



**BANCO CENTRAL DE RESERVA DEL PERÚ**

# **Competencia Fintech en el mercado minorista de cambio de divisas**

Alvaro Hinojosa\* y David Ramírez\*

\* Banco Central de Reserva del Perú.

**DT. N°. 2024-020**

Serie de Documentos de Trabajo

Working Paper series

Diciembre 2024

Los puntos de vista expresados en este documento de trabajo corresponden a los de los autores y no reflejan necesariamente la posición del Banco Central de Reserva del Perú.

The views expressed in this paper are those of the authors and do not reflect necessarily the position of the Central Reserve Bank of Peru

## Competencia *Fintech* en el mercado minorista de cambio de divisas

### Resumen

Las casas de cambio digitales se han popularizado en Perú durante los últimos años. Para evaluar si esto ha tenido un efecto competitivo en el mercado minorista de cambio de divisas, utilizamos información del período 2019 – 2024 de los *spreads* cambiarios de las plataformas de cambio de divisas de *Fintech* y de bancos; así como el interés del público en estas soluciones, medido a través de datos de *Google Trends*. Para analizar la existencia de un evento que impactó en la competencia del mercado minorista de cambio de divisas se utiliza un modelo de Vectores Autorregresivos. Los resultados indican que los *spreads* de plataformas bancarias digitales reaccionan (se reducen) ante caídas en los *spreads* de las *Fintech*, con un efecto más pronunciado y persistente durante el periodo de alta volatilidad cambiaria posterior a las elecciones de 2021. Además, durante este período, los *spreads* bancarios respondieron negativamente a incrementos del interés de mercado en las *Fintech*, lo que sugiere que los bancos debieron intensificar sus esfuerzos para seguir siendo competitivos a medida que las *Fintech* se hicieron relativamente más populares.

## 1. Introducción

La creciente digitalización de servicios financieros a nivel global y local ha hecho posible mejorar su alcance y la eficiencia en su distribución, abriendo un abanico de posibilidades para el desarrollo de nuevos productos y la entrada de nuevos participantes. Estos, al haber sido diseñados en un contexto digital, pueden especializarse en servicios o segmentos nicho para ofrecer alternativas competitivas respecto a instituciones en proceso de adaptación. A grandes rasgos, múltiples servicios típicamente vinculados al sistema bancario pueden ofrecerse por separado en empresas escalables apalancadas por tecnología, incluyendo préstamos, pagos, seguros, entre otros.

Feyen et al. (2021) analizan las implicancias de la innovación digital en la organización industrial del sector financiero. Notan que la innovación digital ha reducido las barreras de entrada en el sector financiero, permitiendo el ingreso de jugadores nuevos, más pequeños y de bajo costo (*Fintech*), lo que es posible por su diseño con menores costos fijos y variables. Además, aunque las *Fintech* aún no tienen el mismo nivel reputacional que los jugadores tradicionales, su viabilidad económica es mayor que en el pasado, dado que pueden enfocarse en segmentos de clientes específicos de los proveedores tradicionales, o ampliar el acceso a la financiación para segmentos previamente desatendidos, sin necesidad de lograr una gran escala y alcance.

En este contexto, consideran que los nuevos proveedores no bancarios de servicios financieros, como las *Fintech*, enfrentan dos costos importantes: i) costos de adquisición de clientes, y ii) costos de financiamiento. Los costos de adquisición de clientes siguen siendo altos debido a la inercia del usuario, particularmente presente en los segmentos minoristas y de MYPE, incluso cuando la tecnología ha facilitado llegar directamente a los usuarios digitalmente. Por su parte, los costos de financiamiento son menores para las instituciones financieras con importancia sistémica doméstica o global, dado su tamaño y diversificación en fuentes de financiamiento.

La experiencia de usuario al momento de contratar un servicio financiero también podría dificultar la adopción de algunas *Fintech*. Por ejemplo, los clientes podrían preferir empresas que ofrecen un abanico más amplio de servicios, por la simplicidad y conveniencia, incluso si hay alternativas individuales de menor costo ofrecidas por otras empresas. Asimismo, los costos de cambiar de proveedor (*switching costs*) para los clientes pueden hacerse más relevantes en un entorno donde una institución o plataforma tenga gran alcance y efectos de red significativos, dificultando la entrada de nuevos competidores. Al respecto, Ornelas et al. (2022) identifican que, en la industria de préstamos de Brasil, existe una relación directa entre el poder de mercado de instituciones financieras y las tasas que cobran a sus clientes; y que estas entidades aprovechan los costos de cambio de proveedor que enfrentan los usuarios para incrementar el costo de sus servicios a clientes antiguos.

Aún con todo ello, las *Fintech* han sido capaces de incrementar la competencia del mercado financiero, particularmente en economías desarrolladas. Empíricamente, diversos autores han estudiado los efectos competitivos que han tenido las *Fintech* sobre las empresas financieras tradicionales. De Roure et al. (2022) encontraron que algunos bancos en Alemania perdieron cuota de mercado frente a los prestamistas *peer-to-peer* (P2P) cuando se enfrentaron a un aumento exógeno de los costes regulatorios, y que este efecto fue más notorio en las áreas donde había mayor interés o conocimiento

de plataformas P2P antes del impacto. Por su parte, Jagtiani y Lemieux (2018) encontraron que en EE.UU, empresas como Lendingclub (préstamos P2P) alcanzan áreas poco atendidas por el sistema bancario, mientras que Cornelli et al. (2022) hallaron que prestamistas *Fintech* del mismo mercado prestaron más en áreas con mayor desempleo y declaratorias de bancarrota, operando con modelos de riesgo más precisos que el *credit scoring* tradicional potenciados por datos alternativos. Resultados similares fueron encontrados por Jagtiani y Lemieux (2019), Tang (2019), Jagtiani et al. (2020), Dolson y Jagtani (2021), y Hughes et al. (2022).

Si bien no se encontró literatura empírica que aborde el impacto de *Fintech* de cambio de divisas sobre las actividades de cambio de divisas de empresas financieras tradicionales, sí existe una literatura respecto al impacto de la competencia en los *spreads* (márgenes) compra-venta de firmas financieras tradicionales. De manera teórica, Bondarenko (2001), sostiene que, los *spreads* compra-venta se descomponen en un factor de selección adversa y en otro de competencia imperfecto. Así, en la medida en que se intensifica la competencia, el mercado se vuelve más profundo y los costos de transacción de la liquidez se vuelven menores. Ello se explica porque el incremento de competencia reduce la capacidad de los *market makers* de extraer rentas reduciendo la oferta de liquidez.

Empíricamente, Treepongkaruna, Brailsford & Gray (2014), utilizando datos de cinco años de seis monedas asiáticas en el contexto de la crisis cambiaria asiática de 1997, encuentran evidencia para los modelos de *spread* cambiario de Huang-Masulis (1999) y Bollen, Smith & Walley (2004), que relacionan negativamente el número de *dealers* (*proxy* de competencia), con el *spread* cambiario. Por su parte, Khemraj & Pasha (2008) encontraron una relación positiva entre el poder de mercado, *proxy* de competencia, y el *spread* en el mercado cambiario de Guyana, y que en dicho mercado los bancos comerciales (*dealers* grandes) pueden fijar un *spread* alto e influir en el tipo de cambio nominal.

En ese marco, el presente documento se enfoca el segmento de cambio de divisas en Perú, donde las casas de cambio digitales han ganado popularidad y alcance durante los últimos años. En particular, se tiene el objetivo de estudiar si una mayor competencia en el mercado minorista de cambios de divisas, representada ya sea a través del *spread* cambiario ofrecido por casas de cambio digitales (*Fintech*) o a través de un mayor interés del mercado en estas soluciones, tiene influencia en las condiciones ofrecidas por el sistema financiero tradicional para un producto y segmento de mercado similar. Estas condiciones se representan a través de los *spreads* cambiarios ofrecidos por el sistema financiero a través de plataformas web de cambio de monedas comparables con las casas de cambios digitales (en adelante, plataformas bancarias).

A su vez, se pretende evaluar si la coyuntura electoral de 2021, que tuvo efectos notorios en el tipo de cambio, su volatilidad y la demanda por servicios de cambio de divisas, intensificó la dinámica competitiva entre *Fintech* y plataformas de cambios bancarias. Al respecto, cabe notar que autores como Humala y Rodríguez (2010) encontraron que durante disturbios políticos o financieros existen aglomeraciones de retornos del tipo de cambio en Perú, generándose períodos de alta volatilidad. A nivel extranjero, autores como Kutan y Zhou (1995) encontraron que impactos políticos coyunturales en Polonia afectaron su volatilidad cambiaria y los *spreads* de mercado.

En este estudio, nuestros resultados muestran que los *spreads* cobrados por plataformas de cambios bancarias se redujeron ante caídas en los *spreads* cobrados en plataformas *Fintech*. Este efecto es de mayor magnitud y más persistente cuando se analiza el período de alta volatilidad cambiaria observada después de las elecciones nacionales de 2021. Además, durante este período, se observa que los *spreads* bancarios responden de manera negativa ante incrementos en el interés del mercado en soluciones *Fintech*, lo cual sugiere que los bancos han tenido que intensificar sus esfuerzos para mantenerse competitivos una vez que las *Fintech* se hicieron comparativamente más populares.

A la luz de estos resultados, se sostiene el argumento de que la mayor competencia incita a las empresas bancarias a ofrecer *spreads* más reducidos a fin de poder mantener su participación de mercado frente a las *Fintech*, cuya demanda ha crecido fuertemente en los últimos años.

Es importante señalar que, si bien los métodos empleados permiten analizar la reacción de una variable ante un impacto en otra, durante todo el período de análisis los *spreads* ofrecidos por las plataformas bancarias se mantuvieron consistentemente por encima del *spread* promedio cobrado por las *Fintech*. Sin embargo, las series mostraron tendencias distintas. Mientras el *spread* de las *Fintech* se mantuvo relativamente constante, el *spread* bancario experimentó una tendencia negativa, disminuyendo gradualmente. A su vez, ambas series se mantuvieron constantemente por encima del *spread* del mercado mayorista, reservado para clientes corporativos.

El resto del documento se organiza la siguiente manera: la sección 2 describe la evolución, regulación y características del segmento de casas de cambio digitales en el Perú, la sección 3 hace referencia a los datos recogidos y utilizados para el análisis empírico, la sección 4 se refiere a la estrategia empírica a seguir para analizar los datos, la sección 5 muestra el análisis de los resultados del modelo de vectores autorregresivos para analizar los efectos competitivos de las *Fintech* sobre las empresas financieras tradicionales en este sector, y la sección 6 concluye.

## **2. Marco institucional de las casas de cambio digitales en el Perú**

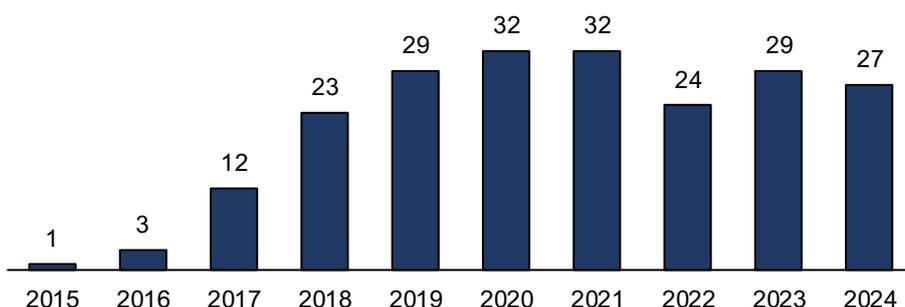
El Perú cuenta con una economía parcialmente dolarizada. Si bien las medidas de dolarización financiera y dolarización real/transaccional se han reducido desde la década de los noventa, persiste un nivel de dolarización mayor al que tienen los países latinoamericanos con una historia de alta inflación y/o hiperinflación durante la década de 1970 y 1980 (Armas, 2016). Como consecuencia de ello, es práctica de mercado que algunos bienes duraderos (como automóviles), activos fijos (como bienes raíces), y productos intermedios sean negociados en dólares.

