

## Determinantes macroeconómicos de la morosidad bancaria en Perú

Paul Christian Espinoza Ipanaque<sup>1</sup>  - Universidad San Ignacio de Loyola, Perú

### Resumen

El objetivo es evaluar la respuesta de la morosidad bancaria por tipo de crédito frente a choques de las principales variables macroeconómicas en Perú desde el primer trimestre de 2012 hasta el primer trimestre de 2023. En línea con ello, las series fueron sometidas a pruebas de correlación, modelos de mínimos cuadrados ordinarios y vectores autorregresivos (VAR). Por su parte, la morosidad del segmento consumo responde significativamente al saldo de cartera, mientras que el segmento hipotecario lo hace ante la PEA ocupada y la TAMEX. Por otra parte, la morosidad del segmento no minorista responde significativamente al saldo de cartera, TAMEX, tipo de cambio y riesgo país, mientras que el segmento minorista lo hace frente a la PEA ocupada y precios del oro. Esto nos indica la importancia de realizar un análisis por segmentos. Una limitación del estudio es la no inclusión de variables específicas de cada entidad bancaria. Este estudio representa el primer empeño en identificar los determinantes macroeconómicos de la morosidad bancaria por tipo de cartera en Perú a través del análisis impulso-respuesta.

*Clasificación JEL: C32, E32, E44, G21.*

*Palabras clave: morosidad bancaria, impulso-respuesta, tipo de cambio, nivel de empleo, saldo cartera bancaria, VAR, Perú.*

## Macroeconomic Determinants of Nonperforming Loans of Peruvian Banks

### Abstract

The objective is to evaluate the response of nonperforming loans by type of credit to shocks of the main macroeconomic variables in Peru from the first quarter of 2012 to the first quarter of 2023. In line with this, the series were subjected to correlation tests, ordinary least squares models and vector autoregressive (VAR). The nonperforming loans of the consumer segment responds significantly to the portfolio balance, while the mortgage segment responds significantly to the occupied PEA and the TAMEX. On the other hand, the non-retail segment's nonperforming loan responds significantly to the portfolio balance, TAMEX, exchange rate and country risk, while the retail segment responds significantly to the occupied PEA and gold prices. This indicates the importance of carrying out an analysis by segments. A limitation of the study is the non-inclusion of specific variables of each banking entity. This study represents the first effort to identify the macroeconomic determinants of nonperforming loans by type of portfolio in Peru through impulse-response analysis.

*JEL Classification: C32, E32, E44, G21.*

*Keywords: nonperforming loans, impulse-response, exchange rate, employment level, bank portfolio balance, VAR, Peru.*

<sup>1</sup> Autor de correspondencia. Email: [ppespino24@gmail.com](mailto:ppespino24@gmail.com)

\* Sin fuente de financiamiento para el desarrollo de esta investigación.

## 1. Introducción

Luego de la crisis financiera internacional de 2008, que impactó negativamente la actividad económica en distintas partes del mundo y cuyos efectos persistieron en el largo plazo, los organismos responsables de la supervisión financiera fortalecieron sus prácticas regulatorias e implementaron estándares internacionales alineados con el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (CDBS). No obstante, el sistema financiero global sigue expuesto a riesgos sistémicos. Ejemplo de ello es la turbulencia bancaria ocurrida en marzo de 2023, cuando colapsaron First Republic Bank, Signature Bank y Silicon Valley Bank en Estados Unidos, además de Credit Suisse en Suiza y el impacto negativo en Deutsche Bank.

La materialización de estos riesgos en economías desarrolladas podría trasladarse al ámbito financiero y real de las economías emergentes. Una menor demanda externa afectaría los ingresos de las empresas exportadoras y su capacidad de pago, incrementando el riesgo de crédito (Sarmiento, 2022). Este efecto se extendería al resto de sectores productivos, comprometiendo la estabilidad financiera (Ríos y Gómez, 2014). Además, la teoría económica sostiene que los bancos tienden a relajar sus estándares crediticios durante expansiones económicas y a endurecerlos en recesiones, reflejando un comportamiento anticíclico en la oferta de crédito (Cao et al., 2022).

La morosidad bancaria, entendida como el deterioro de la capacidad de pago de los agentes frente a sus obligaciones financieras (Khan et al., 2020), constituye un indicador clave para evaluar la estabilidad del sistema financiero. Esta variable concentra información relevante para los entes reguladores y las entidades bancarias (Baldini y Causi, 2020). Si bien el PBI es uno de sus principales determinantes (Chavan y Gambacorta, 2019; Fallanca et al., 2020), otros factores también son influyentes. Stachr y Uusküla (2021) destacan el rol de la inflación, especialmente en contextos de alta volatilidad de los precios internacionales de los commodities, mientras que Saliba et al. (2023) subrayan la relevancia del riesgo país en economías emergentes.

Por su parte, Beck et al. (2015) señalan que las tasas activas de los préstamos afectan significativamente el nivel de morosidad, y Ciukaj y Kil (2020) identifican al empleo como un determinante clave. Desde esta perspectiva macroeconómica, analizar los factores que influyen en la morosidad resulta esencial para anticipar tensiones en el sistema financiero y garantizar su rol de intermediación eficiente (Bayar, 2019), así como para facilitar el consumo de los hogares (Madeira, 2023).

En el caso peruano, se trata de una economía pequeña y abierta, vulnerable tanto a shocks internos como externos. Durante la última década —exceptuando los años 2020 y 2021— se ha observado una desaceleración económica progresiva. Esto ha debilitado el mercado laboral, reduciendo los ingresos familiares y elevando el riesgo crediticio en los segmentos de consumo e hipotecario. A nivel empresarial, una menor inversión ha afectado la ejecución de proyectos vinculados al segmento no minorista, mientras que la desaceleración productiva ha deteriorado los flujos de caja de pequeñas empresas, elevando su morosidad.

Dado que el Perú es un país con alta dependencia de la demanda externa, el contexto internacional también influye significativamente (SBS, 2023). La estructura del sistema financiero peruano está altamente concentrada en la banca múltiple, la cual opera bajo un modelo de banca universal. A marzo de 2023, existían 17 bancos múltiples activos, los cuales concentraban el 82.6%

de los activos totales del sistema, el 85.0% del crédito directo y el 81.2% de los depósitos (SBS, 2023). De acuerdo con esta clasificación, el segmento no minorista representa el 55% del total de créditos, seguido por consumo (20%), hipotecario (17%) y minorista (8%). Estos datos muestran una clara diferenciación en el peso de cada segmento, lo que justifica el análisis segmentado propuesto por Bátiz et al. (2021) para mejorar la precisión en los modelos de predicción de morosidad.

En cuanto a la propiedad, el sistema presenta una combinación de capital nacional y extranjero. Instituciones como el BCP, Interbank y BanBif tienen participación mayoritaria local, mientras que BBVA Perú, Scotiabank y Citibank están controladas por grupos financieros internacionales. Aunque todos los bancos operan como universales, algunos se especializan relativamente en ciertos segmentos como consumo, hipotecario o corporativo, según su modelo de negocio y perfil de riesgo.

