

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD  
CATÓLICA DEL PERÚ**

**Escuela de Posgrado**



Dinámica de la morosidad en moneda extranjera y el tipo de cambio real  
en el Perú: Aplicación empírica de un modelo TVP-VAR-SV

Tesis para obtener el grado académico de Maestro en Economía  
que presenta:

*Diego Alipio Alvarado Nazario*

Asesor:

*Erick Wilfredo Lahura Serrano*

Lima, 2024


## Informe de Similitud

Yo, Erick Wilfredo Lahura Serrano, docente de la Escuela de Posgrado de la Pontificia Universidad Católica del Perú, asesor de la tesis titulada Dinámica de la morosidad en moneda extranjera y el tipo de cambio real en el Perú: Aplicación empírica de un modelo TVP-VAR-SV, de el autor Diego Alipio Alvarado Nazario, dejo constancia de lo siguiente:

- El mencionado documento tiene un índice de puntuación de similitud de 15%. Así lo consigna el reporte de similitud emitido por el software *Turnitin* el 18/07/2024.
- He revisado con detalle dicho reporte y la Tesis o Trabajo de investigación, y no se advierte indicios de plagio.
- Las citas a otros autores y sus respectivas referencias cumplen con las pautas académicas.

Lugar y fecha:

Lima, 18 de julio de 2024.

Apellidos y nombres del asesor: Lahura Serrano, Erick Wilfredo	
DNI: 09952822	Firma 
ORCID: 0000-0001-9199-4677	

## Resumen

Esta investigación estudia la dinámica de la morosidad en moneda extranjera del sistema financiero peruano frente a cambios inesperados del tipo de cambio durante el periodo 2003-2019 utilizando datos mensuales. Se empleó un modelo de vectores autorregresivos con parámetros cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica propuesto por Chan y Eisenstat (2018), donde a través del uso de la inferencia bayesiana, se llevó a cabo la comparación entre diversos modelos de esta naturaleza. En la estimación del modelo especificado, se evaluaron dos criterios de comparación: la log-verosimilitud marginal calculada por el método de entropía cruzada y el Criterio de Información de Desviaciones. El primero, se encarga de evaluar la probabilidad de ocurrencia de los datos observados condicionada al modelo, mientras que el segundo, se enfoca en encontrar el equilibrio entre el ajuste y la complejidad del modelo.

La aplicación de ambos criterios se dio con la finalidad de comparar y encontrar el mejor modelo que se ajuste al comportamiento de los datos. Los principales resultados de los modelos estimados indican que un aumento de la depreciación cambiaria real genera efectos positivos y persistentes en la morosidad en moneda extranjera, alcanzando su efecto entre 20 y más de 60 meses después de ocurrido el choque cambiario.

**Palabras claves:** Morosidad, tipo de cambio real, TVP-VAR-SV, sistema financiero.

## Índice

Resumen .....	3
1. Introducción .....	6
2. Hechos estilizados .....	8
3. Revisión de la literatura.....	11
3.1. Literatura teórica.....	11
3.2. Literatura empírica.....	13
4. Metodología .....	16
4.1. Datos y variables .....	16
4.2. Modelo general: TVP-VAR con volatilidad estocástica.....	16
4.3. Priors y lista de modelos.....	17
4.4. Estimación del TVP-VAR con volatilidad estocástica.....	18
4.5. Criterios de comparación de modelos.....	19
5. Resultados.....	21
5.1. Estrategia de Identificación y Selección de modelos .....	21
5.3. Funciones Impulso-Respuesta (FIRs).....	24
5.3. Análisis de robustez .....	27
6. Conclusiones .....	32
7. Referencias.....	33
8. Apéndice.....	37

## Lista de figuras

Figura 1 Evolución del coeficiente de dolarización (%) - crédito del sistema financiero al sector privado en el Perú, periodo 2000-2019 .....	9
Figura 2 Evolución de la morosidad total, morosidad MN y morosidad ME en el periodo 2001-2019.....	9
Figura 3 La morosidad ME y el tipo de cambio real en el periodo 2003-2019 .....	10
Figura 4 Morosidad ME y actividad económica en el periodo 2003-2019.....	11
Figura 5 Mediana de los valores de la desviación estándar de las innovaciones para los siete modelos de cada ecuación.....	23
Figura 6 Medianas cambiantes en el tiempo de las FIRs ante un choque cambiario. Respuesta del ratio de morosidad en moneda extranjera para el modelo general y sus demás versiones.	24
Figura 7 Medianas cambiantes en el tiempo de las FIRs ante un choque del PBI real. Respuesta del ratio de morosidad en moneda extranjera para el modelo general TVP-VAR-SV y demás versiones. ....	25
Figura 8 Mediana de las FIRs ante un choque cambiario respecto al ratio de morosidad en moneda extranjera para el modelo general y sus demás versiones. ....	26
Figura 9 Mediana de las FIRs ante un choque de actividad económica y choque cambiario. Las filas representan los choques y las columnas las respuestas del tipo de cambio real y el ratio de la morosidad en moneda extranjera. La línea azul son las medianas y la línea roja su banda de error al 68%. ....	26
Figura 10 Análisis de robustez, modelo con tres variables: Mediana de las FIRs ante un choque de actividad económica y choque cambiario. Las filas representan los choques y las columnas las respuestas del tipo de cambio real y ratio de morosidad. La línea azul son las medianas y la línea roja su banda de error al 68%. ....	29
Figura 11 Análisis de robustez, modelo con cinco variables: Mediana de las FIRs ante un choque de la actividad económica y choque cambiario. Las filas representan los choques y las columnas las respuestas del tipo de cambio real, crecimiento de los préstamos y ratio de la morosidad en moneda extranjera. La línea azul son las medianas y la línea roja su banda de error al 68%. ..	31

## Lista de tablas

Tabla 1 Test de parámetros cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica .....	22
Tabla 2 Estimación de la Log $ML_{CE}$ y el DIC para la comparación del modelo general y versiones restringidas .....	22
Tabla 3 Análisis de Robustez: Estimación de la Log $ML_{CE}$ y el DIC con tres variables .....	28
Tabla 4 Análisis de Robustez: Estimación de la Log $ML_{CE}$ el DIC con cinco variables .....	30

## 1. Introducción

El endeudamiento en moneda extranjera, en una economía pequeña y abierta al exterior, implica la exposición del sistema financiero al riesgo cambiario crediticio (RCC). En ese sentido, las decisiones de prestar o endeudarse en una moneda distinta a la moneda nacional por parte de los agentes económicos (entidades financieras, empresas y familias), podrían estar condicionadas a las fluctuaciones del tipo de cambio, que es considerado como un riesgo sistémico, de acuerdo Azabache (2009) y Kanapickiené et al. (2023). Entonces, las familias y empresas que poseen obligaciones en moneda extranjera, pero perciben ingresos en moneda nacional; además de no contar con cobertura cambiaria, incrementan la probabilidad de incumplir con el pago de sus obligaciones a las entidades financieras (Marcelín y Mathur, 2016; Niepmann y Schmidt-Eisenlohr, 2022 y Kadirgan, 2023), determinando así, un aumento de los préstamos morosos en moneda extranjera del sistema financiero. En este contexto, Neanidis y Savva (2009), indican que, la dolarización financiera<sup>1</sup> puede provocar una potencial crisis financiera en caso de fuertes fluctuaciones del tipo de cambio, ocasionando vulnerabilidad financiera e inestabilidad macroeconómica.

En el Perú, a partir de la década de los 90, la economía experimentó diversas reformas estructurales en política económica, como, por ejemplo, la implementación del esquema de metas de inflación en 2002, que fue adoptada por el Banco Central de Reserva del Perú (BCRP) para el manejo de su política monetaria, el cual ha contribuido en gran medida a la reducción gradual y sostenida de la dolarización financiera (Castillo et al., 2008; García, 2011; Choy y Chang, 2014; Contreras et al., 2018 y Lahura y Espino, 2019), conjuntamente con el programa de Desdolarización de Crédito, establecida en 2013, evidenciando una caída significativa de la dolarización del crédito en el sistema financiero, ya que registraba un máximo de 82% a fines de los años 90 y posteriormente disminuyó a un 27%, en el 2019. Por otro lado, la liberación de los mercados financieros y la apertura comercial, han expuesto a la economía peruana a distintos choques externos, como por ejemplo: la Crisis Financiera Internacional (CFI) suscitada en 2008, lo que generó elevados índices de morosidad en el sistema financiero a nivel mundial (Szarowská, 2018; Hada et al., 2022; Foglia, 2022 y Anita et al., 2022), lo que ha permitido a los hacedores de política, establecer nuevas reformas, en materia de regulación en el sistema financiero. Además, este choque generó una severa depreciación cambiaria real debido a la repentina salida de capitales, ocasionando problemas de liquidez a las entidades del sistema financiero.

La cartera morosa<sup>2</sup> en moneda extranjera del sistema financiero peruano, alcanzó niveles promedio de 19% y 18% en 2001 y 2002. Posteriormente, entre 2003 y 2008, se registró una caída significativa de la cartera morosa, pasando de 16% a 2% respectivamente. En 2009, se observó un ligero incremento de la morosidad en moneda extranjera, cercana al 3%, el cual se redujo en los años siguientes, llegando a una cifra menor al 2%, en 2012. Por otro lado, a partir de 2013, se observó un incremento progresivo de la cartera morosa, alcanzando un aproximado de 4%, en 2016; posteriormente, la tendencia se ha mantenido alrededor de esta cifra hasta el año 2019. Asimismo, se ha registrado episodios de depreciación cambiaria real en parte de la muestra en estudio, por ejemplo, durante la CFI, específicamente en los primeros cinco meses de 2009, donde la depreciación cambiaria real alcanzó en promedio 4%, mientras que, entre el 2013 y 2014 se registró una depreciación cambiaria real promedio de 5%, el cual está asociada principalmente con la decisión de la Reserva Federal (FED siglas en inglés) de retirar el programa de estímulo monetario de la economía de los Estados Unidos suscitada en 2013, ante estos y

---

<sup>1</sup> En esta investigación, la dolarización financiera refiere a los créditos en dólares del sistema financiero.

<sup>2</sup> De acuerdo, Azabache (2009), define a la cartera morosa como proxy que mide el RCC, considerando la relación de la cartera de alto riesgo (cartera vencida, cartera judicial, cartera refinanciada y reprogramada) entre las colocaciones totales.

otros eventos se postula que la dinámica de la morosidad en moneda extranjera no se ha mantenido constante a través del tiempo, propiamente por los efectos de la volatilidad de las variables en escenarios de alta incertidumbre y las diversas reformas estructurales implementadas en la economía peruana.

Esta investigación tiene por objetivo estudiar el efecto de una depreciación real inesperada del tipo de cambio en la dinámica de la morosidad en moneda extranjera del sistema financiero peruano en el periodo 2003-2019 con datos de frecuencia mensual, aplicando un modelo TVP-VAR-SV, el cual considera que los parámetros y las varianzas de los errores varíen en el tiempo.

Respecto a la literatura teórica acerca de los determinantes de la cartera morosa, diversos estudios indicaron que se encuentra principalmente influenciada por factores específicos de los bancos, factores institucionales o de la industria bancaria y factores macroeconómicos. Por otra parte, los dos primeros factores se encuentran vinculadas a características microeconómicas; por lo tanto, estudiaron a variables como: los indicadores de eficiencia bancaria, el tamaño y desempeño de los bancos, crecimiento de los créditos, índice de capital, retornos sobre los activos (ROA), créditos bancarios (%PBI), relación crédito/deposito, entre otras (Syed y Aidyngul, 2022; Galvis et al., 2023; Liu et al., 2023, Yilmaz, 2022; Naili y Lahrichi, 2022). Asimismo, esta investigación hace especialmente énfasis en las variables macroeconómicas y, por tanto, de acuerdo a la literatura indican que, el crecimiento económico, desempleo, tipo de cambio, tasa de interés real, oferta monetaria, inflación, tasa de intervención del banco central, entre otras, tienen influencia en la cartera morosa. (Messai y Gallali, 2019; Hada et al., 2020; Fakhrunnas et al., 2022; Anita et al., 2022; Nigmonov et al., 2022; Foglia, 2022; Staehr y Uusküla, 2021; Benavides et al., 2023).

Según la revisión de la literatura empírica internacional, diversos estudios indicaron que el tipo de cambio está asociado de manera positiva y significativa con los préstamos morosos (Hada et al., 2020; Fakhrunnas et al., 2022; Syed y Aidyngul, 2022). Por otro lado, el crecimiento económico tiene una relación negativa significativa con la morosidad (Staehr y Uusküla, 2021; Anita et al., 2022; Foglia, 2022; Fakhrunnas et al., 2022; Naili y Lahrichi, 2022; Syed y Aidyngul, 2022; Galvis et al., 2023). La evidencia empírica para el caso peruano, autores como Muñoz (1999), Azabache (2005, 2009) y Lahura y Espino (2019) encontraron evidencia de un efecto positivo significativo entre la morosidad y el tipo de cambio. Considerando la investigación más reciente, desarrollado por Lahura y Espino (2019), mediante el uso de vectores autorregresivos (VAR), encontraron evidencia del efecto del tipo de cambio real en los préstamos morosos en moneda extranjera; por lo tanto, ante choques no esperados del tipo de cambio real ocasiona un aumento en los préstamos morosos en moneda extranjera, generando que el impacto sea entre siete y diez meses después de ocurrido el choque.

Las variables consideradas en la presente investigación, es el ratio de morosidad, siguiendo la definición realizada por Azabache (2009) y Lahura y Espino (2019). Además, se consideró los términos de intercambio, PBI real y el tipo de cambio real, estas variables están expresadas por su variación porcentual interanual. Para analizar la dinámica cambiante en el tiempo de los préstamos morosos en moneda extranjera, se propone como metodología utilizar un modelo de vectores autorregresivos con parámetros cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica conforme a lo propuesto por Chan y Eisenstat (2018), en donde se emplea el análisis bayesiano para estimar un conjunto de modelos a partir de dos criterios de comparación: la log-verosimilitud marginal ( $\log ML_{CE}$ ) calculada mediante el método de entropía cruzada y el Criterio de Información de Desviación ( $DIC$ ) con la finalidad de comparar siete modelos de la familia VAR, considerando como modelo general al TVP-VAR-SV y sus versiones restringidas; además de modelos que no incorporan volatilidad estocástica y/o parámetros que cambien en el tiempo.

Los principales resultados, indican que los vectores autorregresivos que incorporan volatilidad estocástica (CVAR-SV) y los vectores autorregresivos con interceptos cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica (TVP-VAR-R3-SV) son los modelos con mejor ajuste al

comportamiento de los datos, de acuerdo a la  $\log ML_{CE}$  y al  $DIC$ . El primero, se encarga de evaluar la probabilidad de ocurrencia de los datos observados condicionada al modelo, mientras que el segundo, se enfoca en encontrar el equilibrio entre el ajuste y la complejidad del modelo. Asimismo, a través del análisis de las funciones impulso respuesta (FIRs), se muestra en el caso de un modelo CVAR-SV, que un aumento de 1% en la depreciación cambiaria real, aumenta la morosidad en moneda extranjera en 0.17%; no obstante, el impacto que genera este choque cambiario, se vuelve persistente, debido a que no alcanza su impacto máximo dentro de un horizonte de 60 meses. Respecto al modelo TVP-VAR-R3-SV, se muestra que la morosidad en moneda extranjera se incrementa en 0.15% ante el choque cambiario, llegando a 0.08% y 0.09% en el segundo y tercer mes respectivamente, para luego converger hasta alcanzar su efecto máximo cercano a los 20 meses después de ocurrido el choque. En comparación al modelo CVAR-SV, se puede indicar que el impacto del choque cambiario en este último modelo, es persistente y tiene un impacto de largo plazo.

Este documento contribuye a la literatura empírica a nivel macroeconómico a cerca de los determinantes que tienen incidencia en la morosidad en moneda extranjera; además, propone el uso de un modelo TVP-VAR-SV, el cual no ha sido planteado en otras investigaciones sobre la dinámica de la morosidad en el Perú.

La presente la investigación está estructurada de la siguiente manera, la sección 2 describe los hechos estilizados acerca de la morosidad del sistema financiero en el Perú. En la sección 3, se indica la revisión de la literatura teórica y empírica relevante. Posteriormente, en la sección 4 se detalla la metodología propuesta de un modelo TVP-VAR-SV, y finalmente, en las secciones 5 y 6 se exponen los resultados obtenidos y las conclusiones.

## 2. Hechos estilizados

El Perú es una economía que se encuentra parcialmente dolarizada, producto de la alta inflación registrada a fines de los años 80, lo que ocasionó la pérdida de valor de la moneda nacional y a su vez conllevó a los agentes económicos a refugiarse en una moneda más sólida, como los dólares estadounidenses (Choy y Chang, 2014). Se puede observar en la Figura 1, como ha evolucionado la dolarización del crédito en el sistema financiero, apreciándose una tendencia decreciente en el periodo analizado. El coeficiente de dolarización del crédito alcanzó un máximo de 82% a fines de los años 90, posteriormente disminuyó significativamente a un 27%, en el 2019.

La reducción gradual y sostenida de la dolarización financiera a través del tiempo, en gran medida se atribuye a la implementación del esquema de metas de Inflación parte del BCRP; según argumentaron Castillo et al. (2008), García (2011), Choy y Chang (2014), Contreras et al. (2018) y Lahura y Espino (2019). Asimismo, el BCRP en el 2013, estableció como una de las medidas macroprudenciales, el programa de Desdolarización de Créditos, el cual contribuyó favorablemente a la reducción de la dolarización financiera, mediante el uso de un encaje adicional aplicado a los saldos de los préstamos en moneda extranjera de las entidades financieras (véase, Choy y Chang, 2014; Contreras et al., 2018 y Lahura y Espino, 2019).