A raíz de dichas necesidades, la liberalización de la economía en la década de 1990 y la flexibilización del tipo de cambio, proliferaron las casas de cambio, así como los cambistas informales de dólares. A fin de ordenar la actividad de negociación de divisas, a través de la Resolución SBS N° 6338-2012, se estableció el Registro de empresas y personas que efectúan operaciones financieras o de cambio de moneda, supervisadas por la SBS, a través de la Unidad de Inteligencia Financiera del Perú (UIF-Perú). A saber, este registro está conformado por casas de cambio que ofrecen el servicio tanto de manera presencial como electrónica, que, a noviembre de 2024, totalizan 1644. Adicionalmente, mediante Resolución SBS N° 789-2018, se regula a las casas de

cambio en tanto se establecen como sujetos obligados a informar bajo supervisión de la SBS, a través de la UIF-Perú, en materia de prevención de actividades ilícitas.

A partir de dicho registro y del análisis del mercado de cambio de divisas<sup>1</sup>, se ha identificado que, actualmente en el Perú se encuentran operando de manera regular cerca de 30 casas de cambio digitales. Estas han venido registrando creciente popularidad durante los últimos años por permitir realizar cambios de moneda de manera más rápida y segura que los cambistas físicos, y generalmente con menores *spreads* que los ofrecidos por el sistema financiero tradicional.

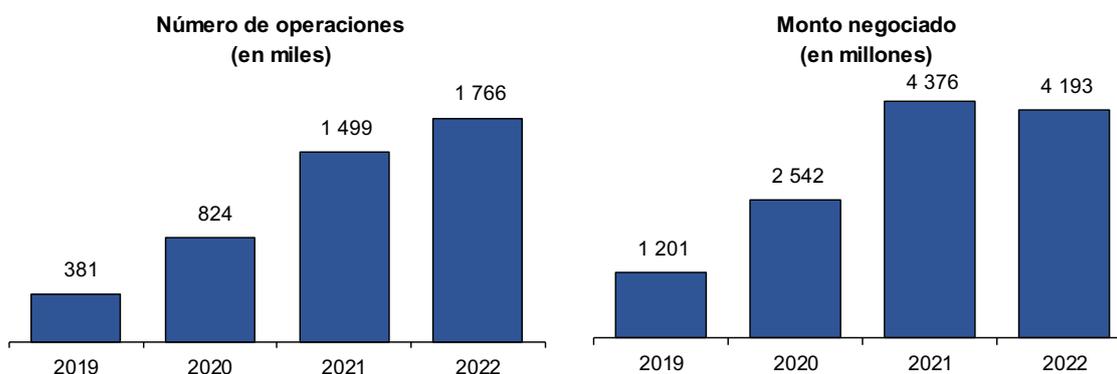
**Figura 1: Cantidad de *Fintech* de cambio de divisas en Perú**



Fuente: Emprende UP, EY.

Como muestra la Figura 1, la entrada de nuevas empresas en este rubro se estancó en 2021, y desde entonces la cantidad de empresas en el sector se ha reducido, presumiblemente por una mayor consolidación del segmento. Sin embargo, con información a 2022, el sector venía creciendo en volumen transaccional, particularmente en el número de operaciones (Figura 2). Esta tendencia fue impulsada durante las cuarentenas decretadas por el gobierno a raíz de la pandemia por la COVID-19, que promovió notoriamente el desarrollo, mejora y adopción de servicios financieros digitales.

**Figura 2: Operaciones de *Fintech* de cambio de divisas**



Fuente: INDECOPI, 2023. Elaboración propia.

<sup>1</sup> Información recopilada a través de estudios sobre el sector de EY y Vodanovic Legal; así como a partir de entrevistas con los líderes de las principales casas de cambio digitales del país.

Debe notarse que, según agentes del mercado, el volumen operado es particularmente alto en eventos que generan incertidumbre sobre el tipo de cambio (mayor volatilidad), tales como el entorno de elecciones de 2021. Esta tendencia es más marcada en clientes que operan con fines preventivos o especulativos (generalmente personas) que en empresas que realizan cambios de divisas por fines comerciales o de cobertura.

A partir de publicaciones del sector y conversaciones con miembros de la industria, se pueden identificar algunas características del segmento y del mercado cambiario minorista. Por ejemplo, en su mayoría estas *Fintech* operan a través de transferencias bancarias, por lo que dependen de cuentas en instituciones financieras para recibir y enviar fondos a sus clientes. Algunas utilizan fideicomisos para brindar mayor confianza a sus usuarios.

También es frecuente que las casas de cambio virtuales no requieran de un stock de dinero en la misma magnitud que los cambistas físicos. Por ejemplo, estas pueden hacer coincidir transacciones de compra y venta de sus usuarios, o acumular transacciones de clientes para hacer compras o ventas mayoristas de moneda extranjera con otros agentes del mercado financiero (por ejemplo, casas de bolsa o instituciones financieras).

Debe notarse que además del modelo básico de cambio de divisas, donde la casa de cambio recibe o envía divisas directamente desde cuentas bancarias propias, existen plataformas que permiten realizar cambios P2P entre sus usuarios, o que admiten la participación de entidades financieras que compiten en subastas para concretar operaciones de cambio propuestas por los clientes. Sin embargo, la presencia de estas plataformas en Perú es reducida.

En materia de competencia con el sistema financiero, cabe notar que actualmente las *Fintech* dependen de las cuentas bancarias de instituciones financieras para realizar sus operaciones. Sobre ello, el INDECOPI (2023) identificó que participantes del mercado reportaron que, en ocasiones, instituciones bancarias han dificultado la apertura de cuentas bancarias a estas *Fintech*, presumiblemente por fines competitivos. Ante ello, la institución recomendó que los bancos sean transparentes con los requisitos de apertura de cuentas para empresas, de tal manera que estas evaluaciones sean no discriminatorias y proporcionales al riesgo que implica atender a las *Fintech*.

### 3. Datos

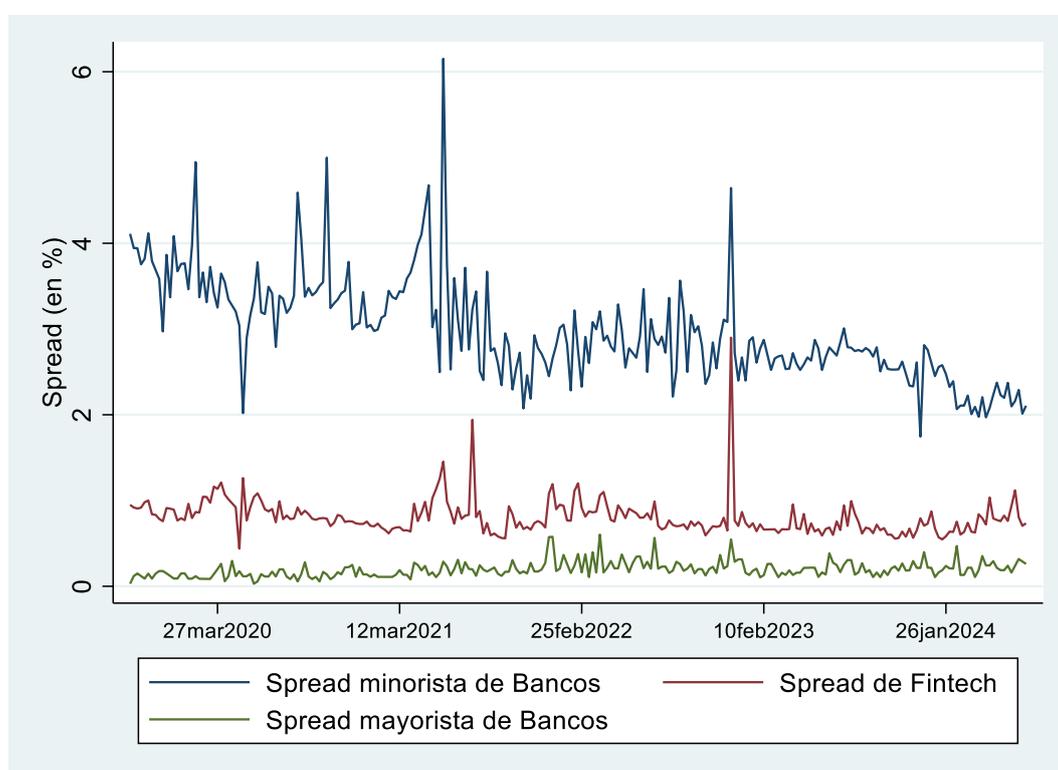
Para el análisis propuesto se utilizan datos de *spreads* cambiarios ofrecidos en soluciones de cambio de divisas del sector *Fintech* y plataformas web de cambios del sistema financiero. El periodo de análisis comprende desde octubre de 2019 hasta junio de 2024. Para reflejar la competencia en el mercado minorista, la información se complementa con indicadores de interés del público en *Fintech* y plataformas bancarias.

Para fines de este artículo, el *spread* compra-venta de las plataformas digitales de cambio de divisas se expresa como un porcentaje del tipo de cambio intermedio (*mid price*) del último día laborable de la semana a la que corresponde la observación del *spread*. Ello facilita la comparación de los *spreads* a través del tiempo, siendo particularmente relevante para el periodo de estudio dado que el tipo de cambio osciló entre S/ 3,31 y S/4,13 (Becker & Sy, 2005).

Los datos de los *spreads* de las plataformas bancarias y de las *Fintech* se extrajeron mediante *web scraping* al cierre del mercado (4 p.m.) con una frecuencia diaria (sólo días laborables). Con esta información se construyen series de *spreads*. La primera considera el *spread* promedio de más de 15 casas de cambio digitales (*spread Fintech*), mientras que la segunda considera el *spread* promedio de dos plataformas bancarias (*spread bancario*).

Adicionalmente, se considera una serie del *spread* de las operaciones de cambio de divisa de las empresas bancarias con empresas no financieras, incluyendo personas naturales (*spread SBS*), computada con información extraída de la web del BCRP. A saber, este tipo de cambio es un promedio ponderado por volumen de operaciones de todas las operaciones del día en el sistema bancario, publicado por la SBS. La Figura 2 muestra la evolución de las series de los *spreads* porcentuales mencionados anteriormente.

**Figura 2: *Spread* de plataformas de cambios *Fintech* y de la banca (%)**



Fuente: Plataformas de cambio de divisas de *Fintech* y bancos, y portal web del BCRP.  
Elaboración propia.

Como se aprecia en el Gráfico 2, el *spread* SBS es notoriamente inferior al *spread* ofrecido a clientes minoristas (incluso cuando este último tuvo tendencia decreciente en los últimos años). En ese sentido, debe notarse que la banca posee una estrategia de precios diferenciada por tamaño de clientes, ofreciendo mejores tipos de cambio (tipo de cambio mayorista) a clientes con mayores volúmenes de operaciones, como lo son las empresas corporativas y empresas grandes, mientras ofrecen un tipo de cambio menos favorable (tipo de cambio minorista), y por ende de mayor *spread*, para los clientes minoristas. A su vez, si bien el *spread* de las *Fintech* fue consistentemente inferior al ofrecido en plataformas bancarias, tampoco está al nivel del *spread* mayorista.

Para el estudio, también se utilizan variables para medir el grado de interés existente en casas de cambio digitales (interés *Fintech*) y plataformas bancarias (interés banca). Ambas se construyen en base a estadísticas de búsquedas *Google Trends*, debido a que la principal vía para acceder a estas plataformas son las búsquedas en Google.

