205)	0.569 (1.050)	0.571 (0.932)
Obs	191	190	189	186	180	174	168

Notas: Cada entrada reporta porcentaje de veces en que la EEE anticipa correctamente subidas/bajadas del tipo de cambio. Estadísticos t entre paréntesis. *,**,*** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Para evaluar (2), se considera el test de Pesaran y Timmermann (1995). Pronósticos de t^+ a $t^+ + h$ (es decir, del día 10 del mes t, al día 10 del mes $t + h$). Fuente: elaboración propia.

Tabla 4b: Porcentaje de veces en que la EEE anticipa correctamente subidas/bajadas del tipo de cambio. Pronosticando de t a $t + h$. Muestra completa.

h	Dirección de Cambio						
	1	2	3	6	12	18	24
EEE 2 meses	0.670*** (4.826)	0.716*** (5.956)	0.656*** (3.506)	0.634*** (3.637)	0.561* (1.520)	0.575** (1.876)	0.577** (1.882)
EEE 11 meses	0.529 (0.797)	0.568* (1.462)	0.513 (0.220)	0.532 (0.539)	0.550 (0.679)	0.603* (1.368)	0.583 (1.109)
EEE 23 meses	0.524 (0.672)	0.558* (1.386)	0.508 (0.153)	0.516 (0.270)	0.533 (0.441)	0.517 (0.684)	0.560 (0.783)
Obs	191	190	189	186	180	174	168

Notas: Cada entrada reporta porcentaje de veces en que la EEE anticipa correctamente subidas/bajadas del tipo de cambio. Estadísticos t entre paréntesis. *,**,*** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Para evaluar (2), se considera el test de Pesaran y Timmermann (1995). Pronósticos de a final de mes a final de mes (es decir, desde el último día del mes t , al último día del mes $t+h$). Fuente: elaboración propia.

Las Tablas 5a y 5b son análogas a 4a y 4b, pero esta vez exclusivo al período posterior al 2019. Dos resultados son importantes de destacar. Primero, consistente con lo reportado en ECM, los pronósticos de t^+ a $t^+ + h$ muestran una sorprendente mejora en capacidad predictiva. En este caso, el porcentaje de las veces que la EEE a 2 meses anticipó correctamente los movimientos en la moneda son superiores al 70%, y todos ellos significativos al 1% de significancia. Más aún, considerando las EEE, 11 de 12 ejercicios fueron significativos, y todas las entradas reportan tasas de éxito superiores al 57%.

Segundo, y también consistente con lo analizado en ECM, los cambios en precisión predictiva no parecen ser importantes en los pronósticos de t a $t + h$; si bien se observa que la EEE a 2 meses lo hace bastante bien, no se observan cambios importantes en la magnitud de los coeficientes respecto a la Tabla 4b.

Tabla 5a: Porcentaje de veces en que la EEE anticipa correctamente subidas/bajadas del tipo de cambio. Pronosticando de t^+ a $t^+ + h$. Período Octubre 2019 – Diciembre 2022.

h	Dirección de Cambio			
	1	2	3	6
EEE 2 meses	0.795*** (7.387)	0.880*** (8.941)	0.838*** (5.117)	0.735*** (5.953)
EEE 11 meses	0.846*** (7.587)	0.868*** (7.096)	0.784*** (4.680)	0.794*** (6.756)
EEE 23 meses	0.615* (1.437)	0.579 (0.811)	0.622* (1.349)	0.647* (1.340)
Obs	39	38	37	34

Notas: Cada entrada reporta porcentaje de veces en que la EEE anticipa correctamente subidas/bajadas del tipo de cambio. Estadísticos t entre paréntesis. *, **, *** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Para evaluar (2), se considera el test de Pesaran y Timmermann (1995). Pronósticos de t^+ a $t^+ + h$ (es decir, del día 10 del mes t , al día 10 del mes $t + h$). Fuente: elaboración propia.