El sistema financiero peruano está regulada y supervisada por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFPs<sup>3</sup> (SBS) y adicionalmente, la Constitución<sup>4</sup> asigna como funciones al Banco Central, el regular la moneda y el crédito del sistema financiero. En ese sentido, el sistema financiero está comprendido por la Banca Múltiple, Financieras, EDPYMES, Cajas Municipales y Cajas Rurales, debido a que cumplen funciones de intermediación financiera. En la Figura 2, se

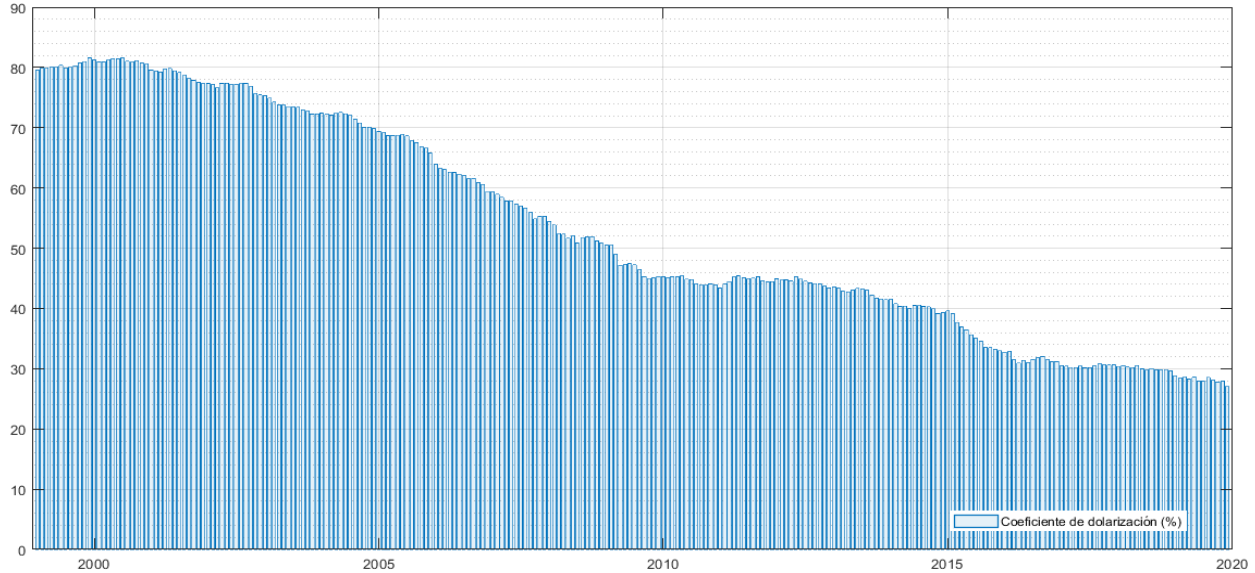
<sup>3</sup> Mediante la Ley N°26702, Ley General del Sistema Financiero y del Sistema de Seguros y Orgánica de la Superintendencia de Banca y Seguros se establece el marco de regulación y supervisión que deberán estar sujetas las entidades financieras que operan en el sistema financiero.

<sup>4</sup> La Constitución Política del Perú de 1993, a través del Artículo 84° establece las funciones del Banco Central de Reserva del Perú (BCRP).

observa que la morosidad en moneda extranjera alcanzó niveles de 19% y 18% en 2001 y 2002, superando a la morosidad total y morosidad en moneda nacional.

**Figura 1**

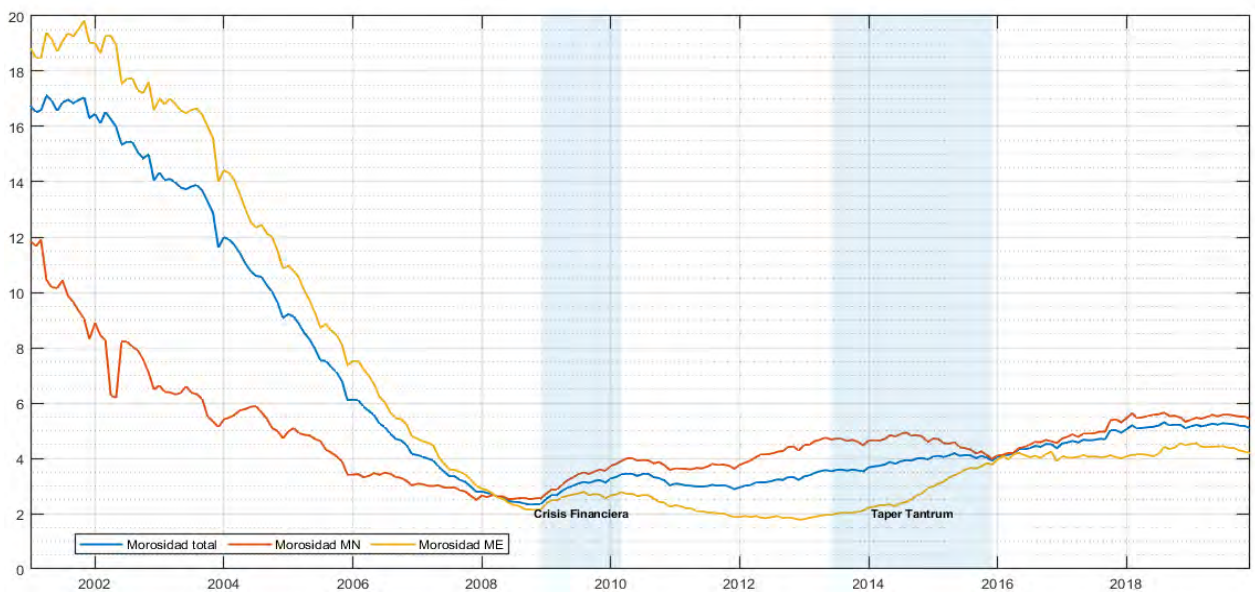
Evolución del coeficiente de dolarización (%) - crédito del sistema financiero al sector privado en el Perú, periodo 2000-2019



Posteriormente, entre 2003 y 2008, se registró una caída significativa de la morosidad, pasando de 16% a 2% respectivamente. En 2009, se apreció un ligero incremento de la morosidad en moneda extranjera, cercana al 3%, el cual se redujo en los años siguientes, llegando a una cifra menor al 2%, en 2012. Por otro lado, a partir de 2013, se observó un incremento progresivo de la morosidad, alcanzando un aproximado de 4%, en 2016; posteriormente, la tendencia se ha mantenido alrededor de esta cifra hasta el año 2019.

**Figura 2**

Evolución de la morosidad total, morosidad MN y morosidad ME en el periodo 2001-2019

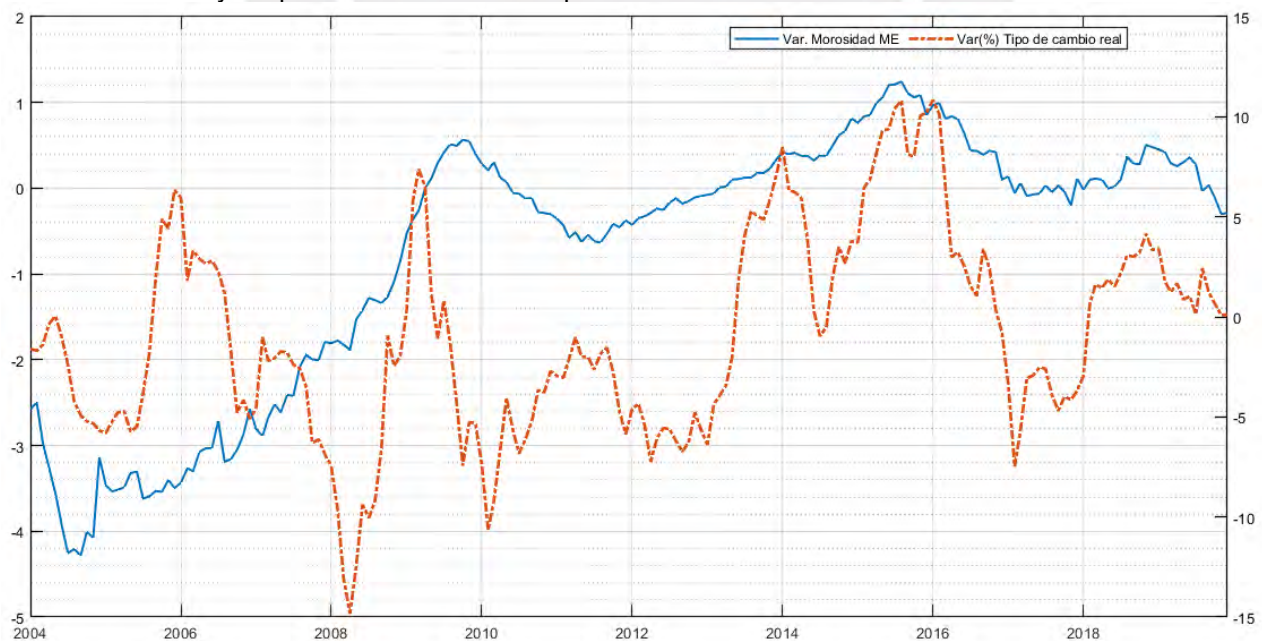


En las últimas dos décadas, se ha registrado episodios de depreciación cambiaria real e incrementos del índice de morosidad en moneda extranjera en parte de la muestra. Como se observa en la Figura 3, durante la CFI, específicamente en el periodo de enero a mayo de 2009, la depreciación cambiaria real alcanzó en promedio 4%, mientras que la morosidad en moneda extranjera alcanzó en promedio una cifra de 2.5%, donde se aprecia un incremento de la variación interanual de la morosidad, llegando a un aumento de 0.11 puntos porcentuales a mayo de 2009 y posteriormente alcanzó un incremento máximo de 0.57 puntos porcentuales en octubre de 2009, este episodio persistió hasta mayo de 2010, donde el aumento fue de 0.07 puntos porcentuales, luego se aprecia una reducción en los siguientes periodos. Además, desde junio 2013 a junio 2014, se observó otro periodo de depreciación cambiaria real, asociada principalmente a retirar el programa de estímulo monetario de la economía de los Estados Unidos, anunciada por la FED en mayo de 2013, a este acontecimiento también se le conoce como Taper Tantrum, debido a la reacción exagerada de los mercados financieros ante el anuncio de la FED; por lo tanto, en promedio la depreciación cambiaria real fue de 5%, mientras que la morosidad en moneda extranjera alcanzó en promedio 2.1%, asimismo, se observa una tendencia creciente de la variación interanual de la morosidad, el cual llegó a un máximo de 0.42 puntos porcentuales y posteriormente a 0.32 puntos porcentuales a junio de 2014.

Durante el periodo de septiembre 2014 a noviembre 2016, la depreciación cambiaria real promedio alcanzó un aproximado de 6%, mientras que la morosidad en moneda extranjera llegó en promedio a 3.6%. En este periodo se registró un incremento máximo de la variación interanual de la morosidad en 1.25 puntos porcentuales, específicamente en agosto de 2015, asociada a la incertidumbre por el aumento de las tasas de interés por parte de la FED. Finalmente, durante el periodo de febrero 2018 a diciembre 2019, se observó que la depreciación cambiaria real promedio ascendió a una cifra cercana del 2%; además se aprecia una trayectoria creciente de la variación interanual de los préstamos morosos en moneda extranjera donde registró un máximo de 0.50 puntos porcentuales en noviembre de 2018. Cabe precisar que, en este último periodo de análisis, la morosidad en moneda extranjera alcanzó en promedio 4.3%.

**Figura 3**

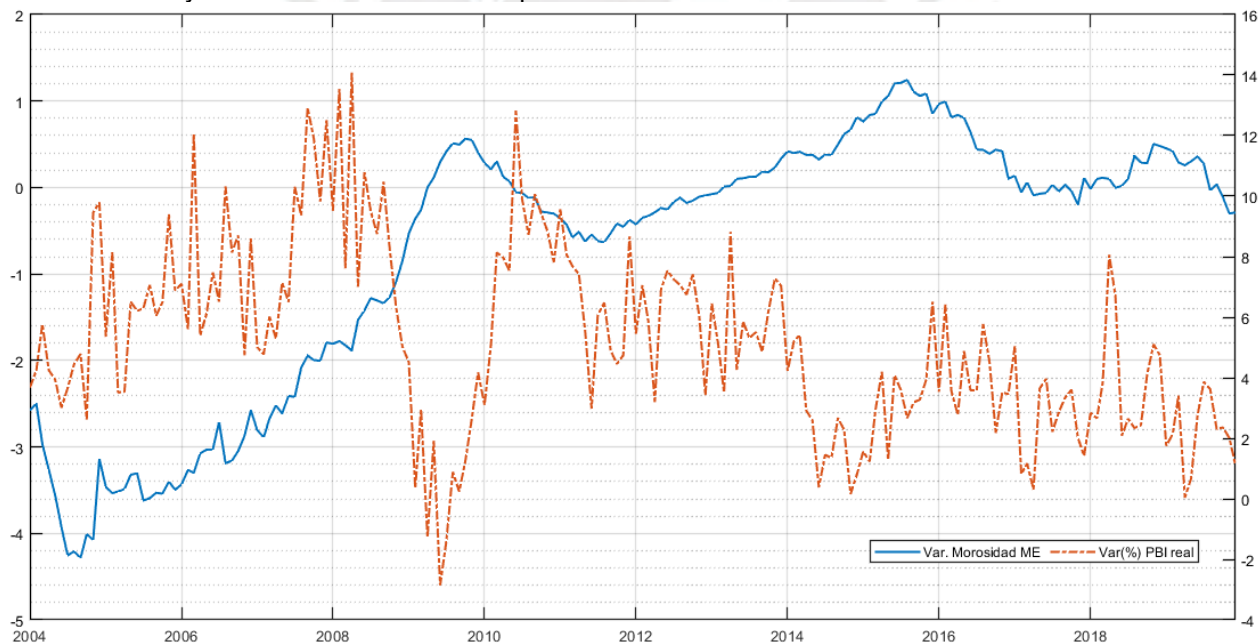
La morosidad ME y el tipo de cambio real en el periodo 2003-2019



Se muestra en la Figura 4, que el crecimiento del PBI real alcanzó un incremento promedio de 7% durante el periodo 2003-2008, explicado básicamente por el aumento en la cotización de los precios de los commodities, en especial por el boom de los precios de los metales. En este mismo periodo, la morosidad en moneda extranjera experimentó una reducción significativa pasando de 16% en 2003 a 2% en 2008, la variación promedio interanual de la morosidad mostró una reducción de 3.1 puntos porcentuales. En 2009, el crecimiento del PBI real registró una de las cifras más bajas, llegando a un incremento cercano a 1%, esto a causa de la CFI de 2008, ante esta significativa caída, la morosidad en moneda extranjera alcanzó en promedio 2.6%, donde su variación promedio interanual se incrementó en 0.18 puntos porcentuales.

En la última década, especialmente en el periodo 2011-2013, se observó que la actividad económica creció en promedio 6%; posteriormente, en 2014, el crecimiento del PBI real disminuyó a 2.4%, explicada principalmente por un menor crecimiento de China, caída de la cotización de commodities y por el anuncio de la FED de retirar el programa de estímulo monetario de la economía de Estados Unidos; por otro lado, la morosidad en moneda extranjera alcanzó en promedio 2.4%, observándose un incremento en la variación promedio interanual de 0.47 puntos porcentuales. A partir del 2015 hasta el fin de la muestra, la actividad económica creció en promedio 3%, mientras que la morosidad en moneda extranjera se ha mantenido alrededor de 4%.

**Figura 4**  
Morosidad ME y actividad económica en el periodo 2003-2019



### 3. Revisión de la literatura

#### 3.1. Literatura teórica

Los niveles elevados de préstamos morosos en el sistema financiero, puede conllevar a reducir los ingresos financieros de las entidades financieras y por tanto, se encuentran inmersas a registrar pérdidas y enfrentar una posible insolvencia (Hada et al., 2020); además, puede ocasionar la restricción de intermediación de fondos prestables hacia las familias y empresas, el

cual reduciría la inversión y el crecimiento a largo plazo, amenazando de esta forma la estabilidad financiera, esto en línea con Staehr y Uusküla, (2021) y Anita et al. (2022).

La revisión de la literatura teórica ha permitido conocer los diversos factores que determinan la cartera morosa o el riesgo del crédito. Principalmente, Kanapickiené et al. (2023), clasificó los factores del riesgo de crédito bancario en dos niveles. El primer nivel, considera dos grupos: (1) los factores del riesgo de crédito sistemático, que están asociados a la posibilidad de que el prestatario pague sus obligaciones a las entidades financieras y (2) los factores del riesgo de crédito no sistemático. En el segundo nivel, los factores que tienen influencia en el riesgo de crédito son los siguientes: (i) factores macroeconómicos, (ii) cambios en los factores de política económica y (iii) factores de cambios políticos; estos tres factores se encuentran asociados al riesgo de crédito sistemático, mientras que (iv) los factores específicos de la industria bancaria y (v) los factores específicos de los bancos, están asociados al riesgo crediticio no sistemático

Diversas investigaciones están en línea con la clasificación propuesta por Kanapickiené et al. (2023) en relación a los factores que tienen influencia en la cartera morosa; por lo tanto, entre los factores específicos de los bancos y factores institucionales o de la industria bancaria, que se encuentran vinculadas a características microeconómicas, se estudiaron a variables como: el tamaño y desempeño del banco, crecimiento de los créditos, indicadores de eficiencia bancaria, ratios de capital, retornos sobre los activos (ROA), créditos bancarios (%PBI), relación crédito/deposito, entre otras (Syed y Aidyngul, 2022; Galvis et al., 2023; Liu et al., 2023, Yilmaz, 2022 y Naili y Lahrichi, 2022). Por otro lado, los investigadores que se han concentrado en analizar solo a los factores macroeconómicos, resaltan principalmente a las variables que explican la cartera morosa del sistema financiero: PBI, tipo de cambio, desempleo, tasa de interés real, inflación, tasa de intervención del banco central, entre otras, (Messai y Gallali, 2019; Hada et al., 2020; Fakhrunnas et al., 2022; Anita et al., 2022; Nigmonov et al., 2022; Foglia 2022; Staehr y Uusküla, 2021; Benavides et al., 2023). De acuerdo a Galvis et al., (2023) y Naili y Lahrichi (2022), la vulnerabilidad del entorno macroeconómico implica la exposición al riesgo de crédito a las entidades financieras, donde no es posible evitar este impacto, el cual se ve reflejado en los préstamos morosos o en el incremento del nivel de las provisiones.