Cabe destacar que los cinco principales bancos del país concentran más del 80% de las colocaciones y depósitos, configurando una estructura de mercado oligopólica. Sin embargo, existe cierta dispersión en el segmento de microfinanzas y pequeñas empresas. En este contexto, el presente estudio se enfoca exclusivamente en los bancos múltiples, que representan el grueso del sistema financiero formal en el Perú, excluyendo entidades no bancarias como cajas municipales, rurales o financieras.

Para el análisis de los determinantes macroeconómicos de la morosidad, diversos estudios han utilizado paneles de datos bancarios. Así lo demuestran los trabajos de Akhter (2023), Marchela y Widoro (2023), Saliba et al. (2023), Galvis et al. (2023), Anita et al. (2022), Meneses et al. (2022), Stachr y Uusküla (2021), Ciukaj et al. (2020), Anastasiou et al. (2019), Conto et al. (2019), Urbina (2017), Vithessonthi (2016) y Beck et al. (2015). Sin embargo, muchas de estas investigaciones incorporan variables como rentabilidad o solvencia, cuyos valores son conocidos a posteriori, lo que limita su utilidad para fines predictivos o regulatorios.

Por ello, este estudio opta por un enfoque macroeconómico segmentado a través de dos metodologías. En primer lugar, se emplean estimaciones por mínimos cuadrados ordinarios (MCO), como proponen Anastasiou et al. (2019), para identificar los principales determinantes de la morosidad. En segundo lugar, se aplican modelos de Vectores Autorregresivos (VAR), como los utilizados por Benavides et al. (2023), Pellegrini (2019) y Banerjee y Murali (2017), a fin de evaluar el impacto dinámico de shocks macroeconómicos mediante funciones impulso-respuesta. Este enfoque permite modelar interdependencias sin imponer restricciones estructurales, siguiendo los lineamientos metodológicos de Court y Rengifo (2011).

En este contexto, el objetivo central del estudio es evaluar cómo responde la morosidad bancaria, desagregada por tipo de crédito, ante choques de las principales variables macroeconómicas entre el primer trimestre de 2012 y el primer trimestre de 2023. La hipótesis principal plantea que estos shocks tienen efectos diferenciados según el segmento crediticio, tanto en magnitud como en duración.

El principal aporte de esta investigación es ofrecer un análisis empírico robusto y segmentado de la morosidad bancaria en Perú desde una perspectiva macroeconómica. A diferencia de estudios anteriores, se incorpora una dimensión temporal del impacto de los choques económicos, lo cual permite generar insumos relevantes para la formulación de políticas de supervisión prudencial y estrategias de gestión del riesgo crediticio por parte de las entidades financieras.

---

## 2. Revisión de literatura

Anastasiou et al. (2019), Louzis et al. (2012), Ciukaj y Kil (2020) y Fallanca et al. (2020) analizan las respuestas de la morosidad bancaria frente a choques de variables macroeconómicas. Anastasiou et al. (2019) encuentran que los préstamos en mora aumentaron en Europa tras la crisis de 2008, siendo su impacto mayor en la periferia. Louzis et al. (2012), en Grecia, utilizan datos de panel dinámicos y hallan que el PBI, el desempleo y las tasas de interés son determinantes clave según tipo de crédito. Ciukaj y Kil (2020), con datos de 138 bancos europeos, destacan el peso del desempleo y el PBI frente a variables específicas. Fallanca et al. (2020), en EE. UU., revelan que tasas de interés, desempleo y PBI explican la morosidad por cartera desde 1987 a 2017.

Beck et al. (2015), Anita et al. (2022), Marchela y Widodo (2023) y Akhter (2023) estudian cómo las variables macroeconómicas inciden en la morosidad bancaria. Beck et al. (2015), en 75 países, destacan el efecto de la tasa de interés, tipo de cambio y PBI. Anita et al. (2022), en ocho países del sur de Asia, identifican al PBI como principal determinante. Marchela y Widodo (2023), en Indonesia, señalan la incidencia del desempleo. Akhter (2023), en Bangladesh, encuentra impactos significativos del PBI y la inflación sobre la morosidad. Umar y Sun (2018), en China entre 2005 y 2014, muestran que el crecimiento del PBI, el tipo de cambio, las tasas de interés y la inflación afectan el nivel de préstamos morosos. Ozili (2018), en 48 países africanos, vincula el desempleo con la estabilidad bancaria desde 1996 hasta 2015. Ambos estudios reflejan la importancia global del entorno macroeconómico. Chavan y Gambacorta (2019) y Cao et al. (2022), en India y EE. UU., indican que en ciclos expansivos el crédito crece y, en consecuencia, también la morosidad en el largo plazo.

Banerjee y Murali (2017) aplican un modelo VAR para estudiar bancos en India, hallando que el tipo de cambio real, PBI y capital extranjero impulsan la morosidad. Staehr y Uusküla (2021), en la Unión Europea, concluyen que países con PBI estable, baja inflación y deuda soberana manejable presentan niveles más bajos de morosidad. Estos estudios resaltan la influencia de variables macroeconómicas estables y políticas prudentes en la solidez financiera.

Vithessonthi (2016) examina Japón y encuentra que el crecimiento de la cartera bancaria está asociado con los préstamos morosos, dependiendo del contexto inflacionario. Wang y Luo (2020), en MENA, muestran que la morosidad varía según los precios del petróleo. Baldini y Causi (2020), en Italia, identifican un impacto del PBI en la morosidad con rezago de seis meses. Saliba et al. (2023), en BRICS, destacan el riesgo país como factor clave en el deterioro de préstamos. En América Latina, Conto et al. (2019) analizan 22 bancos en Colombia entre 2015 y 2018 y encuentran que el tipo de cambio y la tasa de interés real son variables significativas, especialmente en el segmento empresarial. Galvis (2023) también en Colombia, entre 2009 y 2019, determina que el desempleo y la tasa de interés explican la morosidad en créditos comerciales y de consumo. Estos hallazgos refuerzan la necesidad de segmentar los análisis según tipo de crédito. Benavides et al. (2023) estudian el caso colombiano usando un VAR y simulan el COVID-19 como shock exógeno, encontrando efectos diferenciados por segmento crediticio. Urbina (2017), en un análisis regional de seis países latinoamericanos, concluye que el desempleo y la inflación explican buena parte del deterioro crediticio en 240 bancos entre 1999 y 2013. Esta evidencia demuestra que los factores macroeconómicos son consistentes en economías emergentes.

En conjunto, se confirma que variables como el PBI, el desempleo, las tasas de interés y el tipo de cambio son determinantes claves de la morosidad bancaria. Aunque existen numerosos estudios internacionales, en el contexto peruano la literatura es escasa. Por ello, el presente trabajo se posiciona como un aporte relevante al enfocarse en un análisis segmentado y específico para el caso del Perú.

### 3. Metodología

#### 3.1 Modelo de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) multivariado

Para identificar los drivers macroeconómicos de la morosidad bancaria en Perú, representada por las ratios de morosidad según tipo de crédito, se empleó el modelo de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) multivariado. Esta metodología permite estimar el efecto lineal de distintas variables explicativas sobre la morosidad, diferenciando su impacto por segmentos. En línea con lo propuesto por Court y Rengifo (2011), todas las variables que ingresan al sistema deben ser estacionarias para evitar relaciones espurias y garantizar la validez de los estimadores.