Tabla 5b: Porcentaje de veces en que la EEE anticipa correctamente subidas/bajadas del tipo de cambio. Pronosticando de t a $t + h$. Período Octubre 2019 – Diciembre 2022.

h	Dirección de Cambio			
	1	2	3	6
EEE 2 meses	0.615* (1.300)	0.658*** (2.583)	0.676** (1.823)	0.676*** (3.287)
EEE 11 meses	0.564 (0.801)	0.605 (1.017)	0.622 (0.982)	0.618* (1.468)
EEE 23 meses	0.564 (0.767)	0.553 (0.598)	0.568 (0.614)	0.618 (1.210)
Obs	39	38	37	34

Notas: Cada entrada reporta porcentaje de veces en que la EEE anticipa correctamente subidas/bajadas del tipo de cambio. Estadísticos t entre paréntesis. *,**,*** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Para evaluar (2), se considera el test de Pesaran y Timmermann (1995). Pronósticos de a final de mes a final de mes (es decir, desde el último día del mes t , al último día del mes $t+h$). Fuente: elaboración propia.

Finalmente, las Tablas 6a y 6b a continuación presenta los Wald test comparando la precisión en anticipar dirección de cambio entre ambos períodos, de acuerdo a la hipótesis establecida en (6). Consistente con lo discutido anteriormente, se encuentran dos grandes conclusiones. Primero, para los pronósticos de t^+ a $t^+ + h$, se encuentran quiebres significativos en DC. En particular, las EEE a 2 y 11 meses lo hicieron significativamente mejor en el período posterior al 2019. Segundo, para los pronósticos de t a $t + h$, no se

observan cambios significativos en DC para ninguna de las encuestas, en ninguno de los horizontes.

Tabla 6a: Estadístico Chi2 asociado a la prueba de Wald propuesta en (6) pronosticando de t^+ a $t^+ + h$.

Chi2 Wald test				
h	1	2	3	6
EEE 2 meses	6.219**	18.292***	3.858**	1.470
EEE 11 meses	19.340***	13.073***	3.422*	9.460***
EEE 23 meses	0.426	0.003	0.008	0.878

Notas: *, **, *** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Fuente: elaboración propia.

Tabla 6b: Estadístico Chi2 asociado a la prueba de Wald propuesta en (6) pronosticando de t a $t + h$.

Chi2 Wald test				
h	1	2	3	6
EEE 2 meses	0.547	1.003	0.054	0.306
EEE 11 meses	0.257	0.157	1.044	1.161
EEE 23 meses	0.358	0.005	0.407	1.078

Notas: *, **, *** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Fuente: elaboración propia.

Sesgo

La Tabla 7 a continuación reporta los resultados para los análisis de sesgo. Esta sección se enfoca en los resultados para la EEE a 2 meses. El primer panel de la Tabla 7 reporta

los resultados utilizando toda la muestra, primero realizando los pronósticos de t^+ a $t^+ + h$ (EEE 2 meses (t^+): Toda la muestra), y luego realizando los pronósticos de t a $t+h$ (EEE 2 meses (t): Toda la muestra). El segundo panel es análogo al primero, pero esta vez estudiando exclusivamente el período Octubre 2019 a Diciembre 2022. Finalmente, el último panel estudia cambios en los sesgos de ambos períodos, evaluando la hipótesis (7). Los resultados entre paréntesis reportan los estadísticos-t asociados a la hipótesis (3). En este caso, los resultados hablan por sí solos: Ni la hipótesis (3) ni la hipótesis (7) es rechazada, para ninguno de los ejercicios presentados. En otras palabras, la EEE a 2 meses no parece tener ningún sesgo de pronóstico en ninguno de los ejercicios, en ninguno de los períodos, y tampoco parecen existir cambios en el sesgo de un período a otro.