Por otra parte, Azabache (2005), Staehr y Uusküla (2021), Yilmaz (2022), Benavides et al. (2023) y Galvis (2023), consideran al ratio de morosidad como medida proxy de los préstamos en mora, donde es definida como la cartera atrasada<sup>5</sup> entre las colocaciones brutas. No obstante, Azabache (2009) construye un indicador proxy para medir el RCC, el cual define como la cartera vencida, cartera judicial, cartera refinanciada y reprogramada entre el total de las colocaciones; este ratio es considerado como un ratio de morosidad ampliado, debido a que incluye las carteras refinanciadas y reestructuradas, el cual reflejaría los problemas de pago de los prestatarios, causados principalmente por factores idiosincráticos y factores sistémicos, como por ejemplo: incrementos del tipo de cambio o caídas del PBI. Asimismo, Lahura y Espino (2019) emplean esta definición para el ratio de morosidad; por lo tanto, esta investigación considera la definición propuesta por estos investigadores.

A su vez, el tipo de cambio real es considerada una de las variables macroeconómicas más volátiles, el cual se encuentra expuesta a diversos choques externos; por ejemplo, en un escenario de reducción de los términos de intercambio, vinculada a la apertura al sector externo de una economía, genera que el tipo de cambio real se deprecie originando que las familias y empresas que afrontan obligaciones en moneda extranjera, y perciban ingresos en moneda nacional; además de no contar con cobertura cambiaria, incrementen la posibilidad de incumplir en el pago de sus obligaciones con las entidades financieras (Marcelín y Mathur, 2016; Niepmann y Schmidt-Eisenlohr, 2022 y Kadirgan, 2023), determinando así, un aumento de la morosidad en

---

<sup>5</sup> Según el Glosario de la SBS, definen a la cartera atrasada como la cartera vencida más la cartera en cobranza Judicial.

moneda extranjera de las entidades del sistema financiero. Por otro lado, Staehr y Uusküla (2021) y Naili y Lahrichi, (2022), indican que el crecimiento de la actividad económica, es un indicador relevante que representa la dinámica de los ingresos de las familias y de las empresas, que ante buenas condiciones económicas tienen más posibilidad de pagar sus obligaciones de deuda con las entidades financieras, disminuyendo los préstamos en mora, en caso contrario, generaría incrementos de la morosidad del sistema financiero.

### **3.2. Literatura empírica**

La revisión de la literatura empírica, brinda evidencia de las principales variables que serán estimadas en la presente investigación. En el caso internacional, Abid et al. (2014), investigaron el efecto de factores macroeconómicos y específicos de los bancos sobre la cartera morosa del sistema bancario de Túnez, para ello consideraron datos trimestrales y una muestra de 16 bancos en el periodo 2003 a 2012. Mediante la utilización del método generalizado de momentos (GMM) estimaron los principales determinantes de la morosidad de los hogares en el sistema bancario tunecino, encontrando un efecto negativo del crecimiento del PBI respecto al ratio de mora de los préstamos de los hogares; no obstante, la tasa de interés real e inflación muestran un efecto positivo; por lo tanto, estas variables macroeconómicas son estadísticamente significativas respecto a la cartera morosa de los hogares.

Szarowská (2018), examinó el impacto de los determinantes macroeconómicos sobre los créditos en mora de 11 países de Europa Central y Oriental durante el periodo 1999-2015, empleando un modelo de datos de panel con efectos fijos encontraron una relación negativa del crecimiento económico, el tipo de cambio e inflación respecto a los préstamos morosos. Por el contrario, el desempleo y la tasa de interés de los préstamos tienen un impacto positivo; por lo tanto, aumentan los préstamos morosos. Messai y Gallali (2019), analizaron los determinantes macroeconómicos que influyeron en la cartera morosa del sistema bancario en 18 países de Europa Occidental en el periodo 2000-2011; utilizando un Panel VAR encontraron un efecto significativo positivo del desempleo y la inflación en los préstamos morosos; además de un efecto negativo significativo del índice de precios de las acciones. Por otro lado, el efecto de la actividad económica evidenció no ser significativa sobre los préstamos morosos.

Hada et al. (2020), investigaron los determinantes macroeconómicos que tienen influencia en la cartera morosa del sistema bancario de Rumania; la misma, que se encontraba con elevados niveles de crédito en moneda extranjera, como el Franco suizo (CHF), euros (EUR) y dólares estadounidenses (USD). Asimismo, estimaron un modelo de regresión múltiple a través de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) y encontraron un efecto positivo significativo del tipo de cambio (RON-CHF, RON-EUR y RON-USD), la inflación y el desempleo sobre el ratio de morosidad en el sistema bancario rumano, donde se hace énfasis en el tipo de cambio y el desempleo como los principales determinantes de incremento de la morosidad durante el periodo 2009-2014 y 2015-2019.

Staehr y Uusküla (2021), estudiaron los factores macroeconómicos y macrofinancieros que afectaron la dinámica del ratio de morosidad en ocho trimestres hacia adelante para 26 países de la Unión Europea, para ello utilizaron el método de MCO con efectos fijos por país y un modelo de panel data dinámico. En los hallazgos evidenciaron que un incremento de la actividad económica, una menor inflación y una deuda más baja generarían menores préstamos morosos en el futuro. Además, analizaron dos grupos de países de la Unión Europea, UE Occidental y UE Centro Oriente, obteniendo resultados diferentes para el caso del desempleo, el cual indica un impacto negativo sobre el ratio de morosidad en la UE Centro Oriente y una relación positiva en la UE Occidental. La actividad económica, el desempleo y la inflación en horizontes de tiempo más largos tienden a hacer indicadores más relevantes.

Anita et al. (2022), analizaron los préstamos morosos en el sector bancario en países de la SAARC durante el periodo 2008-2019, mediante un panel data con efectos fijos y aleatorios

hallaron que una reducción del crecimiento económico, una baja inflación y un crecimiento lento de la oferta monetaria impulsan un aumento significativo de los préstamos en mora en el sistema bancario de los países SAARC; por tanto, los resultados mostraron que el crecimiento del PBI posee un efecto negativo significativo hacia el ratio de morosidad; mientras, se evidencia que el tipo de cambio promedio muestra un efecto positivo, pero no significativo estadísticamente. Foglia (2022), estudió como influyen los factores macroeconómicos en los préstamos morosos del sistema bancario italiano durante el periodo 2008-2020 con información trimestral, mediante el modelo de cointegración ADRL (Autorregresive Distributed Lag), encontró que el crecimiento del PBI y la deuda pública muestran un efecto negativo en la morosidad, mientras que el desempleo y el crédito al sector privado tienen un efecto positivo con la cartera morosa.

Fakhrunnas et al. (2022), examinaron la relación asimétrica entre las variables macroeconómicas y la cartera morosa en el sector bancario de Indonesia antes y durante el Covid-19. El periodo de estudio fue de 2005-2021 con información trimestral y utilizaron el modelo NARDL (Nonlinear Autorregresive Distributed Lag) para capturar la relación asimétrica de las variables en análisis. Los principales hallazgos mostraron que durante la pandemia por el Covid-19, los préstamos morosos solo estaba influenciado por el tipo de cambio y el crecimiento del PBI tanto en el corto y largo plazo.

Naili y Lahrichi (2022), analizaron la morosidad del sistema bancario de cinco países de Medio Oriente y África del Norte (MENA) en el periodo 2000-2019, para ello, consideraron datos anuales de 53 bancos. Utilizando el método generalizado de momentos (GMM), encontraron que los determinantes macroeconómicos como el desempleo, la inflación, la deuda pública y el crecimiento del PBI están relacionados con la morosidad de los bancos. Entre los hallazgos más relevantes se evidencia significativamente un efecto negativo entre el crecimiento del PBI y la cartera morosa; por otro lado, se evidencia un efecto positivo significativo del desempleo, la deuda pública y la inflación sobre los préstamos morosos de los bancos de la región MENA.

Syed y Aidyngul (2022), investigaron como los determinantes macroeconómicos y específicos de los bancos, afectan la cartera morosa en países desarrollados y en desarrollo, para ello, analizaron una muestra de 22 países, de los cuáles diez fueron países desarrollados (Japón, EE.UU, Reino Unido, Rusia, Suiza, Francia, Australia, Alemania, Israel y Canadá) y 12 países en desarrollo (Pakistán, Sri Lanka, Grecia, Bangladesh, Indonesia, Ucrania, Arabia Saudita, Mexico, Brasil, India, China y Sudáfrica) durante el periodo 1995 a 2019. La metodología que utilizaron fue el método generalizado de momentos (GMM) y entre sus principales resultados destacan, que el tipo de cambio y el desempleo sólo han sido significativos para países en desarrollo y que a su vez, afectan positivamente a la cartera morosa, mientras que el crecimiento del PBI, afectó tanto a países desarrollados y países en desarrollo teniendo un efecto negativo en los préstamos morosos. Por otro lado, Yilmaz (2022), estudió los determinantes que afectan la calidad de los préstamos en la cartera de consumo de los bancos de Turquía durante el periodo 2005-2021, con datos mensuales estimó un modelo de cointegración ADRL y encontró que el tipo de cambio disminuye el índice de morosidad, mientras que el desempleo y las tasas de interés de los préstamos aumentan el ratio de la cartera morosa de los créditos de consumo.

Nigmonov et al. (2022), examinaron los determinantes macroeconómicos del riesgo de incumplimiento de las plataformas de préstamos peer-to-peer (P2P), específicamente de LendingClub una de las principales plataformas de Estados Unidos durante el periodo 2008-2019. El análisis se centra a nivel estatal considerando características demográficas y económicas. A través de la regresión probit, estimaron las variables macroeconómicas más relevantes que tienen incidencia en el riesgo de incumplimiento y encontraron que la tasa de interés y la inflación tienen un efecto positivo significativo en el riesgo de incumplimiento de los préstamos P2P.

A su vez, Galvis et al. (2023), analizaron los determinantes que explicaron el riesgo de crédito del sector bancario en Colombia. Utilizando datos trimestrales, estimaron un modelo de datos de panel dinámico para 28 bancos durante el 2009-2019, dónde encontraron que una

reducción del crecimiento del PBI, un aumento del desempleo y de la tasa de interés de referencia de la política monetaria aumentarían el riesgo de crédito.

Kanapickienė et al. (2023), evalúan los factores macroeconómicos del riesgo crediticio de los créditos de consumo de la industria bancaria de 11 países de Europa Central y Oriental durante el 2008-2020. Empleando el método de datos de panel con efectos fijos y aleatorios; además de regresiones bivariadas y múltiples encontraron que el tipo de cambio nominal, muestra una relación negativa y significativa sobre los préstamos de la cartera de consumo, mientras que la relación del tipo de cambio real no fue estadísticamente significativa. Por otro lado, los factores de crecimiento económico evidencian la disminución del riesgo de crédito en los países de Europa Central y Oriental.

Benavides et al. (2023), estudiaron cómo un shock externo, vinculado al Covid-19, afecta el mercado de préstamos y la morosidad en los bancos de Colombia, para ello, consideraron información mensual para el periodo 2002-2020 y estimaron un modelo de vectores autorregresivos con variable exógena (VARX), el cual incluyó a las variables endógenas, monto de préstamos y ratio de morosidad, ambos analizados por cartera de crédito y a nivel agregado; mientras que la variable explicativa considerada fue la tasa de intervención del Banco Central. Los resultados a nivel agregado de los créditos, se presentaron en tres escenarios y fueron analizados a través de funciones impulsos respuestas (FIRs), el cual indicaron que el monto del préstamo, en los escenarios base e independiente alcanzaron un máximo a partir del mes 54, mientras que en el escenario no independiente, el máximo se alcanzó alrededor del mes 38. Por otra parte, un choque inesperado en el escenario base, genera un incremento en el ratio de la cartera morosa a partir del sexto mes, posteriormente, este efecto converge a cero en el mes 66, con respecto al escenario independiente; es decir, cuando se producen dos choques secuenciales, el ratio de la cartera morosa se incrementó en el séptimo mes pasando a converger en el mes 67. Finalmente, en el escenario no independiente, donde los choques se originan tanto en el ratio de morosidad como el monto de préstamos, se observó un incremento significativo en el mes 17, y posteriormente, llegó a un máximo en el mes 76, manteniéndose persistente en el largo plazo.

Finalmente, Cortés y Soriano (2024), examinan los determinantes macroeconómicos de la cartera morosa de consumo e hipotecario en ocho países (Argentina, Chile, Colombia, Estados Unidos, España, México, Perú y Turquía) considerando información trimestral que abarca el periodo 1992-2019. A través de cinco métodos de estimación, modelo poolability (Pool), efectos fijos dentro del grupo (FE-WG), mínimos cuadrados de dos etapas (2SLS), mínimos cuadrados de tres etapas (3SLS) y un modelo de Grupo de media dinámica (DMG), indicaron que el crecimiento del crédito de periodos anteriores tienen un efecto positivo en la cartera morosa, mientras que el crecimiento del PBI real y los índices del precio de las acciones tienen un efecto negativo con los préstamos morosos. Asimismo, en el caso de los precios reales de las viviendas y la tasa de interés real, evidencian en la mayoría de modelos que son estadísticamente no significativas sobre la cartera morosa; no obstante, ambas variables indicaron los signos esperados, para el caso de los precios reales de las viviendas el efecto fue negativo; por el contrario, el efecto de la tasa de interés real fue positivo.

Para el caso peruano, Muñoz (1999), utilizó el método de datos de panel, usando mínimos cuadrados generalizados (MCG) con ponderaciones de sección transversal, con la finalidad de estimar el impacto del crecimiento del PBI y otros factores macroeconómicos sobre la morosidad en moneda nacional y extranjera del sistema bancario. En el caso de la morosidad en moneda extranjera, se evidencia una relación directa con la volatilidad del tipo de cambio, es decir, ante un aumento no esperado del tipo de cambio ocasiona un deterioro entre 0.21 y 0.37 puntos porcentuales en la calidad de la cartera morosa en moneda extranjera. Azabache (2005), mediante un modelo VAR y el método de momentos generalizados (MGG) para datos de panel dinámicos, propone analizar la relación dinámica de la morosidad en el sistema bancario peruano y las fluctuaciones del tipo de cambio en el periodo 1993-2004; evidenciando para el primer

modelo, mediante las funciones impulso respuesta que a partir del quinto mes hasta el mes 25 aproximadamente, la calidad de los préstamos en moneda extranjera se deteriora ante una fuerte depreciación de la moneda, ocasionando un impacto positivo en la morosidad bancaria del Perú. Cabe precisar, que los resultados encontrados mediante el segundo método, muestran un efecto positivo de la depreciación con dos meses de rezago.

Asimismo, Azabache (2009), evaluó el impacto del riesgo cambiario crediticio del sistema bancario durante el periodo 1993-2008, utilizando información mensual y un modelo umbral que desarrolló en tres etapas, encontró que, con un umbral de 11.5% de depreciación y un incremento de 1% en el tipo de cambio, ocasionó un incremento del ratio de morosidad en moneda extranjera en aproximadamente 0.14 puntos porcentuales en el segundo régimen, el cual es 4.7 veces superior a lo encontrado en el primer régimen, 0.03 puntos porcentuales. Finalmente, Lahura y Espino (2019), estudiaron el efecto de las variaciones no esperadas del tipo de cambio real en la cartera morosa del sistema financiero, durante el periodo 2003-2018. A través de funciones impulso respuesta de un modelo VAR; tanto en su forma reducida y estructural, evidenciaron que ante una desviación estándar del 5%, similar a una depreciación cambiaria real implica un incremento en la morosidad en moneda extranjera en un rango de 0.21 a 0.3 puntos porcentuales, así mismo, entre el séptimo y décimo mes alcanzan el efecto máximo del choque cambiario.

## 4. Metodología

### 4.1. Datos y variables

La presente investigación emplea datos mensuales para el periodo enero de 2003 a diciembre de 2019. La fuente de datos ha sido obtenida principalmente de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFPs y del Banco Central de Reserva del Perú. Las variables analizadas comprenden el ratio de morosidad en moneda extranjera del sistema financiero, el cual es definida como la relación entre la cartera morosa ampliada - cartera vencida, judicial, refinanciada y reestructurada - y las colocaciones brutas en moneda extranjera, de acuerdo a Azabache (2009) y Lahura y Espino (2019). Además, se considera a los términos de intercambio, el PBI real y el tipo de cambio real expresadas por su variación porcentual interanual.

### 4.2. Modelo general: TVP-VAR con volatilidad estocástica

En esta investigación, se emplea un modelo de vectores autorregresivos con parámetros cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica (TVP-VAR-SV) basado a lo propuesto por Chang y Eisenstat (2018), donde formularon el siguiente modelo en su forma estructural:

$$B_{0,t}y_t = \mu_t + \sum_{i=1}^p B_{i,t}y_{t-i} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \Sigma_t) \quad (1)$$

donde  $y_t = (y_{1,t}, \dots, y_{n,t})$ , es un vector de  $n$  variables endógenas observadas,  $\mu_t$  es un vector de interceptos variantes en el tiempo de orden  $n \times 1$ ,  $B_{0,t}$  es una matriz triangular inferior  $n \times n$  con diagonal de unos, el cual muestra los efectos contemporáneos de las variables.  $B_{1,t}, \dots, B_{p,t}$  representan las matrices  $n \times n$  de los coeficientes vinculados con el rezago de las variables endógenas y  $\varepsilon_t$  es un vector de choques no observables. Por otro parte, la matriz de varianzas de las perturbaciones,  $\Sigma_t$  es diagonal y está representado como  $\Sigma_t = \text{diag}(\exp(h_{1,t}), \dots, \exp(h_{n,t}))$ , donde  $h_t = (h_{1,t}, \dots, h_{n,t})'$  representan las volatilidades logarítmicas y por la ley de movimiento siguen un proceso de camino aleatorio.

$$h_t = h_{t-1} + \zeta_t, \quad \zeta_t \sim N(0, \Sigma_h) \quad (2)$$

donde  $h_0$  es la condición inicial de los parámetros a ser estimados.