En ese sentido, las variables en niveles, al presentar tendencias en su comportamiento, fueron transformadas en primeras diferencias respecto al periodo anterior. Esta transformación permite que las series tiendan a una media constante en el tiempo. Para comprobar la estacionariedad de las series, se aplicó el método aumentado de Dickey-Fuller (ADF), cuya simplicidad y efectividad ha sido destacada por Court y Rengifo (2011). Los resultados de estas pruebas, presentados en el Apéndice 1, muestran que la mayoría de las series no son estacionarias en niveles, lo que justifica su diferenciación para el análisis econométrico.

Adicionalmente, en las regresiones se incorporaron variables dicotómicas con el fin de suavizar el efecto de datos atípicos observados durante el periodo muestral, como los correspondientes a choques externos o eventos extraordinarios. Las regresiones estimadas con este enfoque presentan una estructura funcional multivariada, lo cual permite modelar de forma precisa las relaciones entre los factores macroeconómicos y la evolución de la morosidad bancaria en los distintos segmentos del crédito.

$$\Delta Mor_t = \beta_0 + \beta_1 \Delta cart_t + \beta_2 \Delta Y_t + \beta_3 \Delta L_t + \beta_4 \Delta r_t + \beta_5 \Delta tamn_t + \beta_6 \Delta tamex_t + \beta_7 \Delta tc_t + \beta_8 \Delta embig_t + \beta_9 \Delta Cu_t + \beta_{10} \Delta Au_t + \beta_{11} \Delta wti_t + \beta_{12} \Delta gdp_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

La variable  $\Delta Mor_t$  representa el ratio de morosidad por tipo de crédito, el cual se calcula como la división entre el saldo vencido de cartera y el total de crédito directo, expresado en porcentaje. Este indicador es oficialmente utilizado por la SBS, y su metodología de cálculo sigue los lineamientos establecidos por dicha entidad. Específicamente, el total de crédito directo está compuesto por la suma de los saldos vigentes, refinanciados, reestructurados y vencidos.

La definición del saldo vencido se establece en función a los días de atraso, según los criterios definidos por la SBS. Para el segmento no minorista, se considera como vencido todo crédito con más de 15 días de atraso; en el caso del segmento minorista, el umbral es de 30 días; mientras que para los segmentos de consumo e hipotecario, se considera vencido a partir de los 90 días.

En términos más detallados, la morosidad del segmento no minorista incluye los créditos corporativos, los créditos a grandes empresas y los créditos a medianas empresas. Por su parte, la morosidad del segmento minorista abarca los créditos a pequeñas empresas y microempresas. La morosidad del segmento consumo se refiere específicamente a los créditos de consumo, y la del segmento hipotecario a los créditos hipotecarios para vivienda. Por otro lado, la variable  $cart_t$  representa el saldo de cartera por tipo de crédito directo. Todas las series estadísticas utilizadas en este estudio han sido obtenidas directamente de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS), a partir de sus estadísticas oficiales y publicaciones de información histórica disponibles en su página web. Esta fuente garantiza la confiabilidad, comparabilidad y validez de los datos empleados en el análisis.

En esa misma línea, la variable  $Y_t$  representa el PBI del Perú,  $L_t$  es la población económicamente activa (PEA) ocupada,  $r_t$  es la tasa de política monetaria,  $tamn_t$  es la tasa activa en moneda nacional,  $tamex_t$  es la tasa activa en moneda extranjera,  $tc_t$  es el tipo de cambio,  $embig_t$  representa al riesgo país,  $Cu_t$  son los precios del cobre,  $Au_t$  son los precios del oro y  $wti_t$  representa a los precios del petróleo. Todas estas series han sido obtenidas directamente del Banco Central de Reserva del Perú BCRP, a partir de su plataforma oficial de estadísticas macroeconómicas, que proporciona información actualizada y confiable. Estas variables permiten capturar adecuadamente el entorno macroeconómico relevante para el análisis de la morosidad bancaria en el contexto peruano.

En paralelo, la variable  $gdp_t$  representa el PBI de Estados Unidos, una economía clave para el desempeño del Perú dado su rol como principal socio comercial. Esta serie fue extraída de la base de datos económica del Banco de la Reserva Federal de St. Louis (FRED), el cual constituye una fuente reconocida a nivel internacional por la calidad, cobertura y periodicidad de sus datos macroeconómicos. La elección de las variables incluidas en el modelo responde tanto a la revisión de los antecedentes como a la disponibilidad de data consistente y continua para el periodo de análisis. Se han considerado series macroeconómicas externas e internas que, según estudios anteriores, impactan significativamente en la morosidad bancaria. Empero, existen otros factores potencialmente importantes que no han sido considerados, como la incertidumbre política, el índice de confianza empresarial o los efectos de eventos exógenos (por ejemplo, conflictos sociales o desastres naturales), debido a la falta de series trimestrales homogéneas y suficientemente largas para su análisis.

Concluyendo la descripción de la estructura funcional de la morosidad,  $\varepsilon_t$  representa los errores de la regresión, los cuales presentan varianza constante, no autocorrelación y distribución normal para todos los casos. Cabe señalar, que una limitación importante para la utilización de modelos de datos de panel bancario es la falta de disponibilidad de información trimestral desagregada por tipo de crédito y por entidad financiera en fuentes oficiales públicas. La SBS publica datos agregados por portafolio crediticio, pero no desagrega de forma sistemática estos datos a nivel de banco. Por este motivo, se optó por un enfoque agregado por segmentos de crédito. Este método permite identificar diferencias estructurales relevantes según la finalidad del crédito y se alinea con el enfoque de supervisión diferenciada por portafolios que promueve la SBS en sus reportes de riesgo.

### 3.2 Vectores Auto-Regresivos (VAR)

La metodología de Vectores Autorregresivos (VAR), propuesta por Sims (1980), es una herramienta estadística que permite analizar la relación dinámica entre varias variables económicas, tratándolas a todas como endógenas dentro del sistema. A diferencia de otros enfoques estructurales, el modelo VAR no impone restricciones a priori sobre la causalidad, permitiendo que las variables se influyan entre sí con rezagos temporales. Esto resulta especialmente útil en contextos económicos complejos, donde las interacciones entre las variables no siempre son unidireccionales ni instantáneas.