Cabe notar que *Google Trends* ha sido utilizado ampliamente para investigaciones en múltiples ámbitos. Ju et al. (2018) analizan las tendencias en el uso de esta fuente de información para investigaciones, abarcando áreas como ciencias de computación, ciencias biológicas, negocios, economía, finanzas, y otros. En economía y finanzas, se utilizaron indicadores basados en data de *Google Trends* para relacionarlos (exitosamente) con diversos indicadores económicos, anticipar movimientos en mercados bursátiles, e incluso para predecir el comportamiento de consumidores.

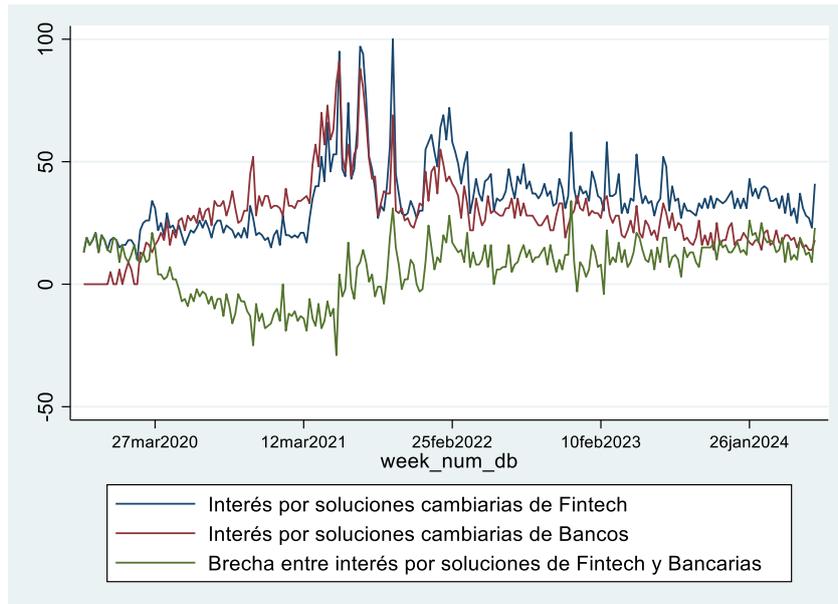
*Google Trends* provee una medida de intensidad de búsqueda normalizada para uno o más términos clave buscados. Así, la normalización se da en el contexto temporal y geográfico especificados. Con ello, los datos extraídos, de frecuencia semanal, se encuentran en un rango de 0 a 100, donde 100 corresponde a la semana con la mayor intensidad de búsqueda del término o de uno de los términos buscados en la muestra que *Google Trends* recoge y el resto se computa como proporción de este valor<sup>2</sup>.

En particular, para el indicador de interés en casas de cambio digitales, se considera información de las búsquedas de cuatro casas de cambio digitales populares en Perú (Kambista, Rextie, Securex y TKambio), y se utiliza aquella que alcanza la mayor popularidad en el periodo. Por su parte se utilizan datos de búsquedas de la plataforma Cocos y Lucas para elaborar el indicador de interés en plataformas bancarias en tanto es la de mayor popularidad en *Google Trends* entre sus pares.

**Figura 3: Interés medido por búsquedas en *Google Trends* de plataformas de cambios *Fintech* (izquierda) y Cocos y Lucas (derecha)**

---

<sup>22</sup> Debe notarse que este indicador refleja las búsquedas que se realizan de un término en el buscador Google. En el ámbito de esta investigación, captura las búsquedas de usuarios que buscan una solución de cambio de divisas digital por primera vez, y las búsquedas de usuarios recurrentes de cambios digitales que acceden a su plataforma preferida a través de Google. El indicador no refleja el tráfico de aquellos usuarios que acceden a las plataformas de cambio directamente desde sus navegadores.



Fuente: *Google Trends*.  
Elaboración propia.

Merece la pena señalar que el indicador de interés en *Fintech* presenta un comportamiento consistente con los datos del volumen de operaciones de las *Fintech* de cambio que publicó el INDECOPI (2023), considerando una ventana entre 2019 y 2022 (última fecha de información disponible en el informe). Ambos indicadores reflejan tendencia creciente entre 2019 y 2021, para posteriormente estabilizarse en 2022 (en ambos casos el nivel de 2022 es equiparable al de 2021, considerando promedios que excluyen la volatilidad de las series). Mayor frecuencia de datos sobre volúmenes operados por *Fintech* permitiría analizar una posible vinculación entre ambas variables.

Para el análisis realizado en la siguiente sección se toma en cuenta el interés relativo en *Fintech*, medido como la diferencia entre el interés por soluciones cambiarias de *Fintech* y el interés por plataformas cambiarias de bancos. Ello se hace en tanto, de esta manera, se reduce el impacto que el componente tendencial tiene sobre ambas series, en la medida que, durante este periodo, hubo un incremento sostenido y generalizado en el uso de soluciones digitales para realizar operaciones financieras. Además, para fines de analizar este mercado, es de mayor interés el nivel de demanda relativa de una solución frente a la otra (aproximada por este indicador).

También se considera una variable de volatilidad del tipo de cambio, para la cual se utilizaron los tipos de cambio contables publicados diariamente por la SBS. Para la construcción de la volatilidad del tipo de cambio se siguió la metodología propuesta por Becker & Sy (2005), la cual busca una medida de riesgo de tipo de cambio de alta frecuencia. Así, se estima un modelo GARCH (1,1) para hallar la varianza condicional de los retornos diarios del tipo de cambio del sistema bancario peruano<sup>3</sup>. Formalmente, la volatilidad del tipo cambio se rige por el siguiente modelo:

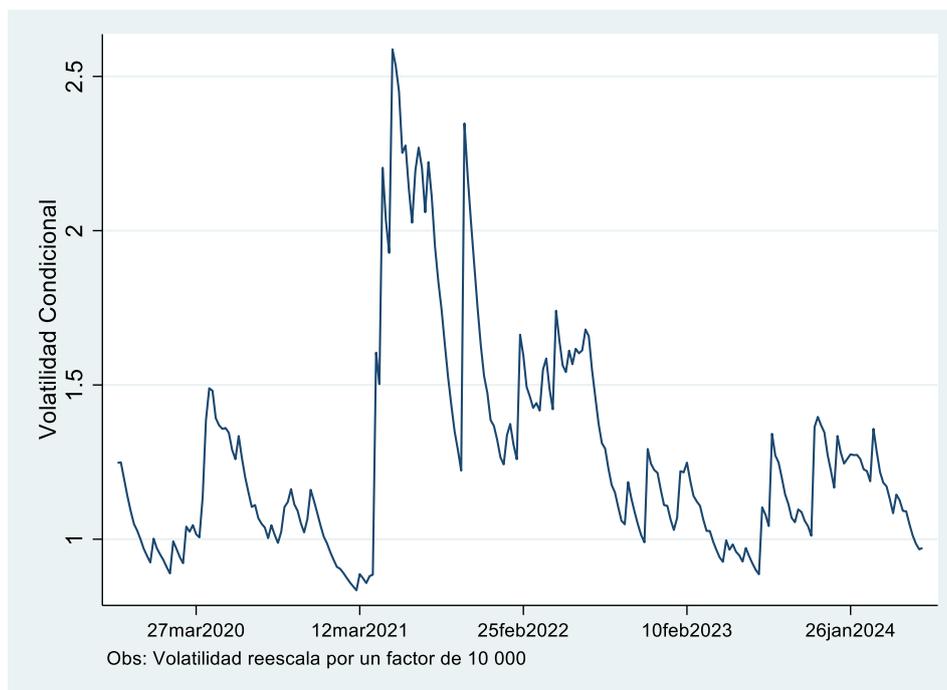
$$R_t = \mu_M + \epsilon_t$$

$$\sigma_{R,t}^2 = \mu_\sigma + \alpha \epsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{R,t-1}^2$$

<sup>3</sup> A esta serie se le aplica un reescalamiento con un factor de 10 000.

Los retornos diarios  $R_t$  se modelan con una media constante  $\mu_M$  y un término de error  $\epsilon_t|I_t \sim N(0, \sigma_{t-1}^2)$ . La varianza condicional  $\sigma_{R,t}^2$  es la predicción de un periodo hacia delante de la varianza dada la información en el periodo  $t - 1$ . A continuación, la representación gráfica de la volatilidad:

**Figura 4: Volatilidad condicional de retornos de tipo de cambio**



Fuente: BCRP (2024)  
Elaboración propia.

Un resumen de los principales estadísticos de las variables consideradas para el estudio se presenta en la Tabla 1.

**Tabla 1: Estadísticos descriptivos de las principales variables**

Estadístico	Spread bancario	Spread Fintech	Spread SBS	Interés banca	Interés Fintech	Interés relativo en Fintech	Volatilidad TC ( $\sigma_{R,t}^2$ )
Promedio	2,982	0,805	0,195	28,077	34,555	6,478	1,271
Desviación Estándar	0,608	0,217	0,093	15,098	14,548	11,305	0,353
Máximo	6,152	2,899	0,602	91	100	34	2,588
Mínimo	1,746	0,439	0,029	0	10	-29	0,834
No. de observaciones <sup>4</sup> :	247	247	247	247	247	247	247

Elaboración propia.

Complementariamente, en el Cuadro 2 proveen las correlaciones entre las variables con su respectiva prueba de significancia (valores p):

**Cuadro 2: Correlaciones entre principales variables**

<sup>4</sup> Se contaba con 244 observaciones para las series de spread obtenidas mediante *web scraping*. Se llevó a cabo una interpolación lineal para obtener los valores de las referidas variables en las semanas faltantes.

Correlación Valor p	<i>Spread bancario</i>	<i>Spread Fintech</i>	<i>Spread SBS</i>	Interés banca	Interés <i>Fintech</i>	Interés relativo en <i>Fintech</i>	Volatilidad TC
<i>Spread bancario</i>	1,000 ---						
<i>Spread Fintech</i>	0,376*** 0,000	1,000 ---					
<i>Spread SBS</i>	-0,207*** 0,001	0,230*** 0,000	1,000 ---				
Interés banca	-0,123* 0,054	0,189*** 0,003	0,147** 0,021	1,000 ---			
Interés <i>Fintech</i>	-0,132** 0,038	0,184*** 0,004	0,348*** 0,000	0,710*** 0,000	1,000 ---		
Interés relativo en <i>Fintech</i>	-0,334*** 0,000	-0,0162 0,801	0,2513*** 0,000	-0,422*** 0,000	0,399*** 0,000	1,000	
Volatilidad TC	0,014 0,822	0,208*** 0,001	0,175*** 0,006	0,579*** 0,000	0,535*** 0,000	-0,0853 0,1816	1,000 ---

\*, \*\* y \*\*\* indican el rechazo de la hipótesis nula de correlación nula al 10%, 5% y 1%, respectivamente. Elaboración propia.

Del Cuadro 2 se desprende que existe una correlación moderada positiva significativa entre los *spreads* bancarios y *Fintech* (0,376). Esta correlación concuerda con la hipótesis de que, por razones competitivas, ambas series de *spreads* tendrían movimientos en la misma dirección. Además, esta brinda espacio para identificar causalidad del impacto del *spread Fintech* en el *spread* de la banca, a ser dilucidada en lo que resta de la investigación.

Destaca también que la variable de interés relativo en *Fintech* tenga una relación moderada negativa significativa con los *spreads* bancarios. Este resultado podría interpretarse como que un mayor interés en plataformas *Fintech* sugiere una pérdida potencial de transacciones a través de plataformas bancarias, lo que motiva a las empresas a reducir su *spread* para mostrarse más competitivos. Destaca, además, que el interés relativo en *Fintech* no correlaciona significativamente con el *spread Fintech*, lo que puede deberse a que los niveles de *spread Fintech* ya se encuentran en sus niveles eficientes.