El modelo presentado en la ecuación (1), puede ser expresado en su forma reducida, similar al modelo formulado por Primiceri (2005); sin embargo, separan los parámetros variantes en el tiempo en dos grupos. El primero considera al vector de interceptos variantes en el tiempo  $k_\beta \times 1$  y los coeficientes vinculados a las observaciones rezagadas  $\beta_t = \text{vec}((\mu_t, B_{1,t}, \dots, B_{pt})')$ . Por otro lado, el segundo grupo consideró el vector  $k_\gamma \times 1$  de los coeficientes variantes en el tiempo que asumen relación contemporánea entre las variables y es denotado por  $\gamma_t$ . Asimismo, notar que  $k_\beta = n(np + 1)$  y  $k_\gamma = n(n - 1)/2$ , entonces podemos reescribir la ecuación (1) de la siguiente forma:

$$y_t = \hat{X}_t \beta_t + W_t \gamma_t + \epsilon_t, \quad \epsilon_t \sim N(0, \Sigma_t)$$

donde  $\hat{X}_t = I_n \otimes (1, y'_{t-1}, \dots, y'_{t-p})$  y  $W_t$  es una matriz  $n \times k_\gamma$ , en caso que  $n = 3$ , tendrá la forma siguiente:

$$W_t = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -y_{1t} & 0 & 0 \\ 0 & -y_{1t} & -y_{2t} \end{pmatrix}$$

Por lo tanto, si  $X_t = (\hat{X}_t, W_t)$ , podemos reescribir el modelo anterior como una representación del modelo espacio-estado:

$$y_t = X_t \theta_t + \epsilon_t, \quad \epsilon_t \sim N(0, \Sigma_t) \quad (3)$$

donde  $\theta_t = (\beta'_t, \gamma'_t)'$  es de dimensión  $k_\theta = k_\beta + k_\gamma$  y el vector  $\theta_t$  sigue un proceso de paseo aleatorio:

$$\theta_t = \theta_{t-1} + \eta_t, \quad \eta_t \sim N(0, \Sigma_\theta) \quad (4)$$

La condición inicial  $\theta_0$  deberá ser estimada; por lo tanto, para completar la especificación del modelo, se debe tener en cuenta las distribuciones priors. Asumiendo que las condiciones iniciales  $\theta_0$  y  $h_0$  son gaussianos y, por tanto, siguen una distribución normal:  $\theta_0 \sim N(a_\theta, V_\theta)$  y  $h_0 \sim N(a_h, V_h)$ . Por otra parte, las matrices de varianza-covarianza de los errores de las ecuaciones de estado son diagonales,  $\Sigma_\theta = \text{diag}(\sigma_{\theta_1}^2, \dots, \sigma_{\theta_{k_\theta}}^2)$  y  $\Sigma_h = \text{diag}(\sigma_{h_1}^2, \dots, \sigma_{h_n}^2)$  y a su vez, los elementos de la diagonal de  $\Sigma_\theta$  y  $\Sigma_h$  son independientes y siguen una distribución gamma inversa, tal como:  $\sigma_{\theta_i}^2 \sim IG(v_{\theta_i}, S_{\theta_i})$ ,  $\sigma_{h_j}^2 \sim IG(v_{h_j}, S_{h_j})$ , donde  $i = 1, \dots, k_\theta$ , y  $j = 1, \dots, k_h$ .

### 4.3. Priors y lista de modelos

Respecto a la selección de las priors, de acuerdo a Chan y Eisenstat, (2018), proponen estimar los hiperparámetros del modelo TVP-VAR-SV, considerando priors no informativas o también conocidas como priors difusas, el cual es utilizada generalmente cuando no se cuenta con información previa respecto a los parámetros del modelo; la ventaja de su uso es permitir la relevancia de los datos observados en el proceso de inferencia. Entonces, teniendo en cuenta lo mencionado anteriormente, se estableció que  $a_\theta = 0$ ,  $V_\theta = 10 \times I_{k_\theta}$ ,  $a_h = 0$  y  $V_h = 10 \times I_n$ . Asimismo, asumen que los grados de libertad de los parámetros son pequeños  $v_{\theta_i} = v_{h_j} = 5$ ; además de  $S_{\theta_i} = 0.01^2$  relacionados a los coeficientes VAR y  $S_{\theta_i} = 0.1^2$  a los interceptos, mientras que las logs-volatilidades se establecen en  $S_{h_j} = 0.1^2$ .

Chan y Eisenstat (2018), proponen una variedad de versiones restringidas del modelo general, esto con la finalidad de investigar las contribuciones individuales de los dos grupos de parámetros cambiantes en el tiempo,  $\beta_t$  y  $\gamma_t$ . Asimismo, compara los modelos con el fin de determinar cuál de ellos brinda una mejor explicación de los datos observados. A continuación, se presenta el modelo general (i) vectores autorregresivos con parámetros cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica (TVP-VAR-SV) y sus versiones restringidas, como por ejemplo, (ii) vectores autorregresivos que permite a los interceptos y coeficientes de las variables rezagadas ser constantes ( $\beta_t = \beta_0$ ), además de incluir volatilidad estocástica (TVP-VAR-R1-SV); (iii) vectores autorregresivos con coeficientes contemporáneos constantes ( $\gamma_t = \gamma_0$ ) y volatilidad estocástica (TVP-VAR-R2-SV) y (iv) vectores autorregresivos que solo permite a los interceptos cambiar en el tiempo e incluir volatilidad estocástica (TVP-VAR-R3-SV). Asimismo, considera los modelos: (v) vectores autorregresivos donde los parámetros cambian en el tiempo y asume varianza constante, es decir,  $h_t = h_0$ , (TVP-VAR); (vi) vectores autorregresivos con parámetros que se mantienen constantes a través del tiempo, es decir,  $\beta_t = \beta_0$  y  $\gamma_t = \gamma_0$  y varianza heterocedástica (CVAR-SV) y finalmente, (vii) vectores autorregresivos convencional (CVAR), es decir, los parámetros no cambian en el tiempo y la varianza es homocedástica ( $\theta_t = \theta_0$  y  $h_t = h_0$ ). Cabe precisar, que se comparará a través del análisis bayesiano siete modelos de la familia VAR.

#### 4.4. Estimación del TVP-VAR con volatilidad estocástica

Conforme a Chan y Eisenstat (2018), para la estimación del modelo de vectores autorregresivos con parámetros cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica, se considera los siete modelos mencionados anteriormente, para ello, se utiliza el algoritmo de Gibbs Sampling basado en el método de Cadenas de Markov Monte Carlo<sup>6</sup>. Este algoritmo permite dividir y estimar los parámetros en bloques, de tal manera que este condicionada a la actualización de cada bloque. En ese sentido, con fines prácticos, se define  $y = (y_1', \dots, y_T')'$  y  $\theta = (\theta_1', \dots, \theta_T')'$ , por tanto, se puede obtener draws de la posterior mediante muestreos secuenciales de las distribuciones condicionales; tales como: (i)  $p(\theta|y, h, \Sigma_\theta, \Sigma_h, \theta_0, h_0)$ ; (ii)  $p(h|y, \theta, \Sigma_\theta, \Sigma_h, \theta_0, h_0)$ ; (iii)  $p(\Sigma_\theta, \Sigma_h|y, \theta, h, \theta_0, h_0)$ ; y finalmente (iv)  $p(\theta_0, h_0|y, \theta, h, \Sigma_\theta, \Sigma_h)$ . En un primer paso, demuestran que la distribución condicional de  $\theta$  es gaussiana y reescriben la ecuación (3) como una regresión no relacionada  $y = X\theta + \varepsilon$ ,  $\varepsilon \sim N(0, \Sigma)$ . Asimismo, se reescribe la ecuación (4) como

$$H_\theta \theta = \tilde{\alpha}_\theta + \eta, \quad \eta \sim N(0, S_\theta) \quad (5)$$

Donde  $\tilde{\alpha}_\theta = (\theta_0', 0, \dots, 0)'$  y  $S_\theta = I_T \otimes \Sigma_\theta$  o puede ser equivalente  $(\theta|\Sigma_\theta, \theta_0) \sim N(\alpha_\theta, (H'_\theta S_\theta^{-1} H_\theta)^{-1})$ , donde  $H_\theta$  es una matriz de primeras diferencias, caracterizada por ser una matriz banda y  $\alpha_\theta = H_\theta^{-1} \tilde{\alpha}_\theta$ , entonces se puede expresar la siguiente distribución condicional  $(\theta|y, h, \Sigma_\theta, \Sigma_h, \theta_0, h_0) \sim N(\hat{\theta}, K_\theta^{-1})$ , donde la media  $\hat{\theta} = K_\theta^{-1}(H'_\theta S_\theta^{-1} H_\theta \alpha_\theta + X' \Sigma^{-1} y)$  y  $K_\theta = H'_\theta S_\theta^{-1} H_\theta + X' \Sigma^{-1} X$ , esto en línea con Chan y Jeliazkov (2009), respecto a la utilización de la técnica de muestreo de precisión.

En el paso dos, los elementos  $\Sigma_\theta, \Sigma_h$  son condicionalmente independiente y siguen una distribución gamma-inversa. El primer elemento,  $\Sigma_\theta$  sigue:  $(\sigma_{\theta_i}^2|y, \theta, h, \theta_0, h_0) \sim IG\left(v_{\theta_i} + \frac{T}{2}, S_{\theta_i} + \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (\theta_{it} - \theta_{it-1})^2\right)$ , para  $i = 1, \dots, k_\theta$ , mientras que  $\Sigma_h$  sigue:  $(\sigma_{h_j}^2|y, \theta, h, \theta_0, h_0) \sim IG\left(v_{h_j} + \frac{T}{2}, S_{h_j} + \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (h_{jt} - h_{jt-1})^2\right)$ , para  $i = 1, \dots, k_h$ . Finalmente,  $\theta_0$  y  $h_0$  son condicionalmente independiente y siguen distribuciones Gaussianas  $(\theta_0|y, \theta, h, \Sigma_\theta, \Sigma_h) \sim N(\hat{\theta}_0, K_{\theta_0}^{-1})$  y

<sup>6</sup> Markov Chain Monte Carlo (MCMC)

$(h_0|y, \theta, h, \Sigma_\theta, \Sigma_h) \sim N(\hat{h}_0, K_{h_0}^{-1})$ , donde  $K_{\theta_0} = V_\theta^{-1} + \Sigma_\theta^{-1}$ ,  $\hat{\theta}_0 = K_{\theta_0}^{-1}(V_\theta^{-1}a_\theta + \Sigma_\theta^{-1}\theta_1)$ ,  $K_{h_0} = V_h^{-1} + \Sigma_h^{-1}$  y  $\hat{h}_0 = K_{h_0}^{-1}(V_h^{-1}a_h + \Sigma_h^{-1}h_1)$ .

#### 4.5. Criterios de comparación de modelos

Para evaluar y seleccionar el modelo que se ajuste de manera óptima a los datos, se utilizan dos criterios de comparación para modelos Bayesianos. Por consiguiente, para estimar el modelo general (vectores autorregresivos con parámetros cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica) y sus demás versiones, se emplea la log-verosimilitud marginal ( $\log ML_{CE}$ ) calculada por el método de entropía cruzada y el Criterio de Información de Desviación ( $DIC$ ).

##### 4.5.1. Estimación de la Log-Verosimilitud Marginal ( $\log ML$ )

Se emplea el factor de Bayes (BF), como una medida para comparar modelos Bayesianos. En ese sentido, el BF puede ser interpretado como el ratio de verosimilitud marginal de dos modelos distintos, expresada como  $p(y|M_i)/p(y|M_j)$ , el cual es la relación de la verosimilitud marginal, entre el modelo  $i$  y  $j$ . Asimismo, se puede indicar que el BF está relacionado con el odds ratio a posteriori, para los dos modelos en comparación se define de la siguiente manera:

$$PO_{ij} = \frac{\mathbb{P}(M_i|y)}{\mathbb{P}(M_j|y)} = \frac{\mathbb{P}(M_i)}{\mathbb{P}(M_j)} \times BF_{ij}$$

donde  $\mathbb{P}(M_i)/\mathbb{P}(M_j)$  es el odds ratio prior. Asimismo, se puede percibir, si ambos modelos son igual de probables a priori, entonces el odds ratio a posteriori de los dos modelos será igual al BF, ante esta situación, por ejemplo, si  $BF_{ij} = 10$  el modelo  $M_i$  será diez veces más probable que el modelo  $M_j$  según los datos. Por otra parte, la verosimilitud marginal es calculada integrando la función de verosimilitud sobre la distribución prior; es decir,  $p(y) = \int p(y|\theta)p(\theta)d\theta$ , una desventaja de este cálculo es la sensibilidad a las distribuciones priors, el cual puede implicar un mayor esfuerzo computacional.

Chan y Eisenstat (2015), proponen utilizar el método de Entropía Cruzada (EC) para estimar la verosimilitud marginal, esto con la finalidad de mejorar la eficiencia y precisión en la estimación. Cabe precisar, que entornos con alta dimensionalidad y draws MCMC altamente correlacionados, representa un problema cuando se desea comparar modelos con un conjunto de datos pequeños. Utilizando la log-verosimilitud marginal ( $\log ML_{CE}$ ) basado en el enfoque de la importance sampling, el cual puede obtener muestras aleatorias de alguna densidad a menores costos. A medida que se vayan generando draws independientes, en vez de draws MCMC correlacionados, esto facilita en disminuir el esfuerzo de la simulación, en especial si se desea reducir el error estándar del estimador. A continuación, se presenta el estimador  $\log ML_{CE}$ :

$$\hat{p}_{IS}(y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{p(y|\theta_n)p(\theta_n)}{g(\theta_n)} \quad (6)$$

Donde  $\theta_1, \dots, \theta_N$  son los draws independientes que han sido obtenidos a partir de la densidad de importance sampling. Por otro lado, la varianza del estimador  $\hat{p}$  depende de la elección de la densidad de importancia  $g(\cdot)$ ; por lo tanto, con el método de EC, se establece la elección óptima de  $g$ , el cual permitirá derivar una densidad de importancia óptima, con el fin de encontrar un estimador de varianza cero, entonces si utilizamos la densidad posterior como densidad de importancia como  $g^* = g(\theta) = p(\theta|y) = p(y|\theta)p(\theta)/p(y)$ , obtenemos:

$$\hat{p}_{IS}(y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{p(y|\theta_n)p(\theta_n)}{g(\theta_n)} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{p(\theta_n)p(y|\theta_n)}{p(\theta_n)p(y|\theta_n)/p(y)} = p(y) \quad (7)$$

Para que el estimador de importance sampling tenga una precisión razonable; es decir, una varianza mínima, la densidad seleccionada  $g$  deberá estar lo suficientemente cerca a densidad óptima  $g^*$ . Con este fin, se considera la siguiente familia paramétrica  $\mathfrak{F} = \{f(\theta; v)\}$ , donde  $v$  será un vector de parámetros, en el cual se encontrará la densidad de importancia  $f(\theta; v^*) \in \mathfrak{F}$  que permita la mínima distancia entre las densidades, y se presenta a continuación:

$$v_{CE}^* = \underset{v}{\operatorname{argmin}} \left( \int g^*(\theta) \log g^*(\theta) d\theta - p(y)^{-1} \int p(y|\theta) p(\theta) \log f(\theta; v) d\theta \right)$$

Por tanto, resolver el problema de minimización de EC es similar a encontrar:

$$v_{CE}^* = \underset{v}{\operatorname{argmax}} \int p(y|\theta) p(\theta) \log f(\theta; v) d\theta \quad (8)$$

y su estimador:

$$\hat{v}_{CE}^* = \underset{v}{\operatorname{argmax}} \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \log f(\theta_l; v) \quad (9)$$

A partir de la densidad posterior se pueden obtener los draws  $\theta_1, \dots, \theta_L$ .

#### 4.5.2. Estimación del DIC

Chan y Grant (2016), indican que el *DIC* basado en la verosimilitud integrada, puede estar relacionada con un trade-off entre el ajuste y la complejidad del modelo con los datos. A continuación, se presenta la desviación como:

$$D(\theta) = -2 \log f(y|\theta) + 2 \log h(y) \quad (10)$$

donde  $h(y)$  es considerado como la función de los datos, mientras que  $f(y|\theta)$  representa la función de verosimilitud del modelo. Por otro lado, la complejidad del modelo es medida por el número efectivo de parámetros, que se define como  $pD = \overline{D(\theta)} - D(\tilde{\theta})$ , donde  $\overline{D(\theta)} = -2E_{\theta}[\log f(y|\theta)|y] + 2 \log h(y)$ , se le conoce como la desviación media posterior, el cual es considerada una medida Bayesiana del modelo de ajuste, mientras que  $\tilde{\theta}$  es la estimación del parámetro  $\theta$ . Entonces definimos el *DIC* como la combinación de la desviación media posterior y el número efectivo de parámetros,  $DIC = \overline{D(\theta)} + pD$ .

Para la comparación de modelos, si se establece que  $h(y) = 1$  para todos los modelos, entonces, entre varios modelos que compiten por los datos, será preferido el modelo que tiene un valor DIC mínimo. Entonces al asumir  $h(y) = 1$ , obtenemos:

$$DIC = -4E_{\theta}[\log f(y|\theta)|y] + 2 \log f(y|\tilde{\theta})$$

donde  $\tilde{\theta}$  es el estimador de  $\theta$ , establecida como la moda posterior de  $\hat{\theta}$ , asimismo,  $E_{\theta}[\log f(y|\theta)|y]$  es definida como la media de la log-verosimilitud respecto a los draws posterior de  $\theta$ . La aproximación de la moda posterior  $\hat{\theta}$ , implica a través de draws alcanzar un valor máximo de  $f(y|\theta)f(\theta)$ , donde  $f(\theta)$  esta definida como la densidad prior, entonces tenemos la siguiente expresión:

$$DIC = -4E_{\theta}[\log f(y|\theta)|y] + 2\log f(y|\hat{\theta}) \quad (11)$$

Cabe precisar, que para la estimación de la verosimilitud integrada se utiliza el algoritmo de la importance sampling. La estimación se realiza en dos pasos, el primero, solo implica realizar una integración analítica de los parámetros  $\theta$  que varían en el tiempo, mientras que, en el segundo paso, se utiliza la importance sampling para integrar las volatilidades logarítmicas  $h$ .