Tabla 7: Análisis de Sesgos para cada período, y diferencias entre sesgos para la EEE a 2 meses.

h	Insesgamiento			
	1	2	3	6
EEE 2 meses (t^+): Toda la muestra	-0.003 (-0.965)	-0.000 (-0.058)	0.003 (0.391)	0.012 (0.950)
EEE 2 meses (t): Toda la muestra	0.003 (0.956)	0.006 (1.064)	0.008 (1.138)	0.017 (1.316)
EEE 2 meses (t^+): Octubre 2019 a Diciembre 2022	-0.004 (-1.090)	0.002 (0.485)	0.008 (0.999)	0.024 (1.112)
EEE 2 meses (t): Octubre 2019 a Diciembre 2022	0.010 (1.563)	0.015 (1.389)	0.018 (1.278)	0.032 (1.235)

Chi2 Wald test (t+)	0.064	0.119	0.376	0.358
Chi2 Wald test (t)	1.444	0.916	0.618	0.368

Notas: Último panel reporta los resultados para la prueba de Wald evaluando la hipótesis (7). Los dos primeros paneles reportan simplemente estimaciones para los sesgos, y evalúa la hipótesis establecida en (3). El primer panel considera la muestra completa, mientras que el segundo panel analiza solamente el período Octubre 2019 a Diciembre 2022.

Correlaciones

Las tablas 8a y 8b son análogas a 1a y 1b, pero esta vez reportan la correlación de la EEE con el tipo de cambio. Siguiendo a Pincheira y Hardy (2021,2022), puede existir un resultado *paradójico*, en que la capacidad predictiva no se detecte en ECM, pero sí en correlaciones. Dado que el PA pronostica “cero cambio” todos los períodos, tiene covarianza igual a cero con la variable objetivo, y por tanto, una correlación positiva implica ganancias en capacidad predictiva.

Respecto a los resultados, notar que la Tabla 8a reporta resultados impresionantes: la correlación no solo es positiva en todos los ejercicios, sino que va desde 0.134 a 0.502, lo cual significa correlaciones sumamente altas para un pronóstico. Más aún, 18 de los 21 ejercicios presentan correlaciones estadísticamente significativas. Esto es particularmente interesante comparado con Tabla 1a, donde los resultados para la EEE a 11 y 23 meses son bastante más débiles. Respecto a la Tabla 1b, si bien los resultados son algo más débiles, el mensaje general es el mismo: todas las correlaciones son positivas (y en general “altas”), 15 de 21 ejercicios son estadísticamente significativos, comparado con la Tabla 1b, los resultados parecen ser mucho más potentes, lo que es consistente con la “*paradoja del ECM*” reportada por PH.

Tabla 8a: Correlaciones entre la EEE y el tipo de cambio. Pronosticando de t^+ a $t^+ + h$.
Muestra completa.

h	Correlación						
	1	2	3	6	12	18	24
EEE 2 meses	0.487*** (5.821)	0.502*** (3.997)	0.401*** (4.437)	0.376*** (6.742)	0.330*** (4.588)	0.248*** (2.676)	0.245*** (2.436)
EEE 11 meses	0.392*** (3.925)	0.371*** (2.738)	0.335*** (3.166)	0.352*** (3.321)	0.299** (2.076)	0.172 (1.260)	0.154* (1.390)
EEE 23 meses	0.262*** (3.751)	0.252*** (2.730)	0.261*** (2.708)	0.295** (2.067)	0.268* (1.525)	0.151 (0.999)	0.134 (1.189)
Obs	191	190	189	186	180	174	168

Notas: Cada entrada reporta las correlaciones entre la EEE y el peso chileno. Estadísticos t entre paréntesis. *, **, *** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Errores estándar HAC siguiendo a Newey y West (1987,1994). Pronósticos de t^+ a $t^+ + h$ (es decir, del día 10 del mes t , al día 10 del mes $t + h$).

Fuente: elaboración propia.