Es notorio que la volatilidad cambiaria guarde una correlación significativa con las variables de interés en plataformas *Fintech* y bancarias. Asimismo, la volatilidad cambiaria correlaciona significativamente con los *spreads* SBS y *Fintech*, aunque no de manera significativa con los *spreads* bancarios. Estas observaciones se ajustan a la teoría de costos de inventario (Galati, 2000). Dicha teoría sugiere que una mayor volatilidad de tipo de cambio supone un incremento en el riesgo de precio, lo que conduce al incremento de los *spreads* para así mantener abiertas las posiciones. En línea con lo anterior, esta observación también se relaciona con la hipótesis de mezcla de distribuciones (*mixture of distributions hypothesis*), propuesta por Tauchen y Pitts (1983). Ella sostiene que, en periodos de mayor volatilidad, los volúmenes de negociación son también mayores y más volátiles, por representar un mayor riesgo para las entidades bancarias que ofrecen el servicio de cambio de divisas.

Aunado a lo anterior, resalta que la serie *spread* SBS se correlaciona negativamente con la serie *spread bancario* (-0,207), mientras su correlación no es estadísticamente significativa con la serie *spread Fintech* (0,230). Ello sugiere que la dinámica del mercado minorista digital de cambio de divisas dista de su contraparte mayorista.

#### 4. Estrategia empírica

Para llevar a cabo el análisis del efecto de la competencia de las empresas *Fintech* de cambio de divisas sobre los *spreads* se plantea la construcción de un modelo de Vectores Autorregresivos (VAR) estructural para analizar el impacto de perturbaciones de distintas fuentes sobre los *spreads* de las *Fintech* y Banca.

Cabe mencionar que para la estimación de dichos modelos se llevarán a cabo pruebas de estacionariedad y de quiebre estructural, las cuales asegurarán que los modelos sean correctamente estimados. Asimismo, los quiebres estructurales hallados permitirán plantear modelos VAR para distintos periodos, de manera que se puedan analizar los cambios en la dinámica de las variables endógenas y en las funciones impulso-respuesta.

Las variables endógenas para los modelos VAR son: i) *spread* de las plataformas bancarias (*spread bancario*), ii) *spread* de las *Fintech* (*spread Fintech*) e iii) interés relativo en *Fintech*.

Asimismo, se ha decidido incluir como variables exógenas a i) *spread* SBS, ii) volatilidad en tipo de cambio (en diferencias), y iii) variables que expliquen los componentes tendenciales de las variables. El *spread* SBS funge como límite mínimo absoluto para los *spreads Fintech* y bancarios y recoge el impacto de las variables macroeconómicas que afectan a la determinación de un *spread* en el mercado cambiario peruano. Además, se decide incluir al tipo de cambio en diferencias en la medida que, por construcción, la integrada es condicional a un momento en el tiempo y que los retornos financieros tienden a exhibir *clustering* en la volatilidad.

El punto de partida para el análisis multivariado es el siguiente:

$$z_t = \mu + \sum_{k=1}^p \phi_k z_{t-k} + \gamma x_t + e_t; t = 1, \dots, T$$

$$E[e_t e_t'] \equiv \Omega = \begin{pmatrix} \text{Var}(e_t^1) & \dots & \text{Cov}(e_t^1, e_t^n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Cov}(e_t^n, e_t^1) & \dots & \text{Var}(e_t^n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \dots & \sigma_{1,n}^2 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n,1}^2 & \dots & \sigma_n^2 \end{pmatrix}; i = 1, \dots, n$$

Cabe resaltar que  $z_t$  es un vector  $nx1$  que contiene a las  $n$  variables endógenas,  $\mu$  es un vector  $nx1$  que contiene a los interceptos,  $\phi_k$  es la matriz  $nxn$  que contiene a los coeficientes del rezago de orden  $k$  del vector  $z_t$ ,  $\gamma$  es el vector  $nxm$  que contiene a los coeficientes del vector de variables exógenas de control  $x_t(m \times 1)$ , y  $e_t$  es el vector  $nx1$  de los términos de error. Asimismo, el VAR asume que los términos de error de cada una de las  $n$  ecuaciones es un ruido blanco, por lo que es de varianza constante (homocedasticidad) y no presenta autocorrelación, y que los errores entre ecuaciones pueden estar correlacionados.

Para la estimación de cada una de las ecuaciones del modelo VAR se utiliza el estimador de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), dado que, según Lahura y Espino (2019), este posee las propiedades de consistencia y eficiencia asintótica bajo los supuestos del párrafo anterior.

Para efectos de la identificación, se impondrá una estructura recursiva sobre el sistema, haciendo uso de la descomposición de Cholesky, de acuerdo con la metodología propuesta por Sims (1980). Cabe recordar que los errores originales del VAR son combinaciones lineales de los errores ortogonales, lo que se puede expresar de la forma  $e_t = Cu_t$ .

Al respecto,  $C$  es una matriz de coeficientes del orden  $n \times n$  y  $u_t$  es el vector  $n \times 1$  de errores ortogonales. Debido que se cumple la condición  $E[u_t u_t'] = I$ , entonces:

$$\begin{aligned} E[e_t e_t'] &= E[Cu_t u_t' C'] \\ \Omega &= CC' \end{aligned}$$

El problema de identificación surge porque  $\Omega$  es una matriz  $n \times n$  construida a partir de la estimación por MCO del VAR, con  $\frac{n(n+1)}{2}$  valores distintos ( $n$  varianzas y el resto son covarianzas), mientras  $C$  es una matriz con  $n \times n$  coeficientes, donde todos pueden ser distintos. Para resolver, siguiendo esta metodología, es necesario establecer un ordenamiento de las variables de acuerdo con su grado de exogeneidad (Enders, 2015).

### Ordenamiento de variables

En el presente análisis, el ordenamiento base por grado de exogeneidad (de más exógeno a menos exógeno) es el siguiente: *spread Fintech*, *spread bancario* e *Interés relativo en Fintech*. Así, el planteamiento inicial es que el *Spread Fintech* es relativamente más autónoma y no reacciona ante sorpresas en las variables *Spread bancario* ni el *Interés relativo en Fintech* durante el periodo de choque, pero sí ante sus propias sorpresas. Por otro lado, *spread bancario* reacciona contemporáneamente ante las sorpresas de en el *Spread Fintech*. Finalmente, el *interés relativo en Fintech* es la variable más endógena de todas, por lo que reacciona contemporáneamente ante los choques en las otras dos variables y las propias. Este ordenamiento se encuentra basado en el razonamiento expuesto a continuación.

La relativa mayor exogeneidad de *spread Fintech* sobre el *spread bancario* se sustenta bajo la lógica de que, en este mercado, el segmento de las casas de cambio digitales (*Fintech*) es líder en precios, explicado por su menor costo operativo, expresado en un *spread* consistentemente más bajo que el de las plataformas de la banca. Por ello, a pesar de que las *Fintech* de este segmento lleven operando mucho menos tiempo que las empresas financieras tradicionales, su liderazgo en precios (*spread*) ha supuesto que, de acuerdo con la información provista por participantes del mercado<sup>5</sup>, en un entorno competitivo, las empresas financieras tradicionales ajustan sus *spreads* en función de los *spreads* que ofrezcan las *Fintech*, reduciendo sus márgenes de ganancia, a fin de mantener su cuota de mercado.

Eso implica que, *ceteris paribus*, ante un cambio en el *spread* de las *Fintech*, el *spread bancario* se puede ajustar en el mismo periodo del impacto, así como en los siguientes. Por su parte, como las *Fintech* tienen niveles de *spreads* inferiores, sería de esperarse que no los ajusten ante cambios marginales en el *spread* de la banca, por lo menos de manera contemporánea. Esto también se ajusta a lo propuesto por Simon (2005), quien afirma que las empresas en mercados concentrados tienen un mayor incentivo para

---

<sup>5</sup> Información recopilada mediante entrevistas a CEOs de las principales *Fintech* de cambio de divisas del país.

utilizar el precio para disuadir la entrada, como una forma de proteger las ganancias del oligopolio.

La relativa mayor endogeneidad del *interés relativo en Fintech* respecto al *spread Fintech* y bancario se sustenta en que los usuarios de cambios de divisas minoristas pueden cotizar fácilmente los precios disponibles con varios proveedores. Entonces, un impacto en cualquiera de los *spreads* induciría a buscar cotizaciones con otros proveedores, afectando por tanto el flujo de búsquedas y el interés en las plataformas de cambios de manera contemporánea. Este comportamiento se ve respaldado por el hecho de que, tras la pandemia, los usuarios peruanos se familiarizaron rápidamente con el uso de servicios digitales (destacando particularmente los pagos digitales).

En general, dada la naturaleza digital de las plataformas, las *Fintech* cuentan con la capacidad para acomodarse a cambios abruptos en la demanda de sus servicios (considerando, además, que tienen a su disposición mercados de fondos para poder hacer frente a necesidades de liquidez de corto plazo). Con ello, es plausible que un mayor interés en las plataformas *Fintech* se materialice en mayor demanda y volúmenes operados.

## 5. Resultados

### Análisis de estacionariedad

Para llevar a cabo el análisis propuesto del VAR, es necesario corroborar la estacionariedad de las variables endógenas al sistema, tal y como lo sugiere Enders (2015), y de las variables exógenas, a fin de una mayor interpretabilidad de los resultados. Así, a sugerencia de las Figuras 2, 3 y 4, se investigará la estacionariedad de las principales variables mediante la prueba de Dickey-Fuller aumentada (ADF).

**Tabla 4: Resultados de la prueba ADF**

	Especificación	Z(t)	p-value
Spread Banca	Intercepto	-2,102	0,154
	Intercepto y tendencia	-4,355	0,003
Spread <i>Fintech</i>	Intercepto	-5,126	0,000
	Intercepto y tendencia	-5,703	0,000
Spread SBS	Intercepto	-3,658	0,005
	Intercepto y tendencia	-4,07	0,002
Interés relativo en <i>Fintech</i>	Intercepto	-1,626	0,470
	Intercepto y tendencia	-2,653	0,256
Volatilidad TC (en diferencias)	Intercepto	-6,738	0,000
	Intercepto y tendencia	-6,744	0,000

Nota: Ambas especificaciones incluyen 5 rezagos en la ecuación de prueba.  
Elaboración propia.

La Tabla 4 muestra que, asumiendo sólo un intercepto en la ecuación de prueba, el *spread Fintech*, *spread SBS* y la volatilidad del tipo de cambio (en diferencias) son estacionarios en media ya que se rechaza la hipótesis nula al 5%. Por ende, existe evidencia favorable para rechazar que tienen raíz unitaria. Respecto al *spread* bancario,

se rechaza que tenga raíz unitaria en cuanto se contemple una tendencia. Esto es consistente con la inspección gráfica de la variable que da cuenta de la tendencia decreciente. Ello puede deberse a su alto nivel, el cual, en el contexto de competencia, se reduce para ganar mercado frente a soluciones *Fintech*. Cabe precisar que en el caso del interés relativo en *Fintech* no se rechaza la hipótesis de raíz unitaria en ambas especificaciones, por lo que se procederá a realizar pruebas ante la existencia de quiebres.

Es importante resaltar que, en el largo plazo, el spread compra-venta ha de ser estacionario en tanto una tendencia negativa implicaría que la entidad opere sin percibir ganancias en el largo plazo, o, por el contrario, que pueda extraer toda la renta posible de los agentes del mercado. Sin embargo, en un corto plazo como el que se analiza, sí podría observarse cierta tendencia.

La prueba ADF se complementa con la realización de la prueba de DF-GLS de Elliot Rothenberg & Stock (1996). Los resultados en la Tabla 5 corroboran que se rechaza la hipótesis nula de raíz unitaria para la variable Spread bancario si se considera una tendencia (y constante) en la ecuación de prueba. De manera similar, para el interés relativo en *Fintech* no se rechaza la hipótesis nula de raíz unitaria.