En términos prácticos, el modelo VAR permite observar cómo una variable responde a cambios inesperados —también llamados choques o innovaciones— en otra variable dentro del mismo sistema. Por ejemplo, permite analizar cómo un aumento inesperado en el tipo de cambio puede afectar la morosidad bancaria en los trimestres siguientes. Esta capacidad de capturar efectos dinámicos convierte al VAR en una herramienta adecuada para evaluar la sensibilidad de la morosidad bancaria frente a distintas variables macroeconómicas, proporcionando una base empírica sólida para la formulación de políticas públicas y decisiones financieras. También las series que ingresan al sistema tienen que ser estacionarias. Por lo tanto, todas las variables ingresan en diferencias con respecto al periodo anterior, además, se utiliza la misma prueba estadística (ADF) para comprobar la estacionariedad. Se tiene la siguiente metodología VAR con series estacionarias de orden “ $q$ ”:

$$Y_t = (y_{1t}, y_{2t}, y_{3t}, y_{4t}, \dots, y_{mt})'$$
$$Y_t = \Psi_0 + \Psi_1 Y_{t-1} + \Psi_2 Y_{t-2} + \Psi_3 Y_{t-3} + \Psi_4 Y_{t-4} + \dots + \Psi_q Y_{t-q} + U_t$$

La letra  $Y_t$  representa a un vector que contiene “ $m$ ” series de tiempo ( $y_t$ ) que tienden a una media constante, es decir, son estacionarias. Representan a los ratios de morosidad por tipo de crédito y a sus determinantes macroeconómicos. Asimismo, “ $q$ ” expresa el número de rezagos del sistema de ecuaciones. Por su parte,  $\Psi_i$  es un vector que contiene los coeficientes de las variables endógenas, mientras que  $U_t$  es un vector de errores con media igual a cero, no correlacionado y presenta varianza constante. Para la elección del número de rezagos “ $q$ ” a incluir en los modelos VAR se utiliza a los criterios de selección. Se estima los modelos con  $q = 0, 1, 2, \dots, q_{m\acute{a}x}$  y se selecciona aquel “ $q$ ” que minimice los criterios de Akaike y Schwarz. De esta manera, se obtiene el número de rezagos óptimos, los cuales modelaran los mejores comportamientos de los errores  $U_t$ . Como el número de coeficientes del modelo VAR con “ $q$ ” es igual a  $m + q * m^2$ , y por lo general resulta un número elevado, la interpretación directa de los coeficientes puede ser poco intuitiva. Esta complejidad se incrementa a medida que crece el número de variables y rezagos incluidos en el modelo. Ante ello, se recurre a una herramienta alternativa: la descomposición en funciones de impulso-respuesta (FIR), que permite simplificar el análisis sin perder rigor. Las funciones de impulso-respuesta permiten analizar el efecto de un shock en una variable sobre las demás variables del sistema a lo largo del tiempo. Por ejemplo, si se produce un aumento inesperado (shock positivo) en el riesgo país, la FIR muestra cómo dicho cambio impactará en la morosidad de los créditos de consumo en los trimestres siguientes. Si el efecto dura pocos trimestres, se considera transitorio; si persiste en el tiempo, se interpreta como un impacto sostenido. La magnitud del efecto se refleja en la amplitud de la

respuesta, lo que facilita la evaluación de la sensibilidad y duración de los efectos macroeconómicos sobre la morosidad bancaria. A nivel formal, el modelo VAR puede expresarse como:

$$Y_t = \Theta + U_t + \Omega_1 U_{t-1} + \Omega_2 U_{t-2} + \dots$$

$$Y_t = \Theta + \sum_{r=0}^{\infty} \Omega_r U_{t-r}$$

Donde  $\Omega_r$  es una gran matriz de orden "m" con indicadores ( $ixj$ ) iguales a  $\Omega_{ij}^r$ . En ese sentido, los indicadores representan a las funciones de impulso-respuesta de las variables endógenas del sistema. Cabe señalar que estos choques generalmente son desviaciones estándar de los componentes de errores de la matriz  $U_t$ . Finalmente, para facilitar la interpretación de los resultados, se considera un gráfico de funciones impulso-respuesta por tipo de crédito, el cual resume de manera visual cuánto tiempo tardan en presentarse los efectos de cada variable macroeconómica significativa sobre la morosidad bancaria, así como su dirección e intensidad. Esta representación comparativa permite a los tomadores de decisiones identificar con mayor amplitud cuáles series tienen efectos persistentes o transitorios, y en qué medida impactan en cada segmento del crédito.

## 4. Resultados y discusión

### 4.1 Hechos estilizados y datos sobre la morosidad bancaria y las variables macroeconómicas.

La Gráfica 1 muestra un ratio de morosidad de créditos de consumo estable (3%-4%) entre 2012 y 2019, con un alza en 2020 por la pandemia, superando el 6%, y luego una moderación hacia el 3% en 2023. Según Burga et al. (2023) y Garcés (2023), esta caída responde a políticas del BCRP, SBS y el gobierno. Por su parte, la Gráfica 2 revela una tendencia creciente en la morosidad hipotecaria entre 2012 y 2021, seguida de un descenso moderado en los últimos dos años.



**Gráfica 1.** Evolución del ratio de morosidad de la cartera de créditos de consumo.

**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de fuentes oficiales SBS, Eviews 12.



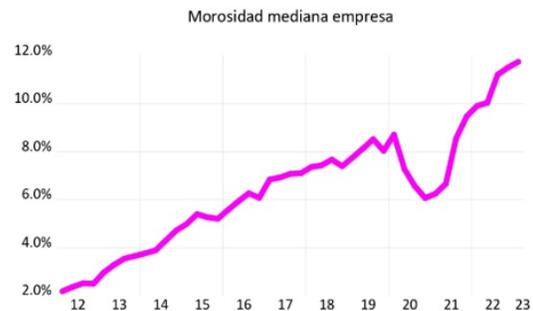
**Gráfica 2.** Evolución del ratio de morosidad de la cartera de créditos hipotecarios para vivienda.

**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de fuentes oficiales SBS, Eviews 12.

Las gráficas 3 y 4 muestran que los créditos corporativos mantienen una morosidad baja (0%-1%), mientras que los de grandes empresas superan el 2% en 2023. La morosidad en medianas empresas alcanza cerca del 12%, con una breve caída durante la pandemia atribuida a medidas regulatorias (Burga et al., 2023). Sin embargo, en 2022 y 2023 la tendencia alcista se reanudó.



**Gráfica 3.** La línea de color rojo y morado representan la evolución del ratio de morosidad de los créditos corporativos y grandes empresas, respectivamente.  
**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de *fuentes oficiales SBS, Eviews 12.*



**Gráfica 4.** Evolución del ratio de morosidad de la cartera de créditos de medianas empresas.  
**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de *fuentes oficiales SBS, Eviews 12.*

Las gráficas 5 y 6 muestran la evolución del ratio de morosidad en el segmento minorista. En la gráfica 5, los créditos a pequeñas empresas presentan una tendencia alcista entre 2012 y 2015, estabilidad hasta 2019, un descenso en 2020 por el COVID-19, y una recuperación posterior. La gráfica 6 revela que los créditos a microempresas mantienen un comportamiento generalmente alcista y con alta volatilidad.