Tabla 8b: Correlaciones entre la EEE y el tipo de cambio. Pronosticando de t a $t + h$.
Muestra completa.

h	Correlación						
	1	2	3	6	12	18	24
EEE 2 meses	0.437*** (7.952)	0.395*** (5.594)	0.337*** (4.862)	0.270*** (3.499)	0.282*** (2.775)	0.170* (1.661)	0.158** (1.872)
EEE 11 meses	0.269*** (3.443)	0.248** (2.262)	0.233** (2.030)	0.226* (1.535)	0.21* (1.288)	0.090 (0.657)	0.083 (0.860)

EEE 23 meses	0.194*** (2.431)	0.197** (1.674)	0.200* (1.546)	0.212 (1.257)	0.207 (1.241)	0.102 (0.750)	0.098 (0.962)
Obs	191	190	189	186	180	174	168

Notas: Cada entrada reporta las correlaciones entre la EEE y el peso chileno. Estadísticos t entre paréntesis. *, **, *** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Errores estándar HAC siguiendo a Newey y West (1987,1994). Pronósticos de a final de mes a final de mes (es decir, desde el último día del mes t, al último día del mes t+h). Fuente: elaboración propia.

Las Tablas 9a y 9b son análogas a 8a y 8b, pero esta vez exclusivo al período posterior al 2019. Dos resultados son importantes de destacar. Primero, en ambas tablas rechazamos la hipótesis nula planteada en (4) un 100% de las veces; en otras palabras, la correlación fue estadísticamente significativa en todos los ejercicios, lo que sugiere una fuerte capacidad predictiva. Segundo, en la Tabla 9a las correlaciones parecen ser mayores en términos de magnitud que sus similares en la Tabla 8a. En particular, las correlaciones se mueven entre 0.561, y un sorprendente 0.920.

Tabla 9a: Correlaciones entre la EEE y el tipo de cambio. Pronosticando de t^+ a $t^+ + h$. Período Octubre 2019 a Diciembre 2022.

h	Correlación			
	1	2	3	6
EEE 2 meses	0.725*** (7.935)	0.920*** (23.347)	0.658*** (5.025)	0.561*** (4.260)
EEE 11 meses	0.721*** (6.953)	0.860*** (9.700)	0.658*** (5.190)	0.663*** (5.612)
EEE 23 meses	0.634*** (6.477)	0.730*** (5.501)	0.581*** (3.664)	0.661*** (3.731)
Obs	39	38	37	34

Notas: Cada entrada reporta las correlaciones entre la EEE y el peso chileno. Estadísticos t entre paréntesis. *, **, *** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Errores estándar HAC siguiendo a Newey y West (1987,1994). Pronósticos de t^+ a $t^+ + h$ (es decir, del día 10 del mes t , al día 10 del mes $t + h$). Fuente: elaboración propia.

Tabla 9b: Correlaciones entre la EEE y el tipo de cambio. Pronosticando de t a $t + h$. Período Octubre 2019 a Diciembre 2022.

h	Correlación			
	1	2	3	6
EEE 2 meses	0.466*** (4.706)	0.427*** (3.078)	0.490*** (3.331)	0.412*** (2.787)
EEE 11 meses	0.414*** (3.794)	0.388*** (2.978)	0.469*** (3.788)	0.562*** (4.297)
EEE 23 meses	0.353*** (3.178)	0.352*** (2.392)	0.427*** (2.773)	0.542*** (3.467)
Obs	39	38	37	34

Notas: Cada entrada reporta las correlaciones entre la EEE y el peso chileno. Estadísticos t entre paréntesis. *, **, *** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Errores estándar HAC siguiendo a Newey y West (1987,1994). Pronósticos de a final de mes a final de mes (es decir, desde el último día del mes t , al último día del mes $t+h$). Fuente: elaboración propia.

Finalmente, las Tablas 10a y 10b a continuación presenta los Wald test comparando las correlaciones entre la EEE y la variable objetivo, entre ambos períodos, de acuerdo a la hipótesis establecida en (8). Consistente con lo discutido anteriormente, se encuentran dos grandes conclusiones. Primero, para los pronósticos de t^+ a $t^+ + h$, se encuentran quiebres significativos en las correlaciones. En particular, las EEE a 11 y 23 meses lo hicieron significativamente mejor en el período posterior al 2019. Segundo, para los pronósticos de

t a $t + h$, con dos excepciones, no se observan cambios significativos en correlaciones para ninguna de las encuestas, en ninguno de los horizontes.