**Tabla 5: Resultados de la prueba DF-GLS**

	Especificación	Rezagos óptimos	Estadístico de prueba	Valores críticos		
				1%	5%	10%
Spread Banca	Intercepto	7	0,186	-2,58	-1,994	-1,681
	Intercepto y tendencia	14	-3,167	-3,48	-2,814	-2,534
Spread <i>Fintech</i>	Intercepto	7	-2,522	-2,58	-1,994	-1,681
	Intercepto y tendencia	1	-8,131	-3,48	-2,918	-2,629
Spread SBS	Intercepto	14	-0,174	-2,58	-1,958	-1,648
	Intercepto y tendencia	14	-1,793	-3,48	-2,814	-2,534
Interés relativo en <i>Fintech</i>	Intercepto	5	-1,331	-2,58	-2,003	-1,689
	Intercepto y tendencia	5	-1,433	-3,48	-2,892	-2,605
Volatilidad TC (en diferencias)	Intercepto	10	-4,759	-2,581	-1,98	-1,668
	Intercepto y tendencia	10	-4,783	-3,48	-2,851	-2,569

Elaboración propia.

También, se lleva a cabo la prueba de raíz unitaria de Ng & Perron (2001). Dicha prueba sugiere variantes de pruebas M que se desempeñan apropiadamente en términos de errores Tipo 1 pequeños bajo formas generales de autocorrelación serial mientras retienen buenas propiedades de potencia (Herwartz & Siedenburg, 2010).

**Tabla 6: Resultados de la prueba Ng & Perron (2001)**

Términos incluidos en la ecuación de prueba	Intercepto			Intercepto y tendencia		
	$MZ_{\alpha}$	$MZ_t$	$MSB$	$MZ_{\alpha}$	$MZ_t$	$MSB$
<i>Spread banca</i>	-0,92	-0,43	0,47	-17,60	-2,97	0,17
<i>Spread Fintech</i>	-22,93	-3,36	0,15	-67,85	-5,82	0,09
<i>Spread SBS</i>	-4,46	-1,38	0,31	-20,73	-3,22	0,16

Interés relativo en <i>Fintech</i>	-5,60	-1,62	0,29	-6,33	-1,72	0,27
Volatilidad TC (en diferencias)	-98,35	-7,01	0,07	-99,52	-7,05	0,07
Valor crítico asintótico:						
1%	-13,8	-2,58	0,174	-23,8	-3,42	0,143
5%	-8,1	-1,98	0,233	-17,3	-2,91	0,168
10%	-5,7	-1,62	0,275	-14,2	-2,62	0,185

Nota: Se asumen 4 rezagos en la especificación de todas las pruebas.

Elaboración propia.

Las pruebas dan constancia de que se rechaza la hipótesis nula de que existe raíz unitaria en todas las variables, menos la de interés relativo en *Fintech*. Cabe resaltar también que el *spread* bancario y *spread* SBS son estacionarias tras considerar que tienen intercepto y tendencia.

De acuerdo con Perron (1989), las pruebas de raíces unitarias convencionales están sesgadas hacia una raíz unitaria falsa nula cuando los datos tienen una tendencia estacionaria con un quiebre estructural. En ese sentido, se propone realizar la prueba de Perron y Rodríguez (2003), la cual permite la presencia de un quiebre estructural determinado endógenamente, utilizando GLS para eliminar los componentes determinísticos.

**Tabla 7: Resultados de la prueba de raíz unitaria de Perron & Rodriguez (2003)**

Ubicación del quiebre	Tendencia				Intercepto y tendencia			
	ADF	Quiebre	$MZ_t$	Quiebre	ADF	Quiebre	$MZ_t$	Quiebre
<i>Spread banca</i>	-4,33	2020-05-01	-3,49	2020-05-01	-4,63	2020-07-17	-3,81	2020-07-17
<i>Spread Fintech</i>	-4,38	2024-01-19	-4,42	2024-01-12	-4,46	2021-05-21	-4,90	2021-05-28
<i>Spread SBS</i>	-4,03	2022-02-18	-3,47	2022-02-18	-6,34	2022-08-05	-5,40	2022-07-01
Interés relativo en <i>Fintech</i>	-2,53	2020-09-11	-2,15	2020-09-25	-4,09	2021-05-28	-3,46	2021-05-28
Volatilidad TC (en diferencias)	-8,88	2021-04-02	-7,17	2021-04-02	-9,09	2021-05-28	-7,39	2021-05-28
<b>Valor crítico asintótico:</b>								
1%	-4,41		-4,02		-4,25		-3,91	
5%	-3,73		-3,49		-3,67		-3,47	
10%	-3,45		-3,27		-3,42		-3,24	

Nota: Rezagos de ecuación de prueba determinados endógenamente. Se establece como máximo 4 rezagos.

Elaboración propia.

Destaca de la Tabla 7 que, a diferencia de las pruebas anteriores donde no se considera un quiebre estructural en las series, se rechaza la hipótesis nula de raíz unitaria en el interés relativo en *Fintech* al 5% cuando se considera un quiebre en intercepto y tendencia. Como era de esperarse, se concluye que el resto de las variables también son estacionarias, especificando un intercepto y tendencia.

Finalmente, se complementa la prueba de Perron y Rodríguez con la prueba de Lee y Strazicich (2004). Esta última es una prueba de raíz unitaria de tipo Multiplicador de Lagrange (LM) mínimo, que endógenamente determina un quiebre estructural en intercepto y tendencia. Esta prueba, a comparación de las pruebas de quiebre endógeno de tipo ADF, estima correctamente la fecha del quiebre estructural y está libre de

distorsiones de tamaño y de rechazos espurios en la presencia de quiebre en la hipótesis nula. Así, inequívocamente el rechazo de la hipótesis nula implica un proceso estacionario en tendencia (Lee & Strazicich, 2004). La Tabla 9 resume los resultados.

**Tabla 8: Resultados de la prueba de raíz unitaria de Lee & Strazicich (2004)**

<b>Variab</b> les	Estadístico	Lambda	Quiebre
<i>Spread banca</i>	-6,024109***	0,4	2021-06-11
<i>Spread Fintech</i>	-8,748508***	0,3	2021-04-02
<i>Spread SBS</i>	-14,34933***	0,7	2023-01-20
<i>Interés relativo en Fintech</i>	-4,967474**	0,3	2021-05-28
Volatilidad TC (en diferencias)	-17,40142***	0,1	2020-04-24
<b>Valor crítico asintótico:</b>			
	1%	5%	10%
0,1	-5,11	-4,50	-4,21
0,2	-5,07	-4,47	-4,20
0,3	-5,15	-4,45	-4,18
0,4	-5,05	-4,50	-4,18
0,5	-5,11	-4,51	-4,17

Nota: Rezagos de ecuación de prueba determinados endógenamente. Se establece como máximo 4 rezagos.

Elaboración propia.

Los resultados de la prueba indican que todas las variables como están especificadas son estacionarias en tendencia. Respecto a los quiebres estructurales de las variables *spread* bancario, *spread* SBS e interés relativo en *Fintech*, resalta que estos ocurren entre la semana previa a las elecciones generales de Perú (11 de abril de 2021) y la segunda vuelta electoral (6 de junio de 2021). Ello nos sugiere que las elecciones causaron un incremento inmediato en el interés por las plataformas digitales cambiarias, principalmente *Fintech*, que se mantuvo en niveles elevados con una ligera tendencia a decrecer. Tras ello, con cierto rezago, disminuyen los *spreads* de plataformas bancarias, mientras incrementan los de las *Fintech*.

Esto último puede explicarse por el hecho de que quienes probaron por primera vez plataformas *Fintech*, tras el evento que suscitó mayor demanda por soluciones cambiarias digitales en un contexto de cuarentena por la COVID-19, apreciaron su conveniencia y *spread* reducido, lo que los motivó a seguir llevando a cabo sus operaciones con dichas empresas *Fintech*. Como sugiere el análisis anterior, esto aceleró la reducción del interés por las plataformas bancarias posterior a la primera vuelta, llevando a que estas reduzcan sus *spreads* para poder hacer frente a la competencia *Fintech*.

### Modelo de Vectores Autorregresivos

Tomando en cuenta los resultados anteriores, se plantea el siguiente VAR:

$$z_t = \mu + \sum_{k=1}^2 \phi_k z_{t-k} + \gamma x_t + e_t ; t = 1, \dots, T$$

Donde  $z_t = \{\text{Spread Fintech}, \text{Spread Banca}, \text{Spread Interés Fintech/Banca}\}$ ,  $x_t = \{\text{spread SBS}, \Delta \text{Volatilidad de TC}, \text{Tiempo}, \text{Dummy}_1, \text{Dummy}_1 \times \text{Tiempo}\}$ .  $\text{Dummy}_1$  se

define a partir de la fecha de quiebre particular para la variable *Diferencial entre interés Fintech y Banca*, es decir, 28 de mayo de 2021. Con ello, junto a la inclusión de la variable de tendencia *Tiempo* y la interacción entre estas dos últimas, se cumple con que todas las variables endógenas y exógenas sean estacionarias, luego de controlar por factores tendenciales y quiebres estructurales. Asimismo, se eligen 2 rezagos para el VAR, de acuerdo con el criterio de información de Akaike, y se verifica la estabilidad del modelo VAR mediante el análisis de las raíces inversas del polinomio característico del VAR.

Para poder analizar las relaciones entre las variables seleccionadas y los posibles cambios que hubo entre estas, se aplica el modelo VAR utilizando distintas ventanas de datos. En particular, se pretende estudiar si el comportamiento de las variables cambió a partir de una época de alta volatilidad cambiaria (entre junio de 2021 y noviembre de 2022) derivada de la coyuntura electoral en 2021, donde también se impulsó la demanda de dólares por parte de personas naturales. A saber, la primera vuelta de la elección presidencial tuvo lugar el 11 de abril de 2021, mientras la segunda vuelta, el 6 de junio de 2021.

Al respecto, de acuerdo con Humala & Rodríguez (2009, 2010), existe evidencia para el mercado cambiario peruano de que existen aglomeraciones de retornos asociados a disturbios financieros domésticos, ligados al ciclo político y/o a las elecciones presidenciales, que se denominan periodos de alta volatilidad. En particular, los autores se refieren al proceso electoral del 2006, donde se generó volatilidad cuando dos partidos con políticas económicas contrapuestas (APRA y Unión por el Perú) se enfrentaron en la segunda vuelta electoral.

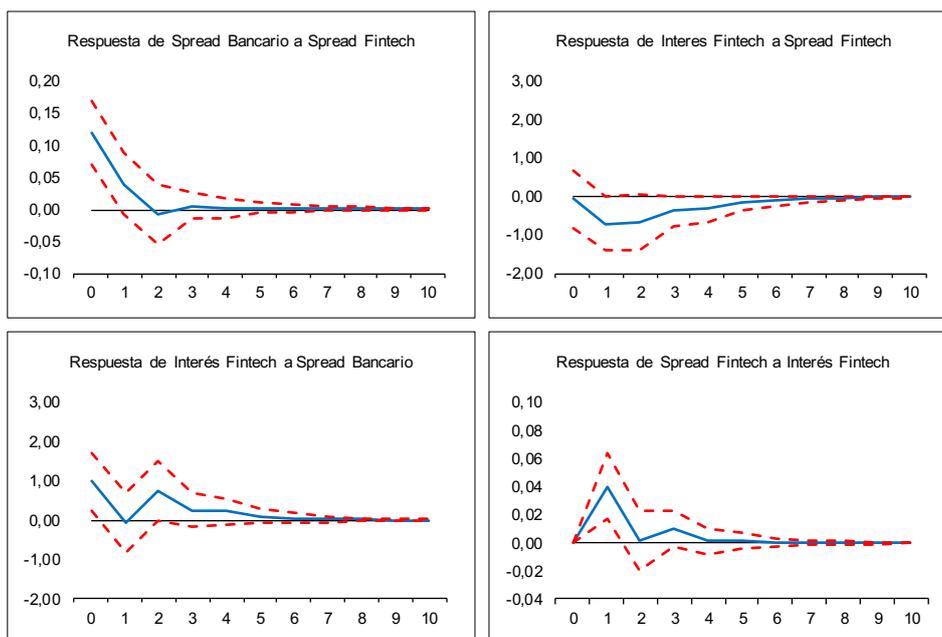
Un escenario similar se observó en las elecciones de 2021, donde partidos con políticas contrapuestas (Fuerza Popular y Perú Libre) disputaron la segunda vuelta electoral. Ello gatilló un incremento sorpresivo en la demanda por dólares en la economía, fundamentado en el deseo de las familias por incrementar sus ahorros en moneda extranjera, lo que se traduciría en un incremento por el interés de plataformas de cambio digitales, tanto de *Fintech* como de bancos. Esta variación exógena puede permitir identificar mejor si existe una relación causal entre las variables de competencia *Fintech* y los *spreads* de las plataformas bancarias (o si esta cambió).