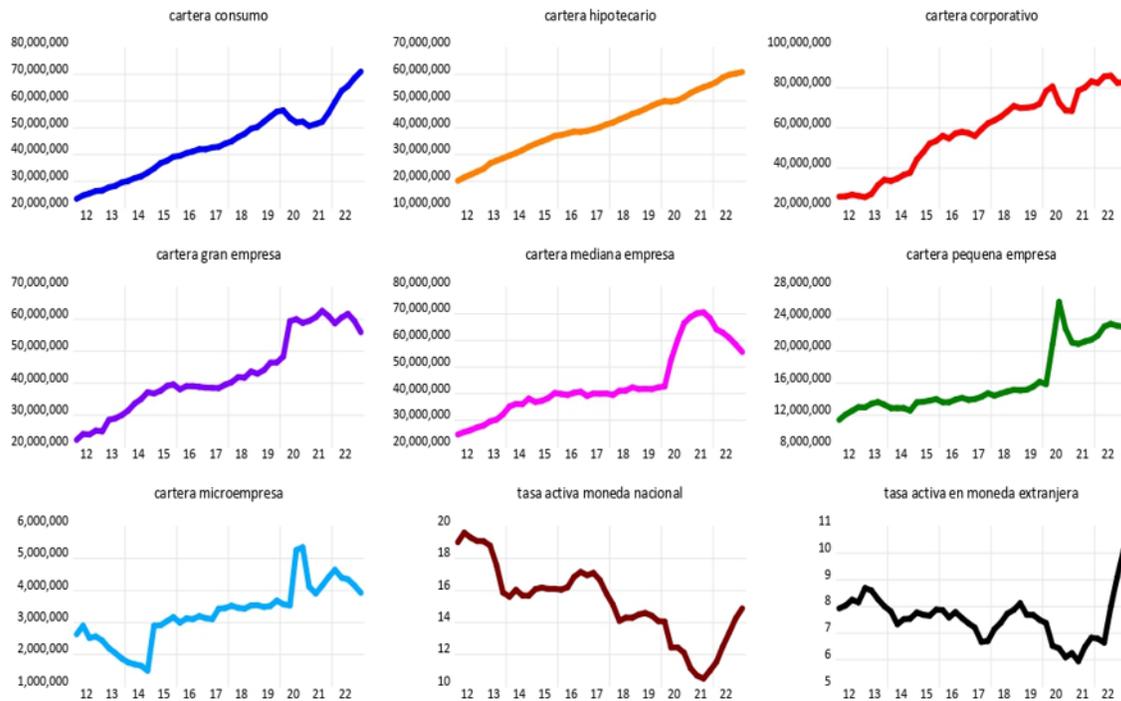
**Gráfica 5.** Evolución del ratio de morosidad de la cartera de créditos a pequeñas empresas.  
**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de *fuentes oficiales SBS, Eviews 12.*



**Gráfica 6.** Evolución del ratio de morosidad de la cartera de créditos a microempresas.  
**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de *fuentes oficiales SBS, Eviews 12.*

La gráfica 7 muestra un crecimiento general de los saldos de crédito por tipo, mientras que las tasas activas siguen una tendencia opuesta. Los créditos a medianas empresas crecieron poco entre 2015 y 2019, aumentaron durante el COVID-19 y luego descendieron, patrón también

observado en microempresas. Las tasas activas en moneda nacional cayeron sostenidamente hasta 2020, más que las de moneda extranjera. Desde 2021, ambas tasas muestran una tendencia al alza.

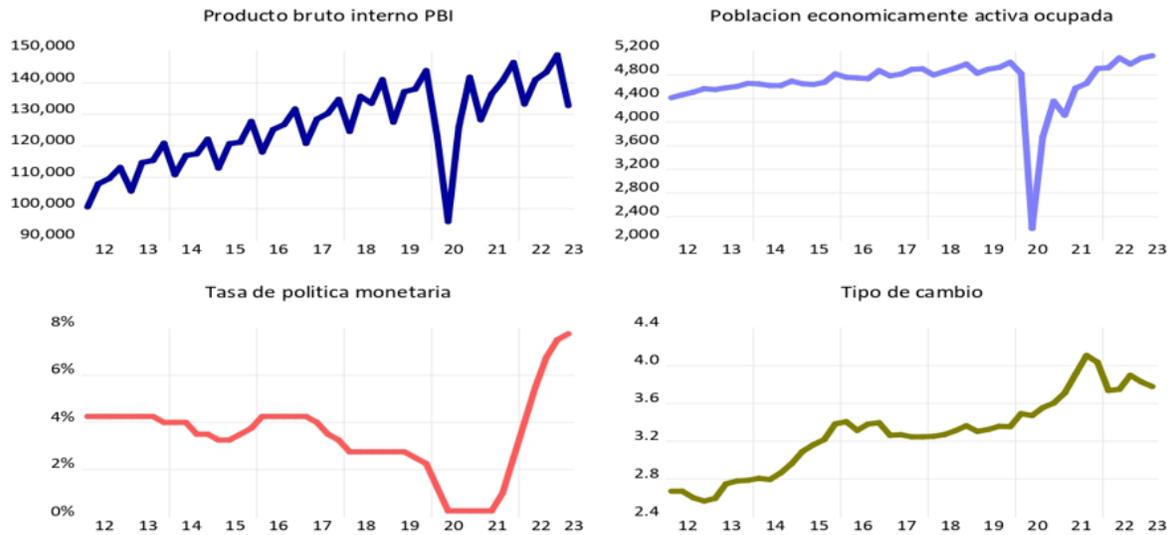


**Gráfica 7.** La evolución de las carteras representa los saldos de créditos por segmentos en miles de millones de soles, mientras que la evolución de las tasas está expresada en porcentajes.

**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de fuentes oficiales SBS y BCRP, Eviews 12.

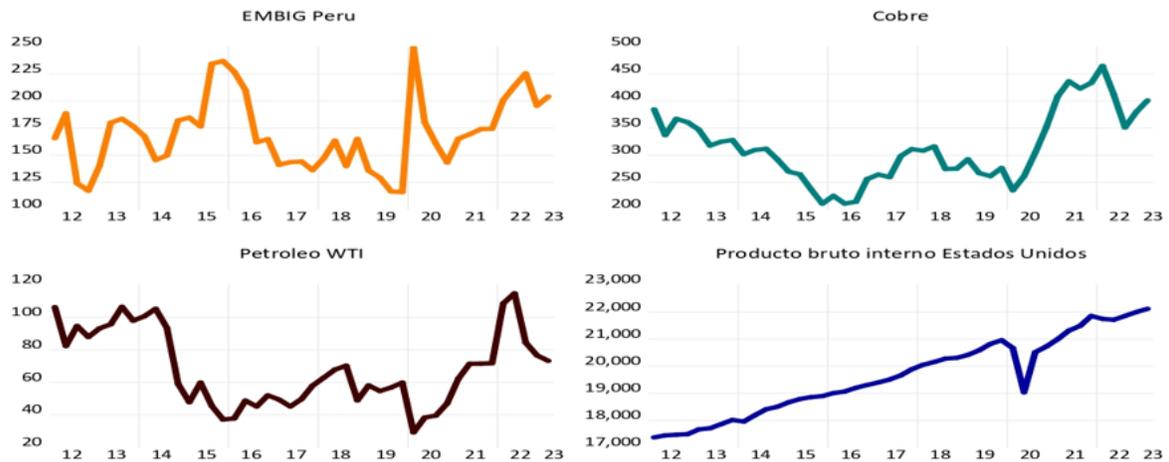
La gráfica 8 muestra que el PBI y la PEA ocupada crecieron moderadamente entre 2012 y 2019, cayeron abruptamente en 2020 por el COVID-19 y luego retomaron su tendencia, aunque con desaceleración reciente. La tasa de política monetaria del BCRP bajó hasta 2020 y subió desde 2021 por presiones inflacionarias, llegando al 8%. El tipo de cambio subió entre 2012 y 2015, se estabilizó hasta 2019 y luego volvió a aumentar.