Tabla 10a: Estadístico Chi2 asociado a la prueba de Wald propuesta en (8) pronosticando de t^+ a $t^+ + h$.

h	Chi2 Wald test			
	1	2	3	6
EEE 2 meses	1.318	2.660*	0.188	0.035
EEE 11 meses	13.339***	34.523***	15.405***	11.785***
EEE 23 meses	12.313***	21.402***	7.038***	4.031**

Notas: *, **, *** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Fuente: elaboración propia.

Tabla 10b: Estadístico Chi2 asociado a la prueba de Wald propuesta en (8) pronosticando de t a $t + h$.

h	Chi2 Wald test			
	1	2	3	6
EEE 2 meses	0.385	0.016	0.786	1.301
EEE 11 meses	1.398	0.153	1.250	3.064*
EEE 23 meses	1.834	0.314	0.967	2.631*

Notas: *, **, *** indica significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Fuente: elaboración propia.

VI. Conclusiones

Utilizando observaciones hasta Mayo del año 2018, Pincheira y Neumann (2018,2020) (PN) encuentran una fuerte capacidad predictiva de la Encuesta de Expectativas Económicas (realizada por el Banco Central de Chile) sobre el tipo de cambio chileno. En este documento se reevalúa esta capacidad predictiva, con un especial énfasis en los últimos 60 meses (que incluyen períodos de alta incertidumbre político/económica y la crisis sanitaria). Para realizar esta evaluación, se consideran medidas tradicionales de

evaluación de pronósticos (como Error Cuadrático Medio, Dirección de Cambio y análisis de sesgos), pero también una nueva medida propuesta recientemente por la literatura de pronósticos (correlación). Desde este punto de vista, este trabajo complementa a PN incorporando variados análisis adicionales.

Los resultados confirman las conclusiones de Pincheira y Neumann (2018,2020): La Encuesta de Expectativas Económicas tiene una fuerte capacidad predictiva sobre el tipo de cambio chileno en múltiples horizontes de pronóstico (especialmente de 1 a 12 meses, pero también en algunos casos hasta 24 meses). Notablemente, la encuesta es capaz de anticipar en torno a un 60% de las veces la dirección que tomará el tipo de cambio (subidas o bajadas). Más aún, en los últimos años la Encuesta ha tenido una mejora significativa en su desempeño: esto resulta evidente en mejoras significativas en ECM, dirección de cambio, y correlaciones. Evidentemente, estas mejoras significativas son respecto al paseo aleatorio; esto es consistente con la idea de que, en períodos de crisis, la EEE derrota de manera más holgada al paseo aleatorio. Finalmente, no se encuentra evidencia de sesgos para ninguno de los períodos, ni tampoco diferencias significativas en sesgo entre los dos períodos estudiados.

Referencias

- Capistrán, C., & López-Moctezuma, G. (2010). Las expectativas macroeconómicas de los especialistas. Una evaluación de pronósticos de corto plazo en México. *El Trimestre Económico*, 77(306), 275–312.
- 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.
- Della Corte, P., Sarno, L., & Tsiakas, I. (2009). An economic evaluation of empirical exchange rate models. *The Review of Financial Studies*, 22(9), 3491–3530.
- Diebold, F. X. & Mariano, R. S., (1995). Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business and Economic Statistics*, 13, 253.
- Engel, C., Mark, N. C., West, K. D., Rogoff, K., & Rossi, B. (2007). Exchange rate models are not as bad as you think [with comments and discussion]. *NBER Macroeconomics Annual*, 22, 381–473.
- Giacomini, R., & White, H. (2006). Tests of conditional predictive ability. *Econometrica*, 74(6), 1545-1578.
- Goyal, A., Welch, I., & Zafirov, A. (2021). A Comprehensive Look at the Empirical Performance of Equity Premium Prediction II. *Available at SSRN 3929119*.
- Ince, O., & Molodtsova, T. (2017). Rationality and forecasting accuracy of exchange rate expectations: Evidence from survey-based forecasts. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 47, 131–151.
- Lyons, R. K. (2012). *Exchange-Rate Dynamics*. *Princeton Series in International Economics*. JSTOR.
- MacDonald, R., & Marsh, I. W. (1994). Combining exchange rate forecasts: What is the optimal consensus measure? *Journal of Forecasting*, 13(3), 313–332.