## 5. Resultados

### 5.1. Estrategia de Identificación y Selección de modelos

La estrategia de identificación está basada a lo propuesto por Sims (1980), donde plantea una identificación recursiva para la matriz de relaciones contemporáneas, utilizando la matriz triangular inferior. A esta identificación se le conoce como el ordenamiento de Cholesky, donde supone que las variables tienen un ordenamiento desde la más exógena a la más endógena. En este contexto, se plantea el siguiente ordenamiento de las variables: (i) términos de intercambio ( $TI_t$ ), (ii) PBI real ( $PBI_t$ ), (iii) tipo de cambio real ( $s_t$ ) expresadas por su variación porcentual interanual y (iv) el ratio de morosidad en moneda extranjera ( $m_t^{ME}$ ). En caso el ordenamiento no se encuentre respaldado por alguna teoría económica, entonces el modelo tendría diversas combinaciones en el orden de las variables.

En la especificación del modelo, se incluye los términos de intercambio porque permite afinar la identificación de los choques cambiarios, debido a que captura efectos de los factores externos que no recoge otras variables domésticas, esto en línea con Lahura y Espino (2019). Además, los términos de intercambio pueden tener interacciones dinámicas con otras variables macroeconómicas, como por ejemplo: el tipo de cambio, el PBI, entre otras variables. Según el ordenamiento de Cholesky, se considera a los términos de intercambio en la primera posición del ordenamiento y se asume que esta variable no recibe efectos de las demás variables.

Por otra parte, Marcelín y Mathur (2016); Niepmann y Schmidt-Eisenlohr (2022) y Kadirgan (2023) sostienen que, ante variaciones del tipo de cambio, las familias y empresas que poseen obligaciones en moneda extranjera, pero perciben ingresos en moneda nacional; además al no contar con cobertura cambiaria, incrementan la posibilidad de incumplir con el pago de sus obligaciones a las entidades financieras, a este efecto se le conoce también como Hoja de Balance, estas variaciones del tipo de cambio pueden ser interpretada como un mecanismo de transmisión en la morosidad en moneda extranjera.

Con la finalidad de evidenciar que los parámetros cambian en el tiempo, se utilizó el modelo estimado TVP-VAR-SV y luego, se emplearon dos pruebas estadísticas: la prueba de Kolmogorov-Smirnov (K-S) y la prueba t. Esta investigación, consideró dos submuestras y la muestra completa. La primera submuestra comprende el periodo 2004M1 a 2011M12, mientras que la segunda submuestra abarca el 2012M1 al 2019M12. De acuerdo a la Tabla 1, se evidencia que el 83% y 75% de los interceptos y coeficientes de los rezagos de la muestra completa, cambian en el tiempo, de acuerdo a Kolmogorov-Smirnov y la prueba t respectivamente. Asimismo, ambas pruebas evidencian que los coeficientes de las relaciones contemporáneas muestran variabilidad en su totalidad, del mismo modo, los parámetros asociados a la matriz de varianzas; algunos autores han incorporado y resaltado la importancia de considerar volatilidad estocástica en este tipo de modelos, esto en línea con Uhlig (1997), Primiceri (2005), Cogley y Sargent (2005), y Nakajima (2011).

La selección de modelos, utilizó los criterios de verosimilitud marginal ( $ML_{CE}$ ) y el DIC para la estimación de cada modelo. En ese caso, se utilizó 11,000 simulaciones y se descartó las primeras 1,000, posteriormente, se aplicaron diez cadenas paralelas que generó 10,000 simulaciones por cadena, obteniendo un resultado de 100,000 simulaciones. Asimismo,

estimando un modelo CVAR se optó por elegir un rezago óptimo igual a dos ( $p = 2$ ), esto de acuerdo al Criterio de Información de Akaike (AIC) y Criterio de Información Hannan-Quinn (HQ).

Tabla 1  
Test de parámetros cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica

	Coefficientes	Muestra 1	Muestra 2	Muestra completa
Kolmogorov-Smirnov	$B_{0,t}$	6/6	6/6	6/6
	$B_{i,t}$	30/36	30/36	30/36
	$\Sigma_t$	4/4	4/4	4/4
Test t	$B_{0,t}$	6/6	6/6	6/6
	$B_{i,t}$	26/36	29/36	27/36
	$\Sigma_t$	4/4	4/4	4/4

La Tabla 2, presenta la estimación de la  $\log ML_{CE}$ , el DIC y el número efectivo de parámetros ( $p_D$ ) con sus respectivas desviaciones estándar para los siete modelos propuestos. En el caso de la  $\log ML_{CE}$ , el ranking señala al modelo CVAR-SV, como aquel que cuenta con un mejor ajuste. Utilizando el BF, este modelo es  $4.4 \times 10^8$  más preferido que un TVP-VAR-R3-SV, considerado el segundo modelo con mejor ajuste; además es  $5.8 \times 10^{18}$  más preferido que un TVP-VAR-R1-SV. A su vez, se puede observar que el modelo TVP-VAR, el cual no incorpora volatilidad estocástica es el menos preferido, en este caso el CVAR-SV es  $3.1 \times 10^{110}$  más preferido que el TVP-VAR.

En el caso del DIC, se selecciona el CVAR-SV como mejor modelo de ajuste respecto a los datos, acompañado por el TVP-VAR-R3-SV y TVP-VAR-R1-SV como segundo y tercer mejor modelo respectivamente. Los resultados que se han obtenido en ambos criterios, al parecer indican que el mejor modelo es el CVAR-SV; no obstante, en modo comparativo el DIC penaliza la complejidad del modelo respecto a los datos, mientras que la  $\log ML_{CE}$ , solo evalúa la probabilidad de que cada modelo genere los datos observados. En ese sentido, estos dos criterios respaldan la selección de los dos mejores modelos, que serían el CVAR-SV y TVP-VAR-R3-SV, donde el primero asume parámetros constantes en el tiempo y volatilidad estocástica; mientras que, en el segundo, los interceptos cambian en el tiempo e incorporan volatilidad estocástica.

Tabla 2  
Estimación de la Log  $ML_{CE}$  y el DIC para la comparación del modelo general y versiones restringidas

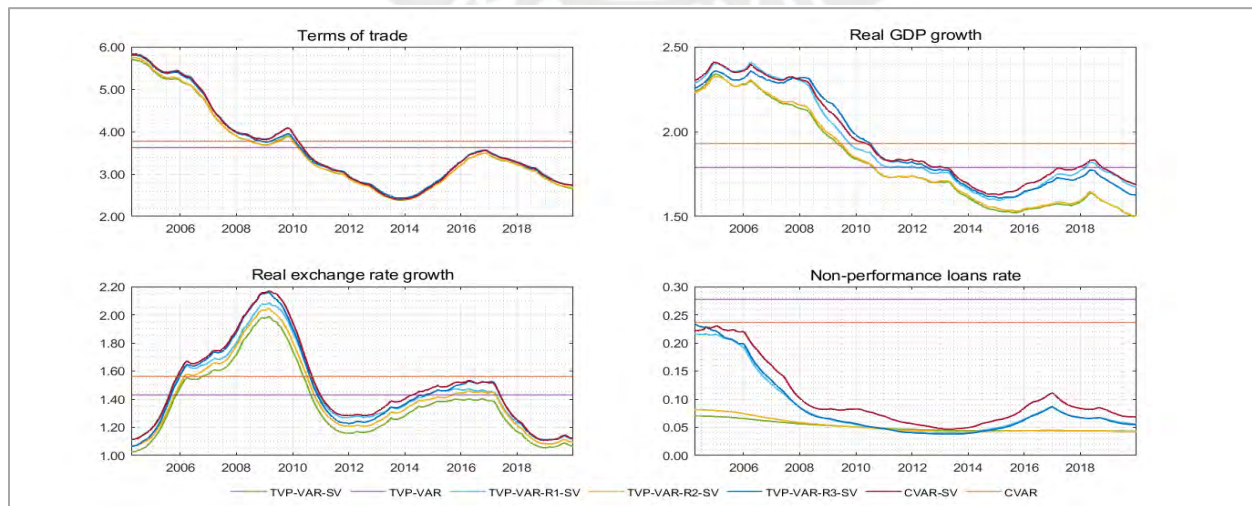
	TVP-SV	TVP	TVP-R1-SV	TVP-R2-SV	TVP-R3-SV	CVAR-SV	CVAR
Log $ML_{(CE)}$	-1395.4 (0.54)	-1533.8 (0.15)	<b>-1322.6</b> (0.22)	-1373.4 (0.32)	<b>-1299.3</b> (0.50)	<b>-1279.4</b> (0.02)	-1451.1 (0.01)
DIC	2523.2 (0.94)	2722.2 (0.72)	<b>2338.9</b> (0.75)	2470.1 (1.40)	<b>2311.5</b> (2.37)	<b>2236.9</b> (0.76)	2468.9 (0.27)
$p_D$	41.6 (0.52)	37.9 (0.35)	48.2 (0.45)	44.1 (0.73)	49.2 (0.65)	48.5 (0.40)	43.2 (0.10)

Considerando la relevancia de incorporar volatilidad estocástica en estos tipos de modelos, en línea con Uhlig (1997), Cogley y Sargent (2005), Primiceri (2005) y Nakajima (2011); se puede apreciar en la Figura 5, cómo la desviación estándar de los errores de cada ecuación, tanto del modelo general y sus demás versiones, evolucionaron a lo largo de la muestra. En el caso de los modelos seleccionados, CVAR-SV y TVP-VAR-R3-SV, se observó que la desviación estándar de las innovaciones de la variable términos de intercambio, muestra una tendencia decreciente desde enero 2004 a octubre de 2013; no obstante, entre enero y noviembre de 2009 ocurrió un incremento de la volatilidad, alcanzando un punto máximo de 4.08%, esto explicado básicamente por la CFI. A partir de noviembre 2013, se observó que la trayectoria fue incrementándose hasta llegar a 3.55% a noviembre de 2016, posteriormente fue descendiendo hasta finalizar la muestra. Asimismo, se puede apreciar que la desviación estándar de las innovaciones del PBI real, a inicios de la muestra hasta abril 2008, mostró una trayectoria constante alcanzando un máximo de 2.41% en noviembre de 2004, luego se observa una tendencia decreciente hasta enero 2015 y a partir de este periodo se aprecia una tendencia creciente hasta junio de 2018 dónde alcanzó una volatilidad de 1.84%, que posteriormente fue disminuyendo hasta el fin de la muestra.

Se puede señalar que, en los primeros años de la muestra, los términos de intercambio y el PBI real de la economía peruana, experimentaron una menor volatilidad debido a un escenario internacional favorable, por ejemplo: mayor crecimiento de los socios comerciales, caso China y el incremento de los precios de los principales commodities. Por otro lado, la volatilidad de las innovaciones del tipo de cambio real, muestra una tendencia creciente desde el inicio de la muestra hasta febrero 2009, dónde en este último periodo alcanzó una volatilidad de 2.17%, dado un contexto de alta incertidumbre, como la CFI de 2008, posteriormente se observa una trayectoria descendente hasta julio 2012 y a partir de este periodo hasta enero de 2017, se aprecia una tendencia creciente de la volatilidad, el cual se encuentran asociados a los siguientes factores: retiro del programa de estímulo monetario de la economía de los Estados Unidos por parte de la FED (Taper Tantrum), menor crecimiento de los socios comerciales y el alza de la cotización internacional del petróleo, entre las más relevantes. En esta misma línea, la volatilidad de las innovaciones de la cartera morosa en moneda extranjera exhibe una tendencia creciente a inicios de los dos primeros años de la muestra llegando a un máximo de 0.23%, luego esta tendencia decrece hasta noviembre 2012, seguidamente, alcanza un pico máximo en enero 2017 de 0.11% y posteriormente disminuye hasta el fin de la muestra.

**Figura 5**

Mediana de los valores de la desviación estándar de las innovaciones para los siete modelos de cada ecuación



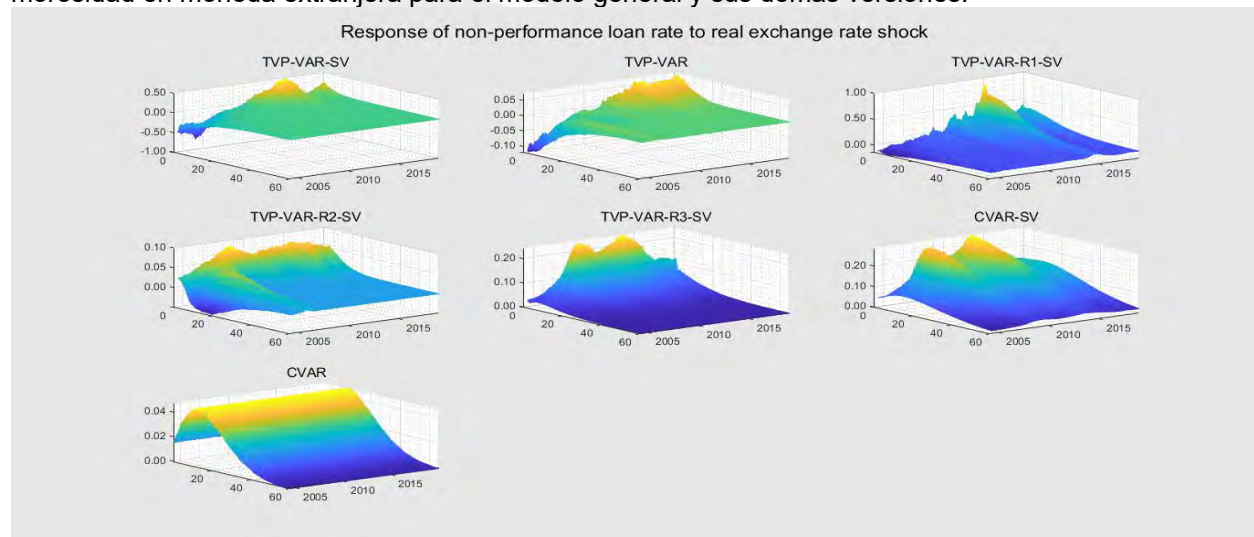
### 5.3. Funciones Impulso-Respuesta (FIRs)

La estimación de los parámetros en cada modelo, ha permitido calcular las FIRs para un horizonte de 60 meses, donde permitirá analizar a través del tiempo los efectos que genera los choques cambiarios y los choques de la actividad económica sobre la morosidad en moneda extranjera; entonces, es esencial precisar que la interpretación de las FIRs deberá tener lectura como elasticidades, esto debido a la normalización de los choques mediante un escalamiento de las perturbaciones. En la Figura 6, se observa las FIRs 3D para el modelo general y sus demás versiones, donde se puede apreciar que el ratio de la morosidad en moneda extranjera responde positivamente ante cambios repentinos del tipo de cambio real, el cual puede ser interpretado como un choque cambiario. En el caso del CVAR-SV y TVP-VAR-R3-SV modelos que fueron seleccionados, se evidencia que ante un choque cambiario, la respuesta en el ratio de la morosidad en moneda extranjera es positiva y significativa. En un contexto de alta incertidumbre como la CFI de 2008-2009 y la expectativa por el retiro del programa de estímulo monetario de la economía de los Estados Unidos por parte de la FED, conocida también como Taper Tantrum originada durante el periodo de 2013-2014, se puede apreciar que durante el periodo de la CFI para el caso del modelo CVAR-SV, un aumento del 1% de la depreciación cambiaria real, implicó un aumento de 0.25% del ratio de la cartera morosa, alcanzando su pico máximo en mayo de 2009; por otro lado, para el modelo TVP-VAR-R3-SV, se alcanzó un aumento de 0.23% en el mismo periodo.

Por otro parte, se analiza el periodo donde la FED anuncia el retiro del programa de estímulo monetario de la economía de los Estados Unidos y en este contexto se observó que, para el modelo CVAR-SV, un incremento del 1% de la depreciación cambiaria real conlleva a un aumento de 0.29% en el ratio de la morosidad en moneda extranjera durante el periodo de junio 2013, mientras que en el modelo TVP-VAR-R3-SV se incrementó en 0.24%. En el caso de los modelos TVP-VAR-SV y TVP-VAR, la respuesta del ratio de la cartera morosa respecto a un aumento de la depreciación cambiaria en términos reales, se muestra atípica a la evidencia empírica encontrada para el caso peruano, esto debido, a que se observa un efecto negativo, el cual no es congruente con los resultados obtenidos en los demás modelos. Por otro lado, el modelo CVAR, muestra respuestas constantes para para toda la muestra, esto debido a que los coeficientes y la volatilidad estocástica son constantes.

**Figura 6**

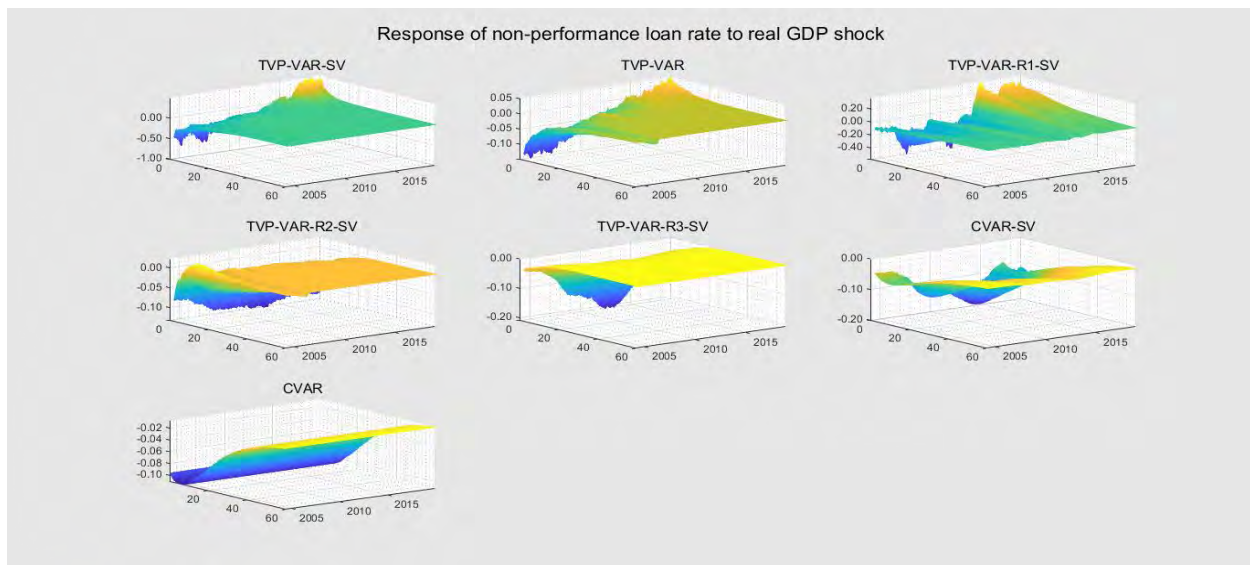
Medianas cambiantes en el tiempo de las FIRs ante un choque cambiario. Respuesta del ratio de morosidad en moneda extranjera para el modelo general y sus demás versiones.