El EMBIG Perú, el cual representa al riesgo país, muestra un comportamiento bastante volátil durante el periodo de análisis. Asimismo, los precios del cobre desarrollan una tendencia bajista desde el 2012 hasta el 2016. Luego, desde el choque COVID-19 (año 2020) los precios se han elevado notoriamente. Por su parte, se evidencia una tendencia bajista de los precios del petróleo WTI desde el 2013 hasta el 2019. Cabe señalar que los precios se dispararon en el 2021. Finalmente, el producto bruto interno de Estados Unidos muestra una clara tendencia alcista, la cual fue interrumpida transitoriamente el año 2020 (Ver gráfica 9).



**Gráfica 8.** Todas las series tienen periodicidad trimestral. El PBI está expresado en saldos de miles de millones de soles. La población económicamente activa ocupada está expresada en millones de personas. La tasa de política monetaria está expresada en porcentajes. Finalmente, el tipo de cambio está expresado en soles.

**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de *fuentes oficiales SBS y BCRP, Eviews 12.*



**Gráfica 9.** Todas las series tienen periodicidad trimestral. El EMBIG Perú esta expresado en puntos básicos. El precio del cobre está expresado en dólares por libras. El precio del petróleo WTI está expresado en dólares por barriles. El PBI USA está expresado en saldos de billones de dólares.

**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de *fuentes oficiales SBS y BCRP, Eviews 12.*

La Tabla 1 muestra que la morosidad por tipo de crédito tiene correlaciones variadas con variables macroeconómicas. En niveles, destacan el PBI, saldos de cartera, tipo de cambio, TAMN y actividad de EE.UU.; en diferencias, las correlaciones cambian, reflejando el peso de las tendencias.

La morosidad en vivienda, empresas y microfinanzas presenta mayor sensibilidad macroeconómica que el consumo.

**Tabla 1.** Correlación entre los ratios de morosidad bancaria y las variables macroeconómicas

Morosidad	cart	Y	L	r	tamn	tamex	tc	EMBIG	Cu	Au	wti	gdp
Niveles												
Consumo	-0.08	-0.04	-0.39	-0.58	-0.16	-0.49	0.04	-0.15	-0.15	0.00	-0.38	-0.06
Hipotecario	0.88	0.66	-0.08	-0.50	-0.84	-0.57	0.85	-0.02	0.11	0.35	-0.50	0.86
Corporativo	0.65	0.57	0.07	0.04	-0.71	-0.24	0.76	0.29	0.71	0.76	0.19	0.76
Gran empresa	0.86	0.73	0.22	0.05	-0.72	-0.16	0.88	0.28	0.24	0.41	-0.23	0.93
Mediana empresa	0.71	0.77	0.29	0.10	-0.69	-0.10	0.86	0.22	0.20	0.35	-0.24	0.94
Pequeña empresa	0.08	0.53	0.36	-0.14	-0.48	-0.32	0.55	0.15	-0.24	-0.40	-0.42	0.48
Microempresa	0.34	0.39	0.00	0.14	-0.64	-0.11	0.59	0.32	0.42	0.36	0.21	0.62
Diferencias												
Consumo	-0.06	0.16	0.07	-0.15	0.05	-0.22	-0.18	-0.15	0.08	0.13	-0.01	-0.05
Hipotecario	-0.07	-0.40	-0.57	-0.68	-0.43	-0.50	0.02	-0.04	-0.01	0.15	-0.06	-0.56
Corporativo	-0.42	0.38	0.48	0.08	0.06	-0.16	0.07	0.03	0.10	0.08	0.07	0.46
Gran empresa	-0.24	-0.26	-0.07	0.17	0.13	-0.07	-0.35	0.16	-0.07	0.07	0.16	-0.15
Mediana empresa	-0.66	-0.04	0.22	0.43	0.34	0.49	0.15	0.25	-0.38	-0.07	-0.21	0.23
Pequeña empresa	-0.70	-0.09	0.14	-0.07	-0.13	0.03	0.11	0.10	0.05	-0.15	0.10	0.16
Microempresa	-0.37	-0.53	-0.56	0.04	-0.21	-0.11	-0.20	0.00	0.02	-0.13	0.25	-0.52

**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de fuentes oficiales SBS y BCRP, *Eviews 12*.

## 4.2 Estimaciones del Modelo de Mínimos Cuadrados Ordinarios MCO

Las variables del modelo MCO deben ser estacionarias, y según la Tabla 2, todas las series en diferencias superan la prueba ADF. La morosidad de grandes empresas es marginalmente estacionaria, posiblemente por su volatilidad. No obstante, en un horizonte de mediano plazo, tendería a converger a una media.

**Tabla 2.** Resultados de las estimaciones del método ADF

	D_Mor Consumo	D_Mor Hipotecario	D_Mor Corporativo	D_Mor Gran Empresa	D_Mor Mediana Empresa	D_Mor Pequeña Empresa	D_Mor Micro empresa
t-Statistic	-5.2982	-4.2151	-5.6316	-1.5159	-5.1591	-5.8486	-8.5458
Prob*	0.0001	0.0018	0.0000	0.0537	0.0001	0.0000	0.0000
	D_cart Consumo	D_cart Hipotecario	D_cart Corporativo	D_cart Gran Empresa	D_cart Mediana Empresa	D_cart Pequeña Empresa	D_cart Micro empresa
t-Statistic	-3.7213	-3.0127	-4.9558	-6.1520	-3.5623	-6.1700	-6.8070
Prob*	0.0070	0.0414	0.0002	0.0000	0.0107	0.0000	0.0000
	D_Y	D_L	D_r	D_tamn	D_tamex	D_tc	D_EMBIG
t-Statistic	-7.6863	-7.2366	-2.0099	-3.6816	-0.7842	-5.4831	-7.9957
Prob*	0.0000	0.0000	0.0357	0.0078	0.0059	0.0000	0.0000

	D_Cu	D_Au	D_wti	D_gdp
t-Statistic	-2.8174	-6.9839	-7.0840	-8.7370
Prob*	0.0060	0.0000	0.0000	0.0000

**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de fuentes oficiales SBS y BCRP, Eviews 12.  
 \*P<0.05

Las estimaciones econométricas de las regresiones mediante el modelo de MCO, presentadas en la Tabla 3, sugieren que los ratios de morosidad por tipo de crédito pueden modelarse mediante una función lineal respecto a variables macroeconómicas, indicando que sus variaciones estarían explicadas por cambios en dichas variables. En particular, la morosidad de los créditos de consumo depende del volumen de cartera, reflejando la importancia del proceso crediticio; en el caso de vivienda, se incrementa con la caída del empleo y una menor tasa activa en moneda extranjera. En el segmento no minorista, las empresas corporativas se ven afectadas por colocaciones, TAMEX y PBI, mientras que las grandes empresas responden al riesgo país y los precios del petróleo. Por su parte, las medianas, pequeñas y microempresas presentan mayor sensibilidad a colocaciones, empleo y precios internacionales del cobre y oro, siendo la actividad económica, tanto local como global, un factor clave en la evolución de la morosidad.