Entonces, en una primera etapa, se utiliza toda la serie de datos (octubre de 2019 a junio de 2024) para identificar relaciones entre las variables que persisten durante todo el período de análisis. Posteriormente, se segmentan los datos en los siguientes períodos: período 1 (entre octubre 2019 y mayo 2021), período 2 (entre junio 2021 y noviembre 2022) y período 3 (entre diciembre 2022 y junio 2024). Al respecto, el período 1 abarca el período preelectoral con volatilidad estándar; el período 2 está caracterizado por la alta volatilidad cambiaria resultante de la coyuntura electoral de 2021; y el período 3 muestra patrones de volatilidad similares a los mostrados en el período 1, habiendo pasado la incertidumbre que caracterizó al período 2.

#### Modelo VAR con serie de datos completa

La Figura 5 muestra las funciones impulso respuesta más relevantes (significativas) cuando se analiza el período completo.

#### **Figura 5: Funciones Impulso-Respuesta del modelo VAR base (serie completa)**



Nota: Intervalos de confianza al 95%.  
Elaboración propia.

En general, se aprecia que los impactos de las innovaciones en las variables alcanzan su efecto máximo en periodos iniciales. Puede notarse que los resultados son coherentes con la relación esperada entre el *Spread Fintech* y bancario. Así, se aprecia que una caída en el *Spread Fintech* (equivalente a una caída de 0,2 p.p. en el *Spread Fintech*) genera una caída de 0,119 p.p. (significativo al 1%) en el *Spread bancario* en el periodo del choque, mientras su impacto en los siguientes periodos se torna no significativo. Por otro lado, no se registra una reacción significativa del *spread Fintech* ante impactos al *Spread bancario* (ver Tabla A.3.). Ello es coherente con el planteamiento de que las *Fintech* toman iniciativa en fijar spreads menores con fines competitivos, y por ende no reaccionan ante reducciones de los *spreads* de plataformas bancarias. Complementariamente, dado que el *Spread bancario* se mantuvo consistentemente más alto que el *Spread Fintech*, por lo que ajustes en este no motivarían decisiones de cambios de precio en *Fintech*, que ya se encuentran operando de manera eficiente en relación con el mercado que operan, lo que se traslada en *spreads* bajos.

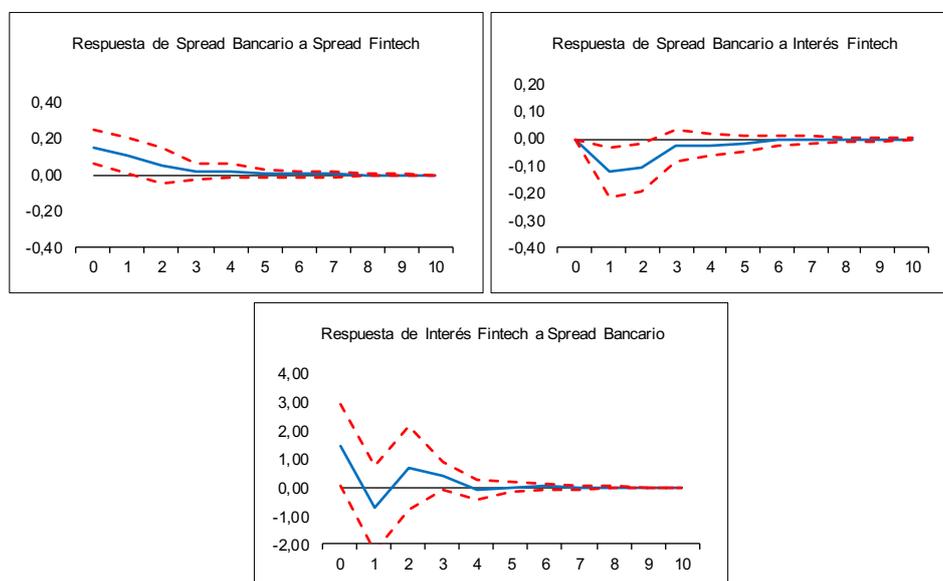
También destaca que los resultados avalan la reacción esperada de la variable de interés en *Fintech* ante impactos en *spreads* de bancos (positiva). En particular, se aprecia que el incremento en el *Spread bancario* tiene un impacto positivo sobre el interés relativo en *Fintech* frente a Banca en el momento del choque, así como 2 semanas posterior al mismo. Esto se explicaría porque el encarecimiento de la solución bancaria incrementa de manera más inmediata el interés por plataformas *Fintech* (en relación con plataformas bancarias) dada la sensibilidad de los usuarios frente al precio. Cabe notar que también se observa una reacción negativa del interés relativo en *Fintech* ante un impacto en los *spreads Fintech*, aunque con una significancia del 10%. Ello podría atribuirse a que los usuarios, al detectar un incremento en el *spread* de *Fintech*, coticen soluciones alternativas (bancarias), impulsando su volumen de búsquedas y reduciendo el indicador de interés relativo.

Se aprecia también que una innovación en el interés relativo en *Fintech* tiene un impacto significativo en el *spread Fintech* una semana después del choque mientras su impacto es significativo en el *spread bancario* de manera más rezagada, 3 semanas después del choque. En el primer caso, el incremento de *Spread Fintech* es de 0,04 p.p. (con significancia al 1%), mientras la caída en *Spread bancario* es de 0,026 p.p. (significancia al 10%). Ello podría ser reflejo de que las plataformas *Fintech* aprovechan períodos de mayor popularidad (y potencialmente, mayor demanda) para incrementar sus *spreads*, pero solamente de manera transitoria. En ese mismo sentido, la mayor demanda por soluciones *Fintech* (y potencial menor demanda de soluciones bancarias), podría condicionar a las empresas bancarias a reducir sus *spreads* para hacerse más competitivas. Puede apreciarse que el impacto sobre las soluciones *Fintech* es de mayor magnitud que el que tiene sobre las soluciones bancarias, en especial cuando se considera que el *Spread Fintech* es en promedio un cuarto del *Spread bancario*.

### Modelos VAR con segmentación de datos

En esta sección se analizan los resultados cuando se segmenta la serie de datos. En particular, se contrastan los resultados del período de alta volatilidad cambiaria (período 2) con los mostrados en los períodos 1 y 3 (baja volatilidad). La Figura 6 presenta las principales funciones de impulso respuesta para el periodo 2 (entre junio de 2021 y noviembre de 2022). En el Apéndice 7.2. A. se encuentran las tablas con todos los impulsos y respuestas de cada período y variables.

**Figura 6: Funciones Impulso-Respuesta del modelo VAR base – Período 2 (junio 2021 a noviembre 2022)**



Nota: Intervalos de confianza al 95%.  
Elaboración propia.

Durante el período 2 se observa la relación de impacto positiva entre el *spread Fintech* y bancario, al igual que en la especificación base. En particular, el impacto de *Spread Fintech* sobre *Spread bancario* es de mayor magnitud (0,157 p.p.) y más persistente que el visto en el periodo general (0,119 p.p.), en tanto este es significativo positivo en el momento del choque, así como también en el periodo inmediatamente posterior. Esta relación también es significativa en el período 3, donde el impacto inmediato es de 0,129

p.p. (al 1%), y luego se ve atenuado en la segunda semana después del choque con un efecto de -0,045 p.p. al 5%. En contraste, en el período 1 no hay ningún efecto significativo, lo que sustentaría la idea de que las elecciones del 2021, al impulsar el interés por soluciones cambiarias *Fintech*, contribuyeron con que las plataformas bancarias reaccionen de manera activa y competitiva para mantener su relevancia de mercado.

Respecto al impacto del *spread bancario* al indicador de interés relativo en *Fintech*, resalta que en el período 2 se alcanza el mayor efecto en el momento del choque, en comparación con los resultados de usar la serie completa, alcanzando un incremento de 1,479 puntos en el indicador de interés relativo en *Fintech*, que para períodos posteriores deja de ser significativos. Ello se diferencia respecto a las funciones impulso respuesta del período 1, donde el efecto se aprecia con menor inmediatez, alcanzando el máximo impacto 2 semanas después del choque. En todo caso, se confirma que los usuarios incrementan su interés por soluciones *Fintech* por un precio mayor de las soluciones bancarias. Cabe notar que, en contraste, este efecto no es significativo en el tercer período. Ello puede deberse a que, después de pasada la temporada de volatilidad, los usuarios de cambios minoristas ya estaban familiarizados con la oferta de servicios existente, haciéndose insensibles a cambios de precio de la alternativa más cara (en este caso, soluciones bancarias).

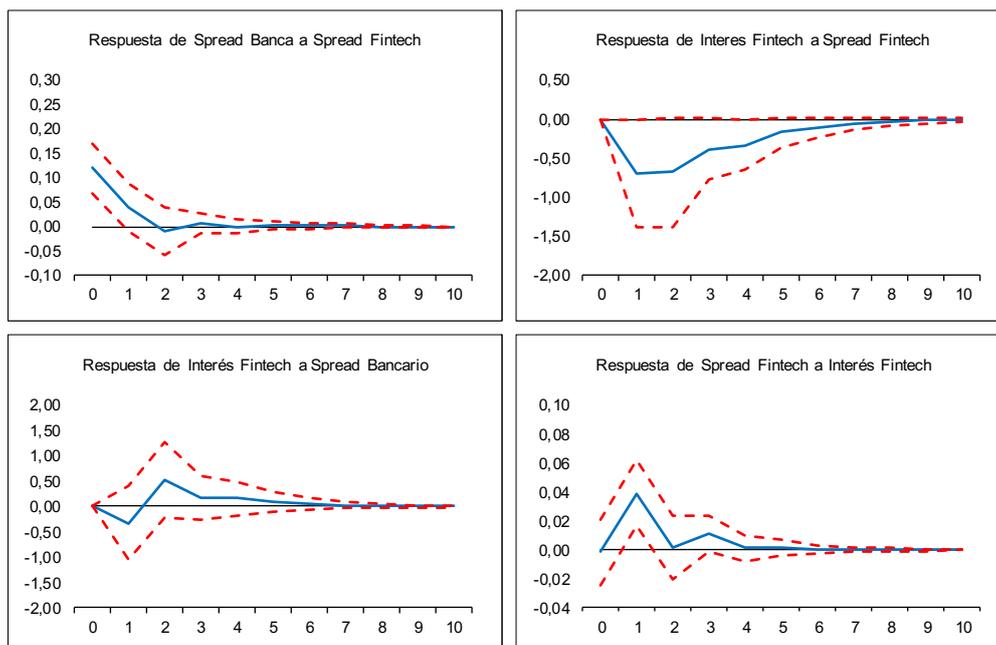
También destaca la relación de impacto inversa entre ambas variables durante el período 2. Así, un incremento del interés relativo en *Fintech* afecta a los *spreads* bancarios tanto en la primera y segunda semana después del choque, el *spread* bancario cae 0,123 (al 1%) y 0,102 (al 5%), respectivamente. Esto quiere indicar que el mayor interés por las *Fintech* respecto de las soluciones bancarias conduce a estas a hacer más competitivos sus precios, expresados en el *spread* compra-venta. A diferencia del período general, en el período 2 el efecto es más persistente e inmediato.