Asimismo, se observa en la Figura 7, que un aumento de 1% del crecimiento del PBI real en un contexto de CFI, para el caso del modelo CVAR-SV, el ratio de morosidad experimentó una disminución de 0.13%, mientras que en el modelo TVP-VAR-R3-SV la caída fue de 0.14%, específicamente en el periodo de julio de 2008. Por otro lado, se observó que durante el periodo 2012-2013, un choque positivo en el crecimiento del PBI real generó para el modelo CVAR-SV y TVP-VAR-R3-SV una reducción de 0.18% y 0.21% en el ratio de morosidad respectivamente.

### Figura 7

Medianas cambiantes en el tiempo de las FIRs ante un choque del PBI real. Respuesta del ratio de morosidad en moneda extranjera para el modelo general TVP-VAR-SV y demás versiones.

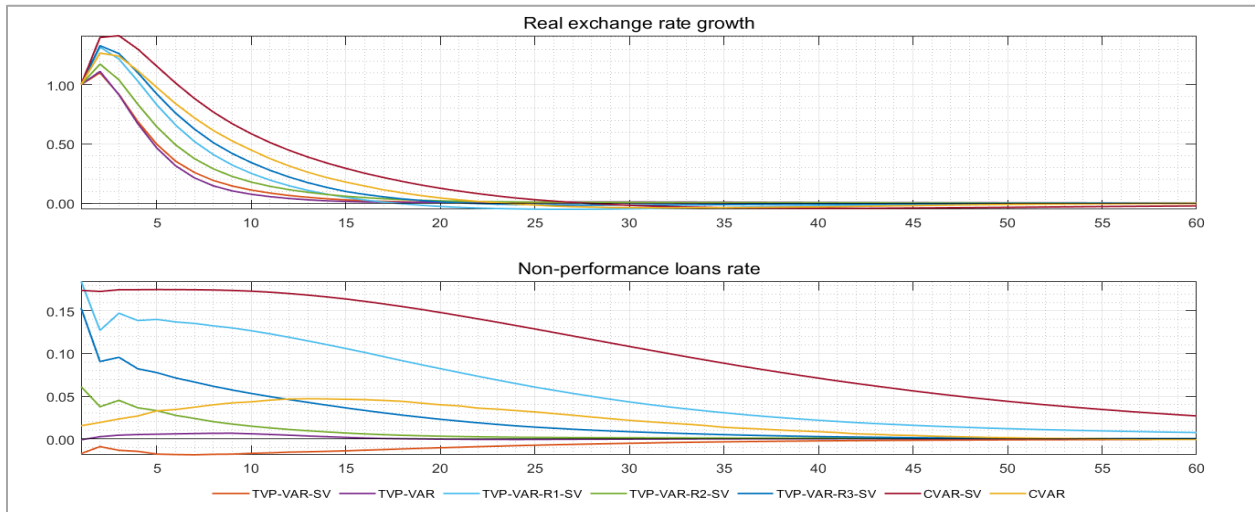


Además, podemos apreciar en la Figura 8, la mediana de las FIRs donde se realiza una comparación entre todos los modelos estimados. En este caso, se presenta un choque cambiario, expresado por un aumento en 1% de la depreciación cambiaria real, el cual genera que el ratio de la morosidad experimente un efecto positivo. Asimismo, se observa en los modelos CVAR-SV y TVP-VAR-R1-SV que este tipo de choque aparenta ser permanente, ya que no muestra convergencia en un horizonte temporal de 60 meses. Por otro lado, los demás modelos muestran que alcanzan un efecto máximo entre los 41 a 48 meses aproximadamente.

Al realizar el análisis estructural a través de las FIRs de los modelos seleccionados CVAR-SV y TVP-VAR-R3-SV, se puede observar en la Figura 9, que en el modelo CVAR-SV una depreciación cambiaria real de 1%, aumenta el ratio de la morosidad en moneda extranjera en 0.17%, asimismo, el impacto de este choque cambiario es persistente, si bien se aprecia una ligera caída a partir del segundo mes, continúa disminuyendo en los meses siguientes; no obstante este impacto es persistente, ya que no se disipa en un horizonte de 60 meses. Por otro lado, en el modelo TVP-VAR-R3-SV, se observa que una depreciación cambiaria real del 1%, muestra un efecto positivo de 0.15% en el ratio de la morosidad inmediatamente ocurrido el choque. Además, se puede apreciar que en el mes 20 aproximadamente este choque alcanza su efecto máximo respecto al ratio de morosidad, exhibiendo posteriormente convergencia. Por otra parte, ante a un aumento del 1% del crecimiento del PBI real, el ratio de morosidad muestra un efecto negativo, reduciéndose en 0.11% para el modelo CVAR-SV, en donde el impacto de este choque muestra persistencia en un horizonte de 60 meses, mientras que en el modelo TVP-VAR-R3-SV, se puede observar que la morosidad tiene una caída de 0.12%, alcanzando su efecto máximo en el mes diez aproximadamente.

**Figura 8**

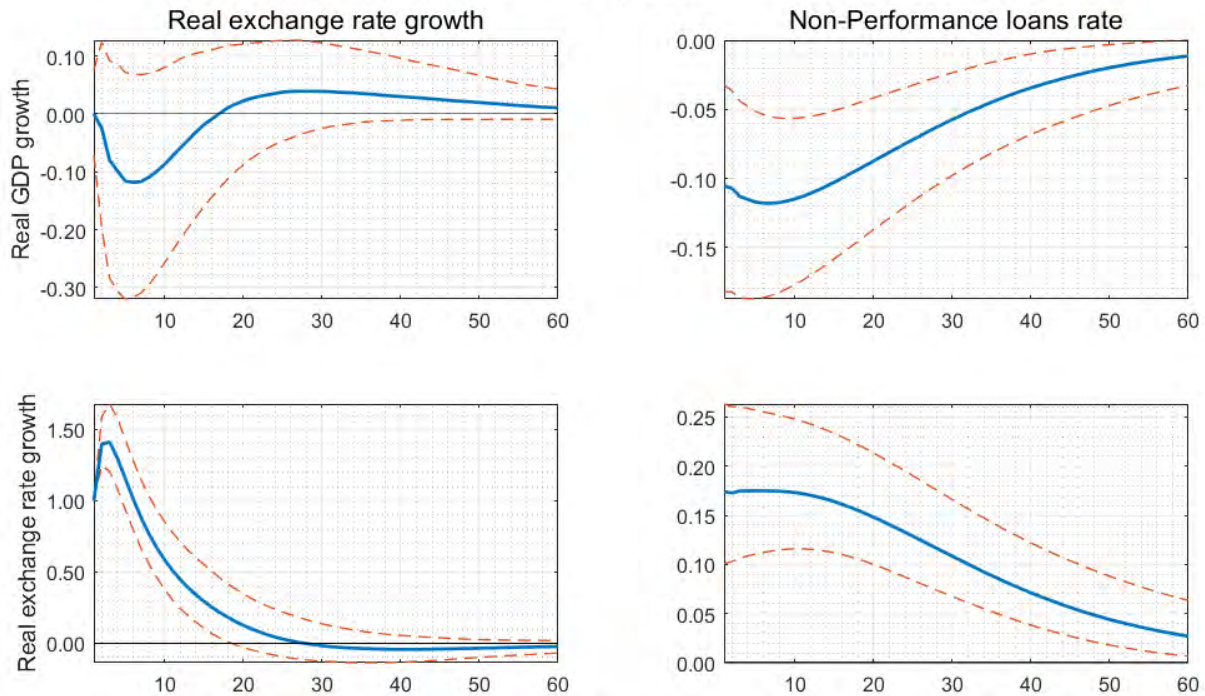
Mediana de las FIRs ante un choque cambiario respecto al ratio de morosidad en moneda extranjera para el modelo general y sus demás versiones.



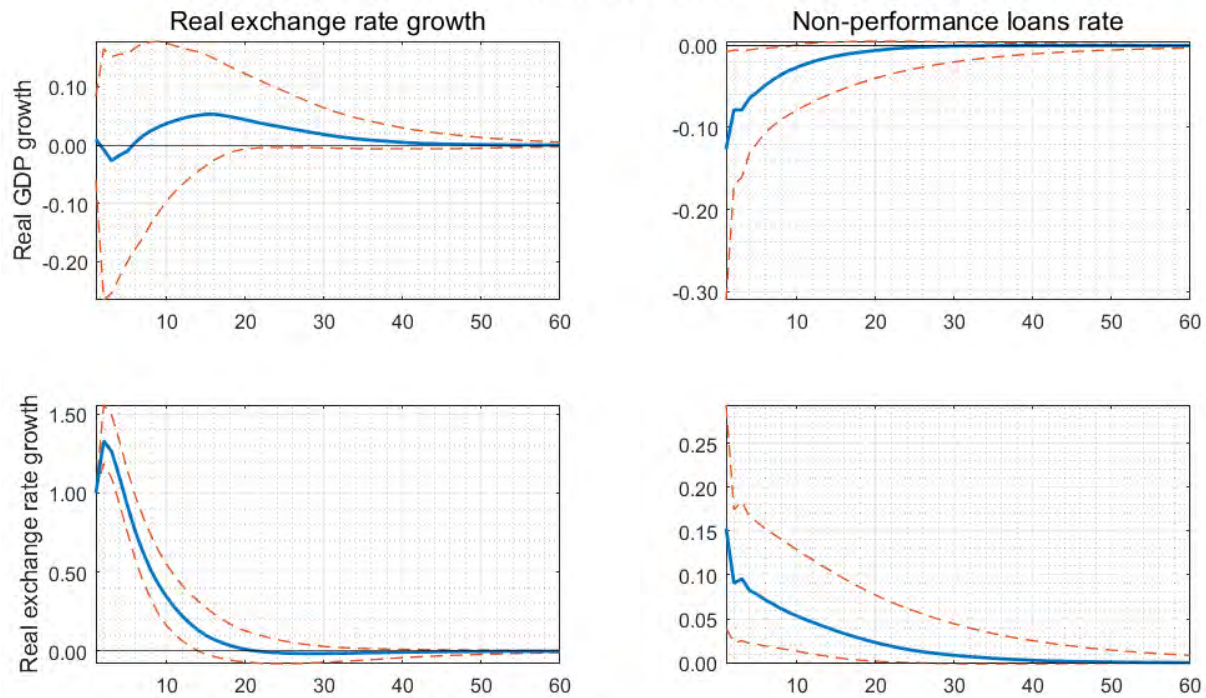
**Figura 9**

Mediana de las FIRs ante un choque de actividad económica y choque cambiario. Las filas representan los choques y las columnas las respuestas del tipo de cambio real y el ratio de la morosidad en moneda extranjera. La línea azul son las medianas y la línea roja su banda de error al 68%.

a) CVAR-SV



b) TVP-VAR-R3-SV



### 5.3. Análisis de robustez

La estimación del modelo de vectores autorregresivos (VAR) convencional, a menudo enfrenta problemas de sobreparametrización y dimensionalidad. No obstante, esta situación se vuelve aún más compleja cuando se hace uso de modelos como el TVP-VAR-SV, el cual permite que los parámetros cambien en el tiempo. Por el lado de la dimensionalidad, se enfrenta a problemas como el aumento en la complejidad computacional, esto debido al aumento de variables en el modelo especificado. Por otra parte, la sobreparametrización genera ciertos problemas como el riesgo de sobreajuste, inestabilidad en los modelos respecto a los resultados obtenidos y la interpretación de resultados se torna más complicada a medida que se cuente con más parámetros. En este contexto, Chan et al., (2012), Koop y Korobilis (2012) y Belmonte et al., (2014) han expresado su preocupación respecto a la sobreparametrización en este tipo de modelos. Para poder mitigar estos problemas, en esta investigación se considera el análisis de sensibilidad, el cual permite realizar un análisis de robustez al realizarse cambios en la especificación del modelo, y a su vez analizar cómo afectan los cambios en la dimensionalidad y la parametrización a los resultados.

A partir de los resultados conseguidos del modelo principal y con la finalidad de evaluar la sensibilidad y la estabilidad de los resultados, se realizó ejercicios de robustez considerando modelos de menor y mayor dimensión en la especificación del modelo; es decir, un modelo con tres variables y posteriormente, otro modelo con cinco variables. Con la aplicación de estos ejercicios de robustez, se busca lo siguiente: (i) evaluar el performance de las variables; es decir, al incorporar nuevas variables al modelo se puede evaluar si contribuye en explicar la variabilidad de los datos y en el pronóstico, mientras si se quita alguna variable ayuda a identificar su importancia en la especificación del modelo. Además, (ii) evaluar la estabilidad de resultados, mediante la inclusión o eliminación de variables permite verificar si los modelos son robustos o sensibles a cambios en la especificación del modelo. Finalmente, (iii) controlar el riesgo de

sobreajuste, permite combinar diferentes configuraciones de las variables con la finalidad de mitigar el riesgo de sobreajuste.

### 5.3.1. Modelo con tres variables

En este caso, no se consideró la variable términos de intercambio, con la finalidad de determinar los efectos propiamente del tipo de cambio real y el PBI real sobre la morosidad en moneda extranjera. Se muestra en la Tabla 3, la  $\log ML_{CE}$  y el DIC estimado para los siete modelos VAR, en el caso de la  $\log ML_{CE}$ , para la comparación de modelos, a través del BF, señala que el modelo CVAR-SV es  $5.9 \times 10^7$  y  $3.2 \times 10^9$  más preferido que el modelo TVP-VAR-R3-SV y TVP-VAR-R1-SV, que son el segundo y tercer mejor modelo respectivamente. Por otra parte, se puede indicar que los modelos CVAR-SV y TVP-VAR-R1-SV tienen mejor ajuste a los datos, de acuerdo al DIC.

Asimismo, en la Figura 10, se aprecia para el modelo CVAR-SV, que un aumento del 1% de la depreciación cambiaria real incrementa en 0.18% el ratio de la morosidad en moneda extranjera inmediatamente después de originarse el choque. Posteriormente, se observó que la cartera morosa en el siguiente periodo se ha mantenido constante alrededor de esa cifra aproximadamente, a partir de ello, comienza con una caída que es persistente, que sobrepasa el horizonte de 60 meses. En el caso del modelo TVP-VAR-R1-SV, al momento de originarse el choque cambiario, la respuesta inmediata de la morosidad en moneda extranjera, fue de un aumento de 0.25%, posteriormente alcanzando un impacto máximo de 3 meses.

Tabla 3  
Análisis de Robustez: Estimación de la Log  $ML_{CE}$  y el DIC con tres variables

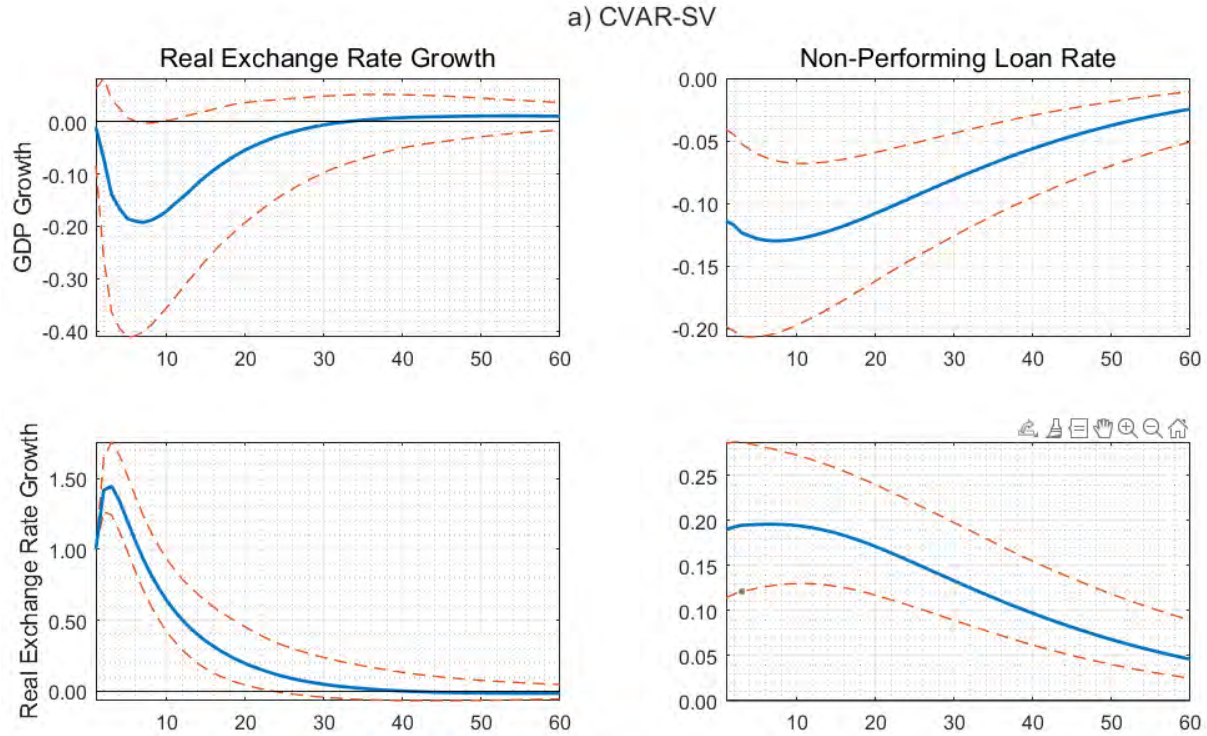
	TVP-SV	TVP	TVP-R1-SV	TVP-R2-SV	TVP-R3-SV	CVAR-SV	CVAR
Log $ML_{(CE)}$	-761.7 (0.24)	-896.9 (0.06)	<b>-709.4</b> (0.05)	-748.6 (0.29)	<b>-706.2</b> (0.69)	<b>-687.6</b> (0.01)	-843.5 (0.00)
DIC	1370.5 (0.81)	1562.9 (0.89)	<b>1233.3</b> (0.57)	1339.1 (0.62)	<b>1268.9</b> (3.43)	<b>1184.2</b> (0.32)	1397.9 (0.25)
$\rho D$	26.9 (0.69)	22.8 (0.37)	28.3 (0.29)	27.1 (0.35)	32.2 (0.60)	28.9 (0.17)	25.1 (0.08)

### 5.3.2. Modelo con cinco variables

En el modelo con cinco variables, se incorporó al modelo principal la variable tasa de crecimiento de los créditos en moneda extranjera. Según Foglia (2022), esta variable puede tener un impacto positivo o negativo en la morosidad, esto debido básicamente al crecimiento económico y a las preferencias de las entidades financieras por asumir riesgo, por lo que, en la fase de expansión del ciclo económico, las entidades financieras suelen otorgar más créditos a las familias y empresas, ya que cuentan con mayor capacidad de pago, mientras ocurre lo contrario en una fase de contracción del ciclo económico. Asimismo, las entidades financieras que son más adversos al riesgo, prefieren otorgar créditos, solamente a los prestatarios que mantienen solidez financiera, lo que implica una menor morosidad de la cartera de créditos.