**Tabla 3.** Estimaciones de los modelos MCO de la morosidad por tipo de crédito.

Variables	D_Mor Consumo	D_Mor Hipotecario	D_Mor Corporativo	D_Mor Gran Empresa	D_Mor Mediana Empresa	D_Mor Pequeña Empresa	D_Mor Micro empresa
Constante	0.0016*	0.0006*	0.0002*	0.0009*	0.0030*		
D_cart	-0.1014*		-0.0094*	-0.0303*	-0.0302*	-0.1252*	
D_Y			-0.0064*				-0.0902*
D_L		-0.0092*				-0.0987*	
D_r							
D_tamn							
D_tamex		-0.0979*	-0.0586*				
D_tc				-0.0057*			
D_EMBIG				0.0061*			
D_Cu				-0.0135*	-0.0302*		
D_Au							-0.0625*
D_wti				0.0056*			
D_gdp				-0.0567*		0.7025*	
Num. Obs.	45	45	45	45	45	45	45
R cuadrado	0.85	0.64	0.74	0.68	0.74	0.65	0.52
Prob. (F-statistic)	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000		
Durbin-Watson	1.73	1.56	1.94	2.09	2.32	1.52	1.98
Pruebas residuos:							
Heteroskedasticity test:							
Breusch-Pagan-Godfrey							
Null hypothesis:							
Homoskedasticity							
Prob. F	0.87	0.75	0.42	0.64	0.47	0.59	0.57
Breusch-Godfrey							
Serial Correlation LM test:							
Null hypothesis:							

No correlation at up to 2 lags							
Prob. F	0.75	0.75	0.62	0.9	0.34	0.37	0.27
Jarque-Bera (Normalidad):							
Probability	0.73	0.67	0.11	0.98	0.65	0.27	0.11

**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de fuentes oficiales SBS y BCRP, Eviews 12.  
 \*Estadísticamente significativo  $p \leq 0.05$ .

### 4.3 Estimaciones del modelo de Vectores Auto-Regresivos VAR

Con el objetivo de identificar las respuestas significativas de los ratios de morosidad por tipo de crédito y su duración ante shocks macroeconómicos, se utilizaron modelos VAR. Las variables fueron incluidas en primeras diferencias para garantizar la estacionariedad (ver Tabla 2), y los residuos de los modelos cumplen con los requisitos de ruido blanco, es decir, homocedasticidad, ausencia de autocorrelación y normalidad (ver Tabla 4). El orden de ingreso de las variables fue de las más exógenas a las más endógenas, y se incorporaron *dummies* exógenas para mitigar los efectos de alta volatilidad. Los rezagos fueron seleccionados según los criterios de información y la estabilidad de los residuos. Además, todas las estimaciones presentaron raíces inversas dentro del círculo unitario, lo cual confirma la estabilidad de los modelos.

**Tabla 4.** Pruebas de estabilidad del comportamiento de los errores de los modelos VAR

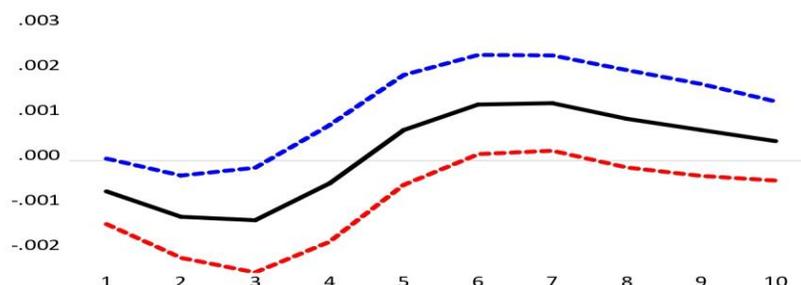
Pruebas residuos:	VAR1	VAR2	VAR3	VAR4	VAR5	VAR6	VAR7
<b>VAR Residual Heteroskedasticity test:</b>							
Joint test:							
Prob.	0.86	0.64	0.81	-	0.98	-	0.67
<b>VAR Residual Serial Correlation LM test:</b>							
Null hypothesis:							
No serial correlation at lags 1 to h							
Prob.	0.50	0.38	0.17	0.41	0.1	0.43	0.19
<b>VAR Residual Normality Test</b>							
Null hypothesis:							
Residuals are multivariate normal							
Jarque-Bera:							
Probability	0.98	0.49	0.31	0.72	0.96	0.22	0.39

**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de fuentes oficiales SBS y BCRP, Eviews 12.  
 \*Estadísticamente significativo  $p \leq 0.05$ .

Los resultados empíricos permiten identificar patrones diferenciados en la sensibilidad de la morosidad por tipo de crédito frente a variables macroeconómicas. En el caso del crédito de consumo (Gráfica 9), se observa una reducción significativa de la morosidad en los primeros trimestres tras un aumento en las colocaciones, seguida de un repunte transitorio. Esta dinámica coincide con los hallazgos de Chavan y Gambacorta (2019), quienes destacan que durante fases expansivas del crédito se observa inicialmente un efecto positivo, pero con deterioro posterior. Vithessonthi (2016) también advierte que estos efectos pueden variar si la economía enfrenta presiones inflacionarias. A diferencia de estos autores, que enfatizan la influencia del entorno inflacionario o del apetito por riesgo, este estudio contribuye al mostrar que el efecto en el Perú es transitorio y relativamente corto.

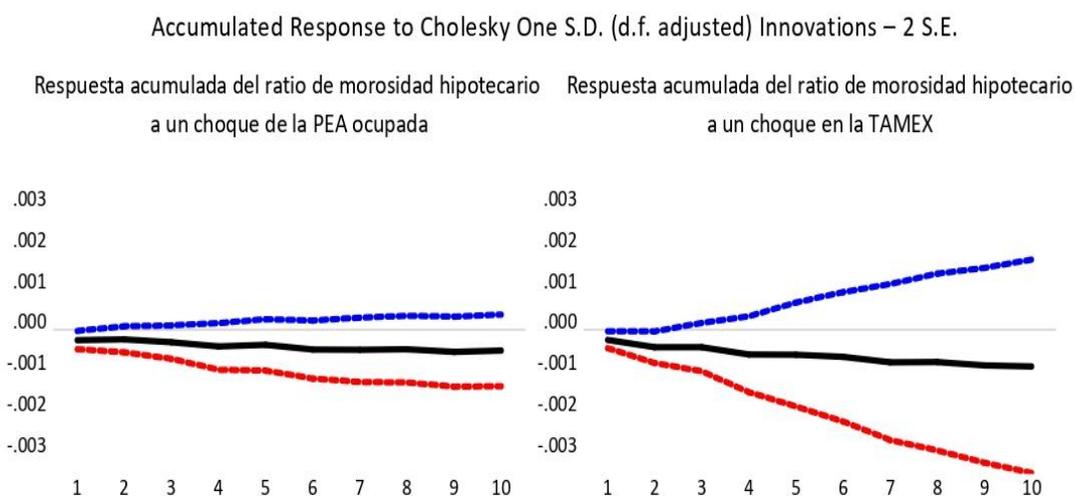
Esto exige una supervisión activa del crecimiento del crédito por parte de la SBS, con el fin de evitar que una expansión rápida se traduzca en mayores niveles de morosidad en el mediano plazo.