- MacDonald, R., & Marsh, I. W. (1996). Currency forecasters are heterogeneous: confirmation and consequences. *Journal of International Money and Finance*, 15(5), 665–685.
- Magner, N., & Hardy, N. (2022). Cryptocurrency forecasting: More evidence of the Meese-Rogoff puzzle. *Mathematics*.
- 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. (1983). The out-of-sample failure of empirical exchange rate models: Sampling error or misspecification. *Exchange Rates and International Macroeconomics*, 4(1), 67–112.
- 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* (Vol. 2, pp. 721–750). Elsevier.
- Mitchell, K., & Pearce, D. K. (2007). Professional forecasts of interest rates and exchange rates: Evidence from the Wall Street Journal’s panel of economists. *Journal of Macroeconomics*, 29(4), 840–854.
- Moosa, I. A., & Burns, K. (2015). The Meese-Rogoff Puzzle. In *Demystifying the Meese-Rogoff Puzzle* (pp. 1–13). Springer.
- Moosa, I., & Burns, K. (2014a). A reappraisal of the Meese-Rogoff puzzle. *Applied Economics*, 46(1), 30–40.
- Moosa, I., & Burns, K. (2014b). The unbeatable random walk in exchange rate forecasting: Reality or myth? *Journal of Macroeconomics*, 40, 69–81.
- Newey, W. K., & West, K. D. (1986). A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelationconsistent covariance matrix.

- Newey, W. K., & West, K. D. (1994). Automatic lag selection in covariance matrix estimation. *The Review of Economic Studies*, 61(4), 631-653.
- Obstfeld, M., & Rogoff, K. (2000). The six major puzzles in international macroeconomics: is there a common cause? *NBER Macroeconomics Annual*, 15, 339–390.
- Pincheira, P., & Hardy, N. (2021). Forecasting aluminum prices with commodity currencies. *Resources Policy*, 73, 102066.
- Pincheira, P., & Hardy, N. (2022). *Correlation Based Tests of Predictability* (No. 112014). University Library of Munich, Germany.
- Pincheira, P., & Hardy, N. (2021). *The Mean Squared Prediction Error Paradox* (No. 107403). University Library of Munich, Germany.
- Pincheira, P. M., Hardy, N., Henriquez, C., Tapia, I., & Bentancor, A. (2021). Forecasting Base Metal Prices with an International Stock Index. *Available at SSRN 3849161*.
- Pincheira, P., Pincheira Brown, P., & Neumann, F. (2018). *Can we beat the Random Walk? The case of survey-based exchange rate forecasts in Chile Improving tests of predictive ability View project Can we beat the Random Walk? The case of survey-based exchange rate forecasts in Chile*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.16994.79047>
- Pincheira-Brown, P., & Neumann, F. (2020). Can we beat the Random Walk? The case of survey-based exchange rate forecasts in Chile. *Finance Research Letters*, 37, 101380.
- Rossi, B. (2013). Exchange rate predictability. *Journal of Economic Literature*, 51(4), 1063–1119.
- Rossi, B. (2021). Forecasting in the Presence of Instabilities: How We Know Whether Models Predict Well and How to Improve Them. *Journal of Economic Literature*, 59(4), 1135–1190.
- Timmermann, A. (2008). Elusive return predictability. *International Journal of Forecasting*, 24(1), 1–18.

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.



 **OCEC** **udp**
Observatorio del Contexto Económico