**Figura 10**

Análisis de robustez, modelo con tres variables: Mediana de las FIRs ante un choque de actividad económica y choque cambiario. Las filas representan los choques y las columnas las respuestas del tipo de cambio real y ratio de morosidad. La línea azul son las medianas y la línea roja su banda de error al 68%.



La Tabla 4, muestra las estimaciones de la  $\log ML_{CE}$  y el DIC para el modelo con cinco variables, en ese sentido, los resultados muestran similitud a lo encontrado en la Tabla 2, donde de acuerdo al DIC se obtuvieron como mejores modelos al CVAR-SV y TVP-VAR-R3-SV. La Figura 11, para el modelo CVAR-SV, se observó que un aumento de 1% de la depreciación cambiaria real tiene un efecto positivo de 0.17% en la morosidad en moneda extranjera; a su vez, se observa una reducción en los meses posteriores, donde el choque cambiario es persistente en más de un horizonte de 60 meses. Por otro lado, para el modelo TVP-VAR-R3-SV, se indica que un choque cambiario tiene un efecto positivo en la morosidad en moneda extranjera, aumentando en 0.19%, el cual es una magnitud superior en comparación al modelo CVAR-SV. Asimismo, la cartera morosa en moneda extranjera muestra que el impacto del choque alcanza un efecto máximo cercano a los 22 meses aproximadamente.

Los resultados obtenidos en este modelo con cinco variables son similares a los hallazgos de un modelo con cuatro variables; por lo tanto, se estaría respaldando los resultados del modelo principal, donde se seleccionan como mejores modelos al CVAR-SV y al TVP-VAR-R3-SV.

Tabla 4  
Análisis de Robustez: Estimación de la Log  $ML_{CE}$  el DIC con cinco variables

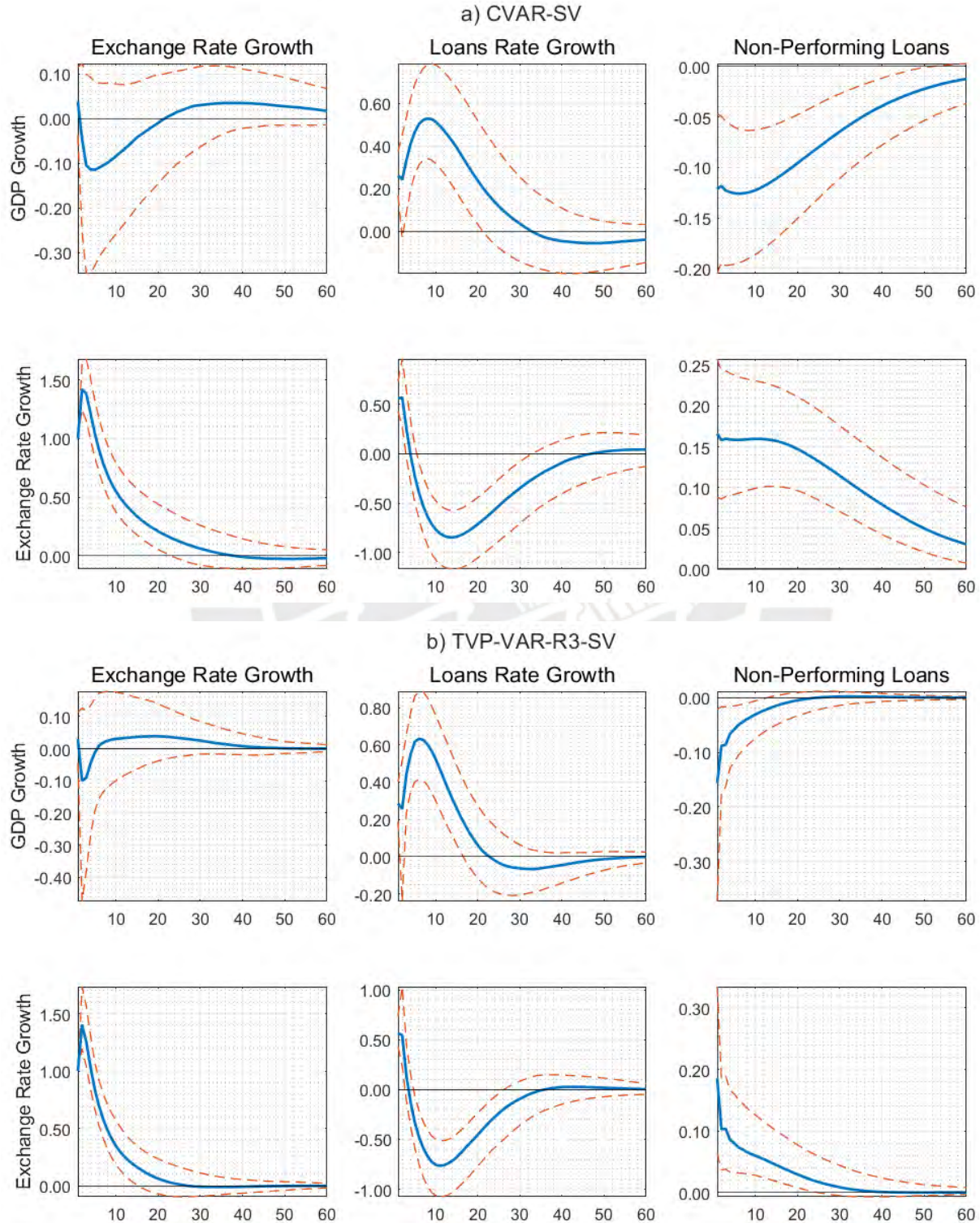
	TVP-SV	TVP	TVP-R1-SV	TVP-R2-SV	TVP-R3-SV	CVAR-SV	CVAR
Log $ML_{(CE)}$	-1925.3 (0.49)	-2054.0 (0.24)	<b>-1835.2</b> (0.19)	-1896.3 (0.52)	<b>-1795.3</b> (0.93)	<b>-1773.7</b> (0.03)	-1955.3 (0.01)
DIC	3452.7 (1.88)	3641.6 (1.25)	<b>3212</b> (0.96)	3381.9 (1.59)	<b>3156.8</b> (3.25)	<b>3062.6</b> (0.82)	3313.3 (0.25)
pD	64.5 (1.14)	60.8 (0.45)	72.8 (0.48)	65.0 (0.52)	73.5 (0.74)	73.4 (0.42)	66.8 (0.10)

### 5.3.3. Modelos con submuestras o subconjuntos de datos

Con el propósito de continuar con el análisis de robustez, se aplica otro ejercicio para evaluar la estabilidad de los resultados obtenidos y a su vez, examinar un posible sobreajuste del modelo. Teniendo en cuenta, que la muestra de estudio abarca el periodo 2004M01-2019M12 y cuenta con 192 observaciones, en este ejercicio de robustez, se generan dos submuestras que se encuentran fuera de la muestra original. La primera, está comprendida al periodo 2004M01-2010M12 mientras que la segunda corresponde al periodo 2004M01-2016M12. Los resultados de la estimación del modelo general TVP-VAR-SV y sus demás versiones restrictas, aplicadas para las dos submuestras, indican que los modelos CVAR-SV y TVP-VAR-R3-SV son los modelos con mejor ajuste a los datos. Entonces, los resultados obtenidos en este ejercicio de robustez, están acorde con los resultados generales. Es preciso mencionar que, los resultados están disponibles en el Apéndice B y C.

### Figura 11

Análisis de robustez, modelo con cinco variables: Mediana de las FIRs ante un choque de la actividad económica y choque cambiario. Las filas representan los choques y las columnas las respuestas del tipo de cambio real, crecimiento de los préstamos y ratio de la morosidad en moneda extranjera. La línea azul son las medianas y la línea roja su banda de error al 68%.



## 6. Conclusiones

El propósito de esta investigación, es estudiar el efecto e impacto que genera una depreciación cambiaria real en la dinámica de la morosidad en la economía peruana. Con tal efecto, se resalta el rol preponderante que cumple el sistema financiero en la intermediación de fondos prestables hacia las familias y empresas que requieren financiamiento para sus decisiones de consumo e inversión. No obstante, los niveles elevados de préstamos morosos en el sistema financiero pueden amenazar la estabilidad financiera y macroeconómica de un país; más aún si esta se encuentra parcialmente dolarizada, ya que conlleva a la exposición de riesgos sistémicos.

La economía peruana ha experimentado diversas reformas estructurales en las últimas décadas; además de estar expuesta a choques de origen externo; ante estos acontecimientos hace suponer que, la dinámica de la morosidad no se ha mantenido constante a través del tiempo, como proponen diversas investigaciones que utilizan metodologías convencionales; por lo tanto, esta investigación hará uso de técnicas econométricas que se enfocan en la inferencia bayesiana, que puedan capturar adecuadamente el comportamiento de los datos. En ese sentido, se propone un modelo con parámetros que cambian en el tiempo y varianza heterocedástica de las innovaciones.

Esta investigación utiliza información mensual para la economía peruana, durante el periodo 2003-2019; además de un modelo de vectores autorregresivos con parámetros cambiantes en el tiempo y volatilidad estocástica, que fue propuesto por Chan y Eisenstat (2018), el cual considera un modelo general y versiones restrictas. Asimismo, para la estimación y comparación de modelos solo se consideró siete de los diez modelos propuestos. Por otro lado, para la especificación del modelo, se consideró a los términos de intercambio, crecimiento del PBI real, tipo de cambio real y ratio de la cartera morosa en moneda extranjera.

Por otra parte, respecto a la selección de modelos con mejor ajuste de los datos, se eligió CVAR-SV y TVP-VAR-R3-SV. Los dos modelos seleccionados resaltan la importancia de la volatilidad estocástica ya que permite un mejor ajuste de los datos, descartando así los modelos TVP-VAR y CVAR. Cabe precisar, que el CVAR-SV mantiene constante los parámetros, mientras permite que las volatilidades cambien en el tiempo, ya sea, por el tipo de cambio real y/o la morosidad en moneda extranjera, el cual están asociados a las reformas estructurales y choques externos suscitadas en la economía peruana.

Los resultados a través de las FIRs, evidencian que una depreciación cambiaria real tiene un efecto positivo en el ratio de la cartera morosa, mientras que el efecto del crecimiento del PBI real es negativo, estos resultados encontrados, están acorde con la evidencia empírica para el caso peruano. En el caso del modelo CVAR-SV, un incremento de 1% de la depreciación cambiaria real, aumenta en 0.17% el ratio de la morosidad en moneda extranjera; no obstante, el impacto que genera este choque cambiario, se vuelve persistente, debido a que no alcanza su impacto máximo dentro de un horizonte de 60 meses. Asimismo, en el modelo TVP-VAR-R3-SV, muestra que la respuesta del ratio de la morosidad en moneda extranjera se incrementa en 0.15% ante el choque cambiario, llegando a 0.08% en el segundo mes y posteriormente, en el tercer mes a 0.09%, para luego converger hasta alcanzar su efecto máximo cercano a los 20 meses después de ocurrido el choque, donde muestra significancia, y posteriormente exhibe una caída persistente que sobrepasa los 60 meses. En comparación, al modelo CVAR-SV, se puede indicar que el impacto del choque cambiario en este modelo, es persistente y de largo plazo.

La investigación contribuye a la literatura empírica a nivel macroeconómico a cerca de los determinantes que tienen incidencia en la morosidad en moneda extranjera; además, emplea un modelo TVP-VAR-SV, el cual aún no fue planteado en otras investigaciones sobre la dinámica de la morosidad en el Perú. Asimismo, esta investigación no incluye los efectos del Covid-19 en la dinámica de la morosidad en moneda extranjera del sistema financiero peruano, el cual sería interesante proponer como una extensión al documento.

## 7. Referencias

- Abid, L., Ouertani, M. N. y Zouari-Ghorbel, S. (2014). Macroeconomic and Bank-specific Determinants of Household's Non-performing Loans in Tunisia: A Dynamic Panel Data. *Procedia Economics and Finance*, 13, 58-68.  
[https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(14\)00430-4](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(14)00430-4)
- Anita, S.S., Tasnova, N. y Nawar, N. (2022). Are non-performing loans sensitive to macroeconomic determinants? an empirical evidence from banking sector of SAARC countries. *Future Business Journal*, 8(7).  
<https://doi.org/10.1186/s43093-022-00117-9>
- Azabache, P. (2005). Aproximando la Importancia del Riesgo Cambiario Crediticio en Sistemas Bancarios Parcialmente Dolarizados. Ministerio de Economía y Finanzas, *Documento de trabajo 01/2005*.
- Azabache, P. (2009). Efectos No-Lineales de las Variaciones del Tipo de Cambio sobre el Riesgo Cambiario-Crediticio. Evidencia Empírica para el Perú. Banco Central de Reserva del Perú, *Revista Estudios Económicos* 18, 41-59.
- Belmonte, M., Koop, G., y Korobilis, D., (2014). Hierarchical shrinkage in time-varying coefficients models. *Journal of forecasting* 33(1), 80-94.
- Benavides-Franco, J., Carabalí-Mosquera, J., Alonso, J.C., Taype-Huaman, I., Buenaventura, G. y Meneses, L.A. (2023). The evolution of loan volume and non-performing loans under COVID-19 innovations. *Heliyon*, 9(4): e15420.  
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e15420>
- Castillo, P., Montoro, C. y Tuesta, V. (2008). Política monetaria en una economía con dolarización parcial. Banco Central de Reserva del Perú, *Revista Moneda*, 138, 25-28.
- Chan, J.C.C., Koop, G., Leon-Gonzales, R., y Strachan, R. (2012), Time varying dimension models. *Journal of Business and Economic Statistics*, 30(3), 358-367.
- Chan, J.C.C y Eisenstat, E. (2015), Marginal Likelihood Estimation with the Cross-Entropy Method. *Econometric Reviews*, 34(3), 256-285.  
<https://doi.org/10.1080/07474938.2014.944474>
- Chan, J.C.C. y Eisenstat, E. (2018), Bayesian Model Comparison for Time-Varying Parameter VARs with Stochastic Volatility. *Journal of Applied Econometrics*, 33(4), 509-532.  
<https://doi.org/10.1002/jae.2617>.
- Chan, J. C., and Grant, A. L. (2016). Fast Computation of the Deviance Information Criterion for Latent Variable Models. *Computational Statistics & Data Analysis* 100, 847-859.  
<https://doi.org/10.1016/j.csda.2014.07.018>
- Chan, J. C., and Jeliazkov, I. (2009). Efficient simulation and integrated likelihood estimation in state space models. *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation* 1, 101-120.

- Choy, M. y Chang, G. (2014), Medidas macroprudenciales aplicadas en el Perú. Banco Central de Reserva del Perú, *Revista Estudios Económicos*, 27, 25-50.
- Cogley, T. y Sargent, T.J. (2005), Drifts and volatilities: monetary policies and outcomes in the post WWII US. *Review of Economic Dynamics*, 8(2), 262-302.  
<https://doi.org/10.1016/j.red.2004.10.009>
- Contreras, A., Gondo, R., Pérez, F., y Oré, E. (2018). Assessing the impact of credit de-dollarization measures in Peru. Banco Central de Reserva del Perú, *Documento de Trabajo*, DT.N°.2018-009.
- Cortés, D. y Soriano, P. (2024), Analysis of Macroeconomic Determinants of Non-Performance in Consumer and Mortgage Loans. *Finance Research Letters*, 61:104939.
- Fakhrunnas, F., Nugrohowati, R. N. I., Haron, R., y Anto, M. B. H. (2022). The Determinants of Non-Performing Loans in the Indonesian Banking Industry: An Asymmetric Approach Before and During the Pandemic Crisis. *SAGE Open*, 12(2).  
<https://doi.org/10.1177/21582440221102421>
- Foglia, M. (2022). Non-Performing Loans and Macroeconomics Factors: The Italian Case. *Risks*, 10(1):21.  
<https://doi.org/10.3390/risks10010021>
- Galvis-Ciro, J.C., Oliveira de Moraes, C. y García-Lopera, J. (2023). The Macroeconomic Impact on Bank's Portfolio Credit Risk: The Colombian Case. *Emerging Markets Finance and Trade*, 59(1).
- García, M. (2011). Factores que impulsan la desdolarización en el Perú. Banco Central de Reserva del Perú, *Revista Estudios Económicos*, 21, 23-40.
- Hada, T., Bărbuță-Mișu, N., Luga, I.C. y Wainberg D. (2020). Macroeconomic Determinants of Nonperforming Loans of Romanian Banks. *Sustainability*, 12(18):7533.  
<https://doi.org/10.3390/su12187533>
- Kadirgan, C. (2023). Exchange rate driven balance sheet effect and capital flows to emerging market economies. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 88, 35-45.
- Kanapickienė, R., Keliuotytė-Staniulėnienė, G., Vasiliauskaitė, D., Špicas, R., Neifaltas, A. y Valukonis, M. (2023). Macroeconomic Factors of Consumer Loan Credit Risk in Central and Eastern European Countries. *Economies*, 11(4),102.  
<https://doi.org/10.3390/economies11040102>
- Koop, G. y Korobilis, D. (2012). Forecasting inflation using dynamic model averaging. *International Economic Review* 53(3).
- Lahura, E. y Espino, F. (2019). Cartera morosa en moneda extranjera y tipo de cambio real: Evidencia para el Perú, 2003-2018. Banco Central de Reserva del Perú, *Revista Estudios Económicos* 37, 31-48.
- Marcelín, I. y Mathur, I. (2016). Financial sector development and dollarization in emerging economies. *International Review of Financial Analysis* 46, 20-32.