Finalmente, el *Spread Fintech* responde a choques en el interés relativo por *Fintech*, de manera positiva y significativa, únicamente fuera del período de alta volatilidad (período 2). Esto estaría explicado porque la intensificación de la competencia durante el período de alta volatilidad dificultaba el incremento de precios, pues supondría una pérdida significativa de transacciones. Con ello, habiendo consolidado una mayor base de clientes, en el período 3, estas soluciones *Fintech* son capaces de ajustar al alza sus *spreads* de manera rápida, en tanto el incremento significativo al 1% de 0,092 se da en la semana posterior al choque en el interés relativo por *Fintech*.

### **Pruebas de robustez**

La prueba de robustez supone llevar a cabo el mismo modelo VAR con una descomposición de Cholesky alternativa. En este caso, se define a la variable de interés relativo por *Fintech* como la variable más exógena, seguida de *Spread Fintech* y *Spread bancario* (variable más endógena). Los principales resultados de acuerdo con esta ordenación para el período de análisis completo se encuentran en la Figura 7.

**Figura 7: Funciones Impulso-Respuesta del modelo VAR alternativo (serie completa)**



Nota: Intervalos de confianza al 95%.  
Elaboración propia.

Se aprecia que la mayoría de las funciones impulso-respuesta muestran comportamientos similares a las observadas en la Figura 5, manteniendo magnitudes y direcciones similares; sin embargo, debe prestarse atención a la dinámica de los impactos entre el *spread* bancario e Interés relativo en *Fintech* (en ambas direcciones) bajo esta especificación. En el apéndice B se halla mayor detalle de impactos por períodos para todas las funciones impulso-respuesta.

En el caso del impacto del *spread* bancario sobre el Interés relativo *Fintech*, la identificación alternativa muestra que el impacto es no significativo considerando el periodo general, a diferencia de la identificación base, donde este es positivo. Al analizar la información por períodos, es notable que, en el Periodo 1, el impacto es positivo en los periodos subsecuentes al choque, tal y como en la identificación base (ver Apéndice B). En contraste, se identifica que en el Periodo 2 el impacto significativo (al 10%) es de -1,29 p.p. en la semana posterior al choque, a diferencia del caso de identificación base donde el impacto significativo (al 5%) es de 1,479 p.p. al momento del choque. La contraposición en resultados en el Periodo 2 restringen las conclusiones a que únicamente en el Periodo 1 el *spread* bancario es relevante para determinar cambios en el Interés relativo *Fintech*. Ello estaría explicado por la relativa mayor relevancia de soluciones bancarias para los clientes minoristas previo a las elecciones. Asimismo, esto es consistente con el hecho de que, después del periodo electoral (Periodo 3), cuando los soluciones *Fintech* son relativamente más populares que las bancarias, el impacto del *spread Fintech* sobre el Interés relativo *Fintech* es negativo y significativo tanto en la especificación base como alternativa, en comparación con los Periodos 1 y 2, donde no es significativo.

También resalta el caso del impacto del Interés relativo en *Fintech* sobre el *spread* bancario. En particular, destaca que, si se toma el período de análisis completo, la dirección del impacto es contraria (positiva) a la mostrada en la especificación base (negativa), y se muestra con temporalidad diferentes después del impacto. Así, en la

identificación alternativa se ve un impacto contemporáneo al choque de 0,063 p.p. tras un choque de 1 desviación estándar (5,91) en la medida de interés relativo *Fintech*, siendo luego los impactos no significativos (al 10%), a diferencia de la identificación base donde el impacto es negativo y significativo a la tercera semana del choque.

No obstante, al hacer el análisis con los períodos segmentados, destaca que para ambas especificaciones, en el período 2 la relación de impacto es negativa en la primera y segunda semana posteriores del choque (debe notarse que en la especificación alternativa se muestra un impacto contemporáneo positivo y significativo al 5%, pero si se analiza el choque acumulado, los impactos acumulados son finalmente negativos tras dos semanas del choque). Este resultado refuerza la idea de que, particularmente en el período post electoral, los bancos optaron por hacerse más competitivos frente al creciente interés en *Fintech*.

## 6. Conclusiones

En el contexto actual, la provisión digital de servicios financieros se está popularizando entre la población, en parte debido a que sus características permiten que tengan un mayor alcance, escalabilidad, rapidez y eficiencia de distribución que alternativas físicas para determinados casos de uso. En ese marco, es pertinente analizar si la mayor disponibilidad y uso de servicios financieros digitales genera mejores condiciones de competencia en los mercados financieros, de tal forma que se beneficie más a los usuarios.

Este documento se enfoca en el segmento de cambios de moneda minoristas, donde las *Fintech* han ganado popularidad durante los últimos años y las empresas financieras lanzaron soluciones más competitivas. Así, se observa que el cambio de gobierno en 2021 gatilló una mayor demanda por dólares americanos, y, en un contexto donde los usuarios financieros ya estaban más familiarizados con soluciones digitales, se incrementó el interés en soluciones cambiarias de *Fintech*, las cuales ofrecen menores *spreads* compra-venta que las plataformas bancarias. Con ello, durante el período postelectoral también se observó una reducción significativa de los *spreads* de soluciones digitales bancarias.

A través del uso de modelos de vectores autorregresivos, encontramos que los precios de cambios de divisas cobrados por plataformas bancarias (medidos como *spreads*) reaccionan ante caídas en los *spreads* cobrados por plataformas *Fintech*. En particular, una caída en el *spread* de las soluciones *Fintech* de 0,183 p.p. (-22,7% respecto al promedio de 0,81%) genera una caída en el *spread* de soluciones bancarias de 0,119 p.p. (-4% respecto al promedio de 2,98%). Cabe resaltar que este efecto es de mayor magnitud y relativamente más persistente cuando se analiza el período de alta volatilidad en el tipo de cambio tras el cambio de gobierno en 2021.

También se observa que los *spreads* bancarios responden de manera negativa ante incrementos en el interés relativo en *Fintech*, especialmente durante el período de alta volatilidad post-electoral, lo cual sugiere que los bancos han tenido que intensificar sus esfuerzos para mantenerse competitivos. De manera complementaria, se identifica que el interés relativo en *Fintech* reacciona de manera diferenciada a movimientos en los *spreads* dependiendo del período de análisis. Así, mientras que esta variable respondía de manera positiva a impactos positivos en el *spread* bancario en el período preelectoral

(donde las plataformas bancarias tenían mayor popularidad relativa), después de pasada la volatilidad electoral, donde las *Fintech* tenían mayor popularidad relativa, pasó a responder (positivamente) a cambios (reducciones) en el *spread Fintech*.

Los resultados permiten notar que una mayor disponibilidad y popularidad de servicios financieros digitales tienen efectos positivos para los clientes financieros a través de mejoras en las condiciones de competencia. Realizar otra clase de análisis en el ámbito requerirá de una mayor disponibilidad de información sobre el tamaño y la participación de *Fintech* en el mercado, incluyendo el segmento de cambios minoristas. A su vez, es posible que la dinámica de mercado identificada esté sujeta a cambios que deriven de una mayor consolidación y madurez del sector *Fintech*, así como del lanzamiento e implementación de productos más competitivos por parte de jugadores financieros tradicionales.

## 7. Apéndice

### 7.1. Magnitud de Innovaciones en Funciones Impulso Respuesta

#### 7.1.A. Identificación base

Innovación (1 DE)	Periodo General	Primer Periodo	Segundo Periodo	Tercer Periodo
Spread <i>Fintech</i>	0,183	0,112	0,171	0,207
Spread Banca	0,394	0,383	0,411	0,185
Interés relativo en <i>Fintech</i>	5,832	4,696	6,352	5,04

#### 7.1.B. Identificación alternativa

Innovación (1 DE)	Periodo General	Primer Periodo	Segundo Periodo	Tercer Periodo
Spread <i>Fintech</i>	0,184	0,112	0,168	0,206
Spread Banca	0,389	0,383	0,401	0,185
Interés relativo en <i>Fintech</i>	5,912	4,7	6,61	5,066

### 7.2. Funciones Impulso-Respuesta (FIR): Identificación Base

#### 7.2.A. Identificación Base

Tabla A.1. Respuesta de Spread bancario a Spread *Fintech*

Respuesta de Spread bancario a Spread *Fintech*

Semanas después del choque	Periodo General	Primer Periodo	Segundo Periodo	Tercer Periodo
0	0,119***	0,008	0,157***	0,129***
1	0,039	0,039	0,105**	-0,031
2	-0,008	-0,054	0,054	-0,045**
3	0,006	-0,011	0,022	-0,021
4	0,001	-0,039	0,024	-0,012
5	0,003	-0,023	0,013	-0,005

Nota: \*, \*\*, \*\*\* indican significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente.  
Elaboración propia.

**Tabla A.2. Respuesta de Interés *Fintech* a Spread *Fintech*****Respuesta de Interés *Fintech* a Spread *Fintech***

Semanas después del choque	Periodo General	Primer Periodo	Segundo Periodo	Tercer Periodo
0	-0,066	0,141	1,077	-0,442
1	-0,706*	0,12	0,7	-1,729***
2	-0,686*	-0,335	-0,55	-0,466
3	-0,381*	-0,06	-0,378	-0,312
4	-0,325*	-0,453	-0,267	-0,054
5	-0,165*	-0,266	-0,195	-0,026

Nota: \*, \*\*, \*\*\* indican significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente.  
Elaboración propia.

**Tabla A.3. Respuesta de Spread *Fintech* a Spread bancario****Respuesta de Spread *Fintech* a Spread Banca**

Semanas después del choque	Periodo General	Primer Periodo	Segundo Periodo	Tercer Periodo
0	0	0	0	0
1	-0,003	-0,01	-0,007	0,011
2	0,007	0,011	0,012	-0,008
3	0,007	0,003	0,004	0,004
4	0,003	0,011	-0,002	-0,001
5	0,002	0,008	0	0,001

Nota: \*, \*\*, \*\*\* indican significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente.  
Elaboración propia.

**Tabla A.4. Respuesta de Interés *Fintech* a Spread bancario****Respuesta de Interés *Fintech* a Spread bancario**

Semanas después del choque	Periodo General	Primer Periodo	Segundo Periodo	Tercer Periodo
0	0,97***	0,112	1,479**	0,252
1	-0,081	0,253	-0,724	0,055
2	0,737*	0,904*	0,691	0,23
3	0,239	0,594*	0,387	0,136
4	0,213	0,512*	-0,058	0,099
5	0,092	0,385	0,014	0,055

Nota: \*, \*\*, \*\*\* indican significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente.  
Elaboración propia.

**Tabla A.5. Respuesta de Spread bancario a Interés *Fintech***

Respuesta de Spread Bancario a Interés <i>Fintech</i>				
Semanas después del choque	Periodo General	Primer Periodo	Segundo Periodo	Tercer Periodo
0	0	0	0	0
1	-0,014	0,01	-0,123***	0,05*
2	-0,034	0,032	-0,102**	-0,016
3	-0,026*	0,023	-0,024	-0,011
4	-0,016	0,01	-0,021	-0,013
5	-0,011	0,008	-0,015	-0,008

Nota: \*, \*\*, \*\*\* indican significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente.  
Elaboración propia.