<https://doi.org/10.1016/j.irfa.2016.04.010>

Messai, A.S. y Gallali, M.I. (2019). Macroeconomic determinants of credit risk: a P-VAR approach evidence from Europe. *International Journal of Monetary Economics and Finance*, 12(1), pp. 15-24.

<https://doi.org/10.1504/IJMEF.2019.098638>

Muñoz, J. (1999). Calidad de cartera del sistema bancario y el ciclo económico: Una aproximación econométrica para el caso peruano. Banco Central de Reserva del Perú, *Revista Estudios Económicos* 5, 107-118.

Naili, M. y Lahrichi, Y. (2022). Bank's credit risk, systematic determinants and specific factors: recent evidence from emerging markets. *Heliyon*, 8(2).

<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e08960>

Nakajima, J. (2011), Time-Varying Parameter VAR Model with Stochastic Volatility: An Overview of Methodology and Empirical Applications. *Monetary and Economic Studies*, 29, 107-142.

Neanidis K. y Savvab C. (2009). Financial dollarization: Short-run determinants in transition economies. *Journal of Banking & Finance*, 33(10), 1860-1873.

Niepmann F. y Schmidt-Eisenlohr T. (2022). Foreign currency loans and credit risk: Evidence from U.S. banks. *Journal of International Economics*, 135:103558.

<https://doi.org/10.1016/j.jinteco.2021.103558>

Nigmonov, A., Shams, S. y Alam, K. (2022). Macroeconomic determinants of loan defaults: Evidence from the U.S. peer-to-peer lending market. *Research in International Business and Finance*, 59.

<https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2021.101516>

Primiceri, G. (2005), Time Varying Structural Vector Autoregressions and Monetary Policy. *The Review of Economic Studies*, 72(3), 821-852.

<https://www.jstor.org/stable/3700675>

Sims, C. (1980), Macroeconomic and Reality. *Econometrica*, 48(1), 1-48.

<https://doi.org/10.2307/1912017>

Staehr, K. y Uusküla, L. (2021). Macroeconomic and macro-financial factors as leading indicators of non-performing loans: Evidence from the EU countries. *Journal of Economic Studies*, 48(3), 720-740.

Syed, A. y Aidyngul, Y. (2022). Macro economical and bank-specific vulnerabilitis of nonperforming loans: A comparative analysis of developed and developing countries. *Journal of Public Affairs*, 22(2).

Szarowská, I. (2018). Effect of macroeconomic determinants on non-performing loans in Central and Eastern European countries. *International Journal of Monetary Economics and Finance*, 11(1), 20-35.

<http://dx.doi.org/10.1504/IJMEF.2018.090564>

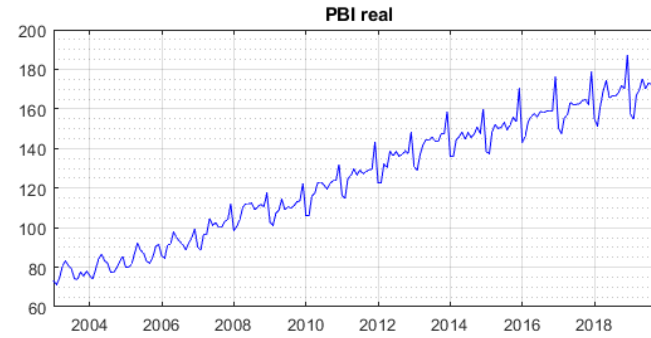
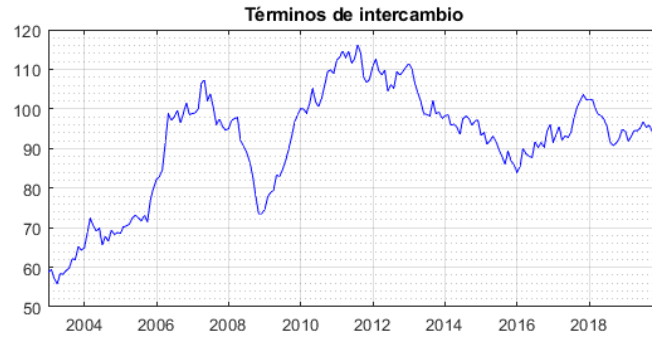
Uhlig, H. (1997). Bayesian Vector Autoregressions with Stochastic Volatility. *Econometrica*, 65(1), 59-73.

Yilmaz, Ş. (2022). Determinants of non-performing consumer loans for Turkey: ARDL bounds testing approach. *Business, Management and Economics Engineering*, 20(2), 312–328.  
<https://doi.org/10.3846/bmee.2022.16936>

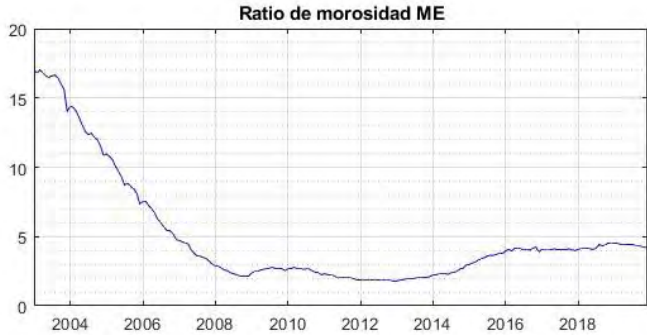


## 8. Apéndice

**Figura A-1**  
Series de tiempo en niveles. Muestra 2003M1-2019-M12



**Figura A-2**  
Series de tiempo en tasas de crecimiento anual. Muestra 2003M1-2019-M12



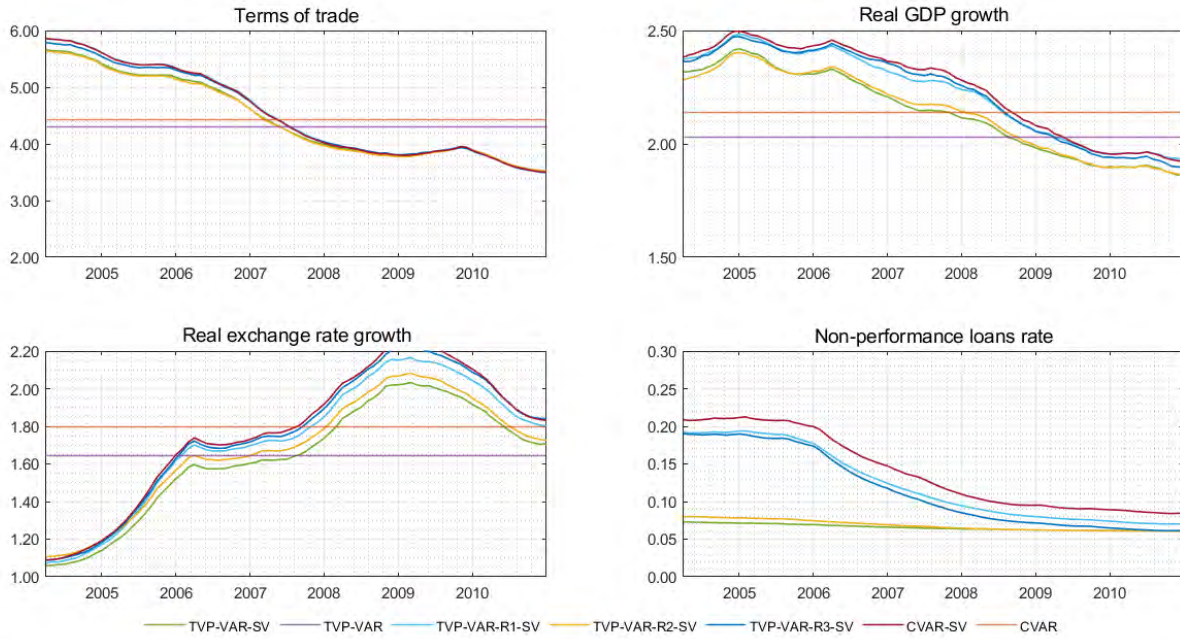
**Tabla B1.**

Análisis de Robustez: Estimación de la LogML<sub>CE</sub> y el DIC para la submuestra-1 que comprende el periodo 2004M01-2010M12

	TVP-SV	TVP	TVP-R1-SV	TVP-R2-SV	TVP-R3-SV	CVAR-SV	CVAR
Log-ML	-759.6 (0.28)	-814.2 (0.19)	-735.2 (0.13)	-751.0 (0.25)	<b>-722.7</b> (0.80)	<b>-713.9</b> (0.02)	-783.5 (0.01)
DIC	1286.8 (0.91)	1357.3 (1.27)	1210.8 (0.59)	1258.9 (0.81)	<b>1177.4</b> (1.70)	<b>1143.4</b> (0.95)	1237.7 (0.17)
$P_D$	41.3 (0.48)	38.8 (0.58)	46.8 (0.35)	41.2 (0.55)	46.1 (0.59)	48.4 (0.46)	42.5 (0.10)

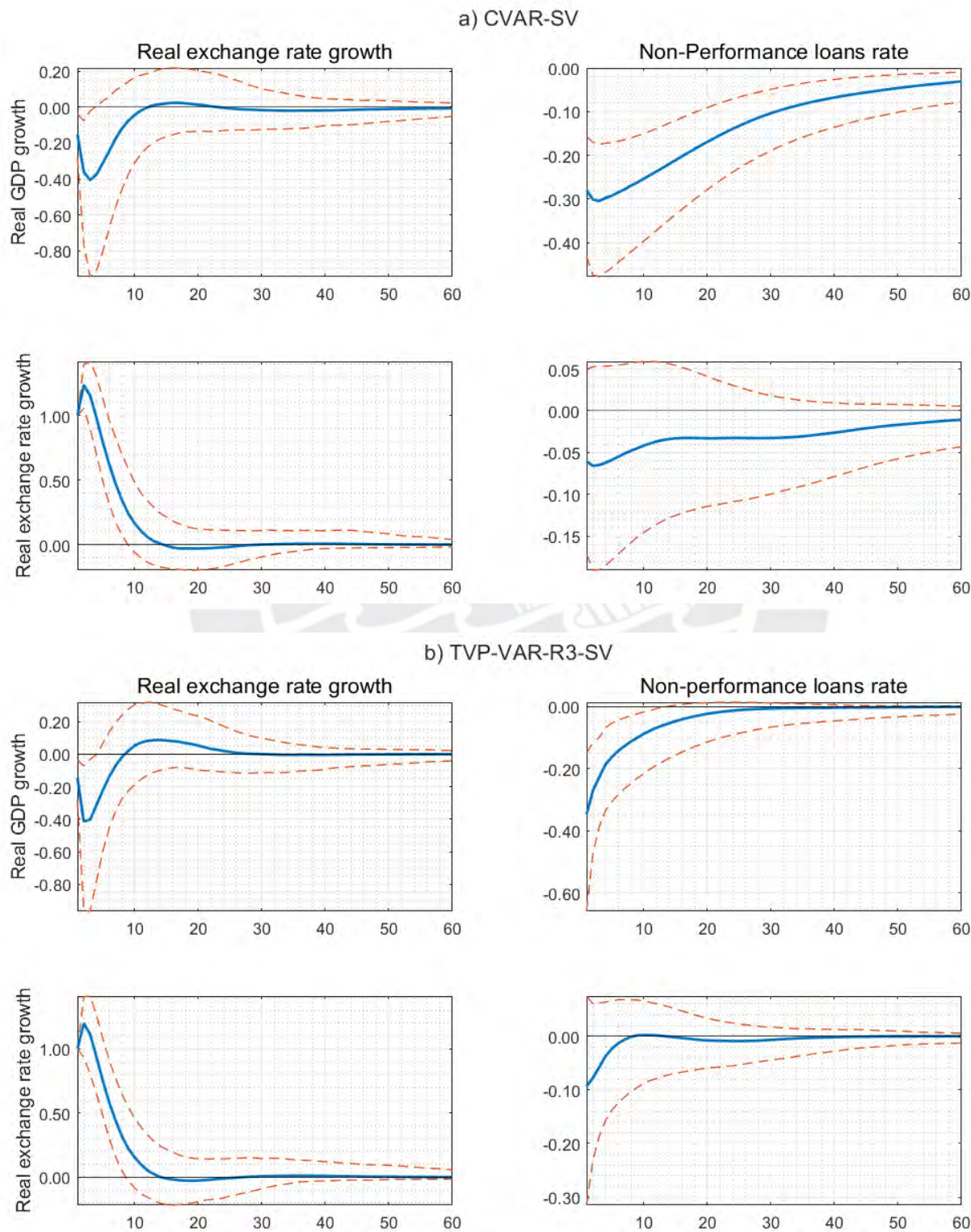
**Figura B-1**

Mediana de los valores de la desviación estándar de las innovaciones para los siete modelos de cada ecuación para la submuestra-1 que comprende el periodo 2004M01-2010M12



**Figura B-2**

Análisis de robustez, Submuestra-1 que comprende el periodo 2004M01-2010M12: Mediana de las FIRs ante un choque de la actividad económica y choque cambiario. Las filas representan los choques y las columnas las respuestas del tipo de cambio real, crecimiento de los préstamos y ratio de la morosidad en moneda extranjera. La línea azul son las medianas y la línea roja su banda de error al 68%.



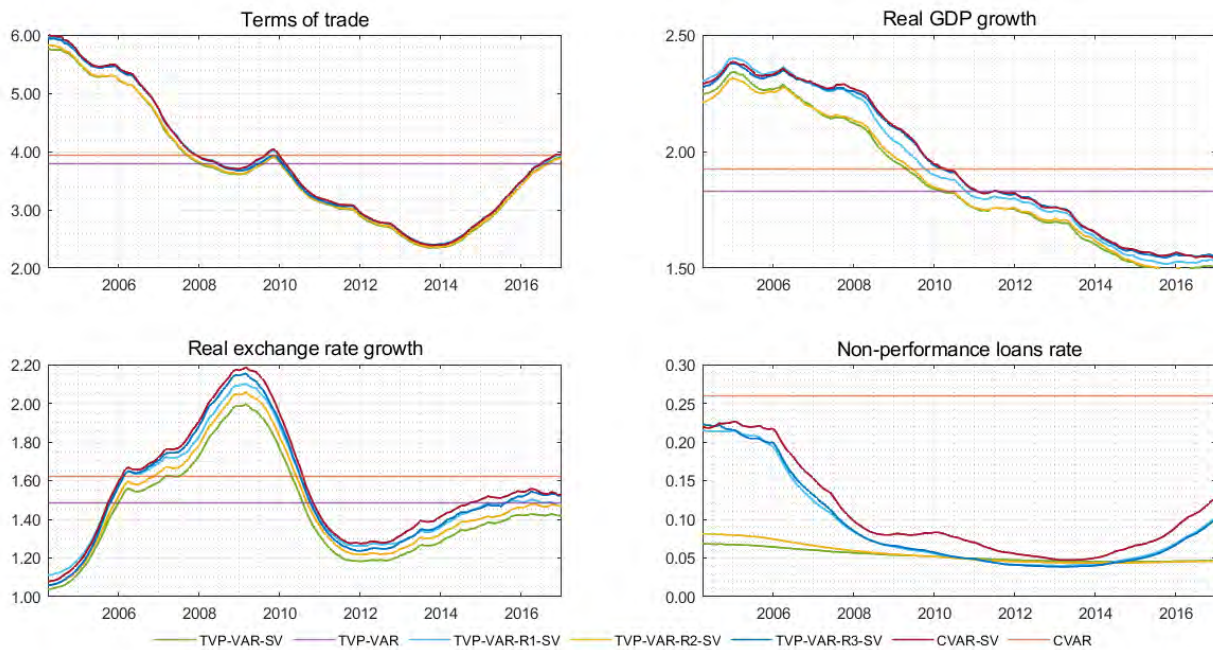
**Tabla C-1**

Análisis de Robustez: Estimación de la LogML<sub>CE</sub> y el DIC para la submuestra-2 que comprende el periodo 2004M01-2016M12

	TVP--SV	TVP	TVP-R1-SV	TVP-R2-SV	TVP-R3-SV	CVAR-SV	CVAR
Log-ML	-1187.8 (0.32)	-1302.1 (0.20)	-1127.1 (0.08)	-1169.0 (0.29)	<b>-1102.7</b> (0.37)	<b>-1087.6</b> (0.02)	-1234.3 (0.01)
DIC	2116.5 (1.58)	2283.6 (1.14)	1956.9 (0.45)	2071.0 (1.42)	<b>1921.0</b> (2.00)	<b>1859.5</b> (0.77)	2066.1 (0.25)
$P_D$	41.6 (1.13)	38.9 (0.55)	49.1 (0.27)	44.0 (0.91)	48.4 (0.27)	48.9 (0.37)	43.1 (0.08)

**Figura C-1**

Mediana de los valores de la desviación estándar de las innovaciones para los siete modelos de cada ecuación para la submuestra-2 que comprende el periodo 2004M01-2016M12



**Figura C-2**

Análisis de robustez, submuestra-2 que comprende el periodo 2004M01-2016M12: Mediana de las FIRs ante un choque de la actividad económica y choque cambiario. Las filas representan los choques y las columnas las respuestas del tipo de cambio real, crecimiento de los préstamos y ratio de la morosidad en moneda extranjera. La línea azul son las medianas y la línea roja su banda de error al 68%.