**Tabla A.6. Respuesta de Spread *Fintech* a Interés *Fintech***

Respuesta de Spread <i>Fintech</i> a Interés <i>Fintech</i>				
Semanas después del choque	Periodo General	Primer Periodo	Segundo Periodo	Tercer Periodo
0	0	0	0	0
1	0,04***	0,006	0,017	0,092***
2	0,001	0,021*	0,002	-0,005
3	0,01	0,014	-0,002	0,016
4	0,001	0,022*	-0,005	-0,005
5	0,001	0,016	-0,003	0,001

Nota: \*, \*\*, \*\*\* indican significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente.  
Elaboración propia.

## 7.2.B. Identificación Alternativa

**Tabla B.1. Respuesta de Spread bancario a Spread *Fintech* – Alternativa**

Respuesta de Spread Bancario a Spread <i>Fintech</i>				
Semanas después del choque	Periodo General	Primer Periodo	Segundo Periodo	Tercer Periodo
0	0,12***	0,008	0,14***	0,129***
1	0,039	0,039	0,126***	-0,026
2	-0,008	-0,055	0,072	-0,046**
3	0,006	-0,012	0,025	-0,022
4	0,001	-0,039	0,027	-0,013
5	0,003	-0,023	0,016	-0,005

Nota: \*, \*\*, \*\*\* indican significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente.  
Elaboración propia.

**Tabla B.2. Respuesta de Interés *Fintech* a Spread *Fintech* – Alternativa**

Respuesta de Interés <i>Fintech</i> a Spread <i>Fintech</i>				
Semanas después del choque	Periodo General	Primer Periodo	Segundo Periodo	Tercer Periodo
0	0	0	0	0
1	-0,689*	0,086	0,309	-1,746***
2	-0,67*	-0,388	-0,843	-0,444
3	-0,375*	-0,084	-0,519	-0,333
4	-0,321*	-0,474	-0,308	-0,062
5	-0,164*	-0,279	-0,219	-0,032

Nota: \*, \*\*, \*\*\* indican significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente.  
Elaboración propia.

**Tabla B.3. Respuesta de Spread *Fintech* a Spread bancario – Alternativa**

Respuesta de Spread <i>Fintech</i> a Spread Banca				
Semanas después del choque	Periodo General	Primer Periodo	Segundo Periodo	Tercer Periodo
0	0	0	0	0
1	-0,01	-0,01	-0,01	0,007
2	0,007	0,01	0,011	-0,008
3	0,005	0,003	0,004	0,003
4	0,002	0,011	0	0
5	0,002	0,008	0,001	0,001

Nota: \*, \*\*, \*\*\* indican significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente.  
Elaboración propia.

**Tabla B.4. Respuesta de Interés *Fintech* a Spread bancario – Alternativa**

Respuesta de Interés <i>Fintech</i> a Spread Banca				
Semanas después del choque	Periodo General	Primer Periodo	Segundo Periodo	Tercer Periodo
0	0	0	0	0
1	-0,337	0,227	-1,29*	0,069
2	0,517	0,862*	0,28	0,219
3	0,156	0,575*	0,189	0,148
4	0,165	0,494*	-0,123	0,104
5	0,076	0,375	-0,024	0,059

Nota: \*, \*\*, \*\*\* indican significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente.  
Elaboración propia.

**Tabla B.5. Respuesta de Spread bancario a Interés *Fintech* – Alternativa**

Respuesta de Spread Bancario a Interés <i>Fintech</i>				
Semanas después del choque	Periodo General	Primer Periodo	Segundo Periodo	Tercer Periodo
0	0,063**	0,009	0,118**	-0,002
1	-0,003	0,014	-0,122**	0,055**
2	-0,025	0,032	-0,103**	-0,01
3	-0,023	0,023	-0,013	-0,008
4	-0,015	0,009	-0,017	-0,011
5	-0,011	0,008	-0,014	-0,007

Nota: \*\*,\*\*\* indican significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente.  
Elaboración propia.

**Tabla B.6. Respuesta de Spread *Fintech* a Interés *Fintech* – Alternativa**

Respuesta de Spread <i>Fintech</i> a Interés <i>Fintech</i>				
Semanas después del choque	Periodo General	Primer Periodo	Segundo Periodo	Tercer Periodo
0	-0,002	0,003	0,028	-0,018
1	0,039***	0,006	0,023	0,093***
2	0,002	0,023*	0,009	-0,005
3	0,011*	0,015	0,001	0,017
4	0,001	0,023*	-0,004	-0,005
5	0,002	0,017	-0,002	0,002

Nota: \*, \*\*,\*\*\* indican significancia al 10%, 5% y 1%, respectivamente.  
Elaboración propia.

## 8. Referencias

Armas, A. (2016). Dolarización y desdolarización en el Perú. En Yamada, G. & Winkelried, D. (Eds.), *Política y estabilidad monetaria en el Perú*. Fondo Editorial de la Universidad del Pacífico.

Aquino, Juan. (2019). La curva de Phillips Neokeynesiana de una economía pequeña y abierta: Especificación, quiebres estructurales y robustez. *Revista de Estudios Económicos*, 38, 43-59.

Becker, T. & Sy, A. (2005). *Were Bid-Ask Spreads in the Foreign Exchange Market Excessive During the Asian Crisis?* (WP/05/34). Fondo Monetario Internacional. <https://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2005/wp0534.pdf>

Cavaliere, G., D. I. Harvey, S. J. Leybourne y A. R. Taylor. (2011). Testing for Unit Roots In The Presence Of A Possible Break In Trend And Nonstationary Volatility. *Econometric Theory*, 27, 957-991.

Dolson, E., & J. Jagtiani (2021). "Which Lenders Are More Likely to Reach Out to Underserved Consumers: Banks versus Fintechs versus Other Nonbanks?" Federal Reserve Bank of Philadelphia Working Paper 21-17 (April).

Stock, J. H., & Watson, M. W. (1996). *Evidence on structural instability in macroeconomic time series relations*. *Journal of Business & Economic Statistics*, 14(1), 11-30. <https://doi.org/10.2307/2171846>

Enders, W. (2015). *Applied econometric time series* (4<sup>th</sup> edition). Wiley.

Feyen, E., Frost, J., Gambacorta, L. Natarajan, H. & Saal, M. (2021). *Fintech and digital transformation of financial services: implications for market structure and public policy* (BIS Papers N° 117). BIS. <https://www.bis.org/publ/bppdf/bispap117.pdf>

EY (2022). Guía de Negocios FinTech 2022/2023. Recuperado el 5 de junio de 2023 de [https://assets.ey.com/content/dam/ey-sites/ey-com/es\\_pe/topics/law/ey-peru-guia-de-negocios-fintech-2022-2023-v2.pdf?download](https://assets.ey.com/content/dam/ey-sites/ey-com/es_pe/topics/law/ey-peru-guia-de-negocios-fintech-2022-2023-v2.pdf?download)

Fu, J. & Mishra, M. (2022). Fintech in the time of COVID-19: Technological adoption during crises. *Journal of Financial Intermediation*, 50(C).

Galati, G. (2000). *Trading volumes, volatility, and spreads in foreign exchange markets: evidence from emerging market countries* (BIS Working Papers N° 93). BIS. <https://www.bis.org/publ/work93.htm>

Greene, W. (2002). *Econometric Analysis* (5° ed.). Prentice Hall. <https://doi.org/10.1007/s10614-010-9235-x>

Herwartz, H., & Siedenburg, F. (2010). A New Approach to Unit Root Testing. In *Computational Economics* (Vol. 36, Issue 4, pp. 365–384). Springer Science and Business Media LLC. <https://doi.org/10.1007/s10614-010-9235-x>

Hughes, J., Jagtiani, J., & Moon, C. (2022). "Consumer Lending Efficiency: Commercial Banks Versus a fintech Lender". *Financial Innovation*, 8(38). <https://doi.org/10.1186/s40854-021-00326-1>

Humala, A. & Rodriguez, G. (2009). *Foreign Exchange Intervention and Exchange Rate Volatility in Peru* (D.T. N° 2009-008). BCRP. <https://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Documentos-de-Trabajo/2009/Working-Paper-08-2009.pdf>

Humala, A. & Rodriguez, G. (2010). *Some stylized facts of returns in the foreign exchange and stock markets in Peru* (D.T. N° 2010-017). BCRP. <https://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Documentos-de-Trabajo/2009/Working-Paper-08-2009.pdf>

INDECOPI. (2023). Estudio de Mercado del Sector Fintech en el Perú. Recuperado el 20 de noviembre de 2024, de <https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/6215160/5476585-estudio-de-mercado-del-sector-fintech-en-peru.pdf?v=1713476412>

Jagtiani, J., L. Lambie-Hanson, & T. Lambie-Hanson (2021). "Fintech Lending and Mortgage Credit Access," *The Journal of Fintech* 1: 1–50.

Jagtiani, J., & C. Lemieux (2019). "The Roles of Alternative Data and Machine Learning in fintech Lending: Evidence from the LendingClub Consumer Platform." *Financial Management*, Winter 2019, 48:4, 1009–1029.

Jun, S.-P., Yoo, H. S., & Choi, S. (2018). Ten Years of research change using google trends: From the perspective of Big Data Utilizations and applications. *Technological Forecasting and Social Change*, 130, 69–87. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.11.009>

Khemraj, T. & Pasha, S. (2008). *Foreign exchange market bid-ask spread and market power in an underdeveloped economy* (N° 30989). MPRA. <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/30989/>

Kutan, A. & Zhou, S. (1995). Sociopolitical instability, volatility, and the bid-ask spread: Evidence from the free market for dollars in Poland. *Open Economies Review*, 6, 225–236. <https://doi.org/10.1007/BF01000082>

Lahura, E. & Espino, F. (2019). *Non-performing portfolio in foreign currency and the real exchange rate: Evidence for Peru 2003-2018* (D.T. N° 2019-009). BCRP. <https://www.bcrp.gob.pe/docs/Publicaciones/Documentos-de-Trabajo/2019/documento-de-trabajo-009-2019.pdf>

Lee, J., & Strazicich, M. C. (2004). Minimum LM Unit Root Test with One Structural Break. *Economics Bulletin*, 33(4), 2483–2492. <https://econ.appstate.edu/RePEc/pdf/wp0417.pdf>

Ornelas, J. R. H., da Silva, M. S., & Van Doornik, B. F. N. (2022). Informational switching costs, bank competition, and the cost of finance. *Journal of Banking & Finance*, 106408. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2022.106408>

- Perron, Pierre (1989). "The Great Crash, the oil price shock, and the unit root hypothesis," *Econometrica*, 57, 1361-1401.
- Perron, Pierre & Rodríguez, G. (2003). GLS Detrending, Efficient Unit Root Tests and Structural Change. *Journal of Econometrics* 115, 1-27.
- Simon, D. (2005). Incumbent Responses to Entry. *Strategic Management Journal*, 26(13), 1229-1248.
- Sims, C. (1980). Macroeconomic and Reality. *Econometrica*, 48(1),1-48.
- Tauchen, G. & Pitts, M. (1983). The price variability-volume relationship on speculative markets. *Econometrica*, 51(2), 485-505.
- Treepongkaruna, S., Brailsford, T. & Gray, S. (2014). Explaining the bid-ask spread in the foreign exchange market: A test of alternate models. *Australian Journal of Management*, 39(4), 573-591.
- Vodanovic, L. (2022). "Panorama Fintech Latam: ¿Hacia dónde vamos?". Vodanovic Legal. Recuperado el 5 de junio de 2023 de <https://vodanovic.pe/2022/11/30/panorama-fintech-latinoamerica-2022-2023/>
- Vogelsang, T. & Perron, P. (1998). Additional Tests for a Unit Root Allowing for a Break in the Trend Function at an Unknown Time. *International Economic Review*, 39(4), 1073-1100.