Accumulated Response to Cholesky One S.D. (d.f. adjusted) Innovations – 2 S.E.  
 Respuesta acumulada del ratio de morosidad consumo  
 a un choque en la cartera



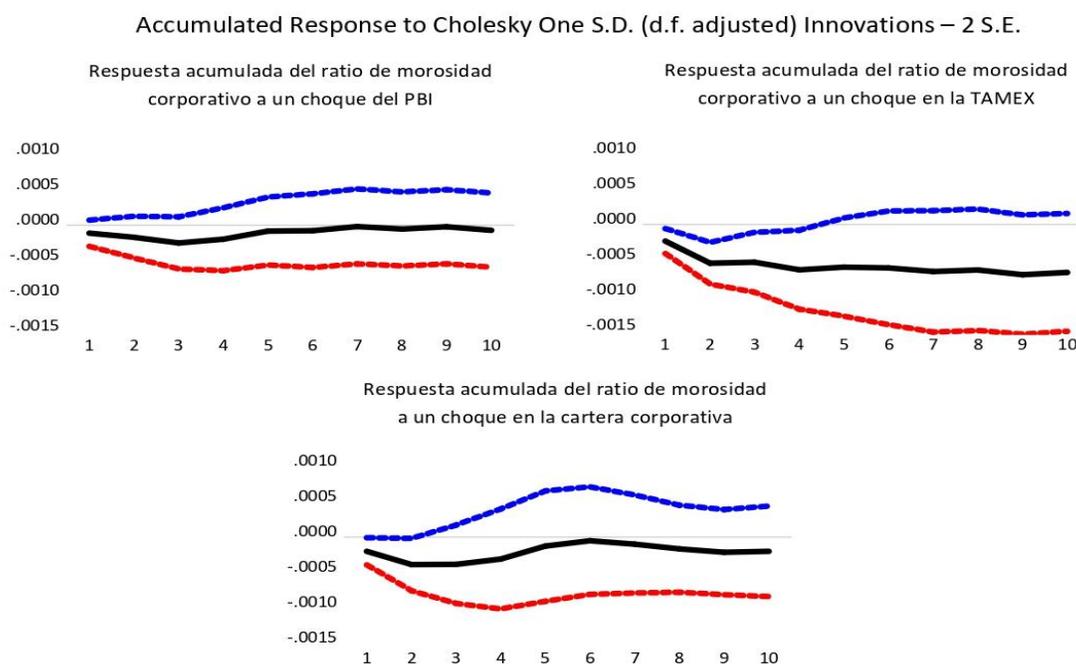
**Gráfica 9.** VAR 1 Análisis de impulso-respuesta con cuatro rezagos (horizonte en trimestres).  
**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de fuentes oficiales SBS y BCRP, Eviews 12.

En el caso del crédito hipotecario (Gráfica 10), se encuentra que un incremento en la PEA ocupada reduce marginalmente la morosidad, lo cual está en línea con Marchela y Widorro (2023), Galvis (2023), Ciukaj y Kil (2020), Fallanca et al. (2020) y Urbina (2017), quienes vinculan el empleo directamente con la capacidad de pago. Asimismo, una mayor TAMEX reduce la morosidad en el corto plazo, lo que concuerda con Beck et al. (2015), Umar y Sun (2018) y Galvis (2023), quienes destacan la relevancia del costo del financiamiento. La novedad del presente trabajo radica en conectar estos efectos con el proceso de desdolarización observado en el país: el financiamiento en soles mejora la gestión del flujo de caja de los hogares, reduciendo su exposición al riesgo cambiario. Esto refuerza la pertinencia de las políticas implementadas por el BCRP y la SBS en los últimos años.



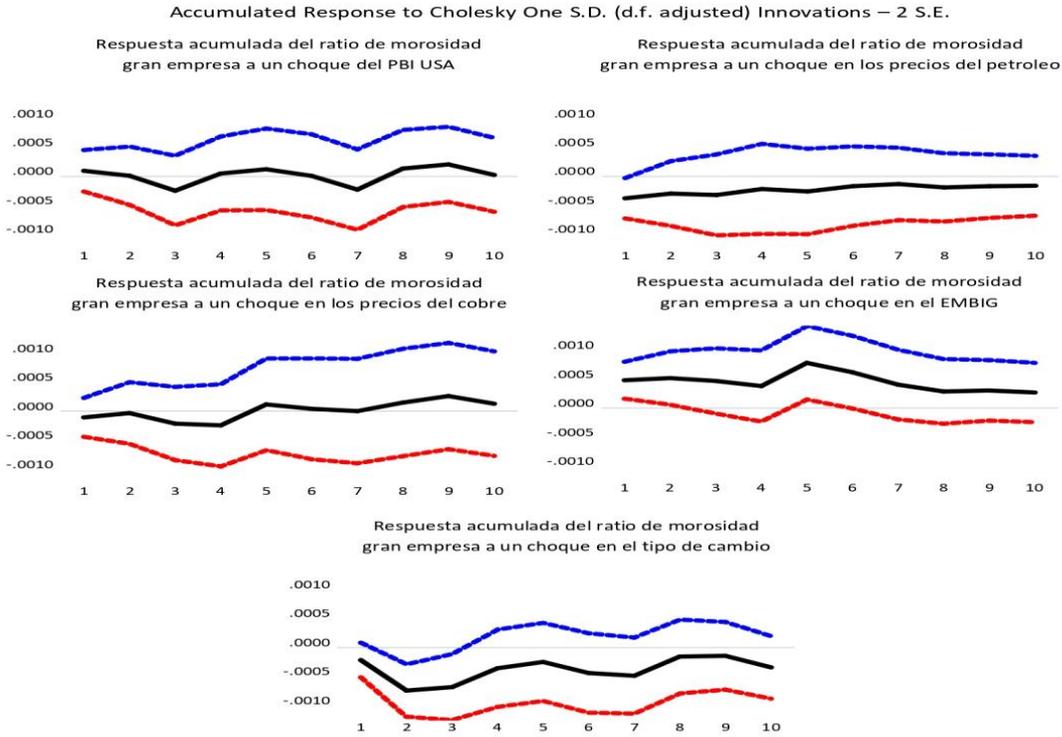
**Gráfica 10.** VAR 2 Análisis de impulso-respuesta con cuatro rezagos (horizonte en trimestres).  
**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de fuentes oficiales SBS y BCRP, Eviews 12.

En los créditos corporativos (Gráfica 11), los shocks del PBI no tienen efectos significativos, lo que coincide con Conto et al. (2019), quien argumenta que las grandes empresas tienen mayor resiliencia y estructuras financieras robustas. En cambio, los choques en la TAMEX reducen significativamente la morosidad, lo cual está en línea con Beck et al. (2015), Umar y Sun (2018) y Galvis (2023), dado que muchas de estas empresas están expuestas al comercio exterior. Vithessonthi (2016) también destaca que los efectos de las colocaciones sobre la morosidad dependerán de cómo se diseñan las políticas crediticias. Este estudio complementa esos trabajos al mostrar que, en el contexto peruano, el volumen de financiamiento juega un rol marginal pero favorable para reducir la morosidad en este segmento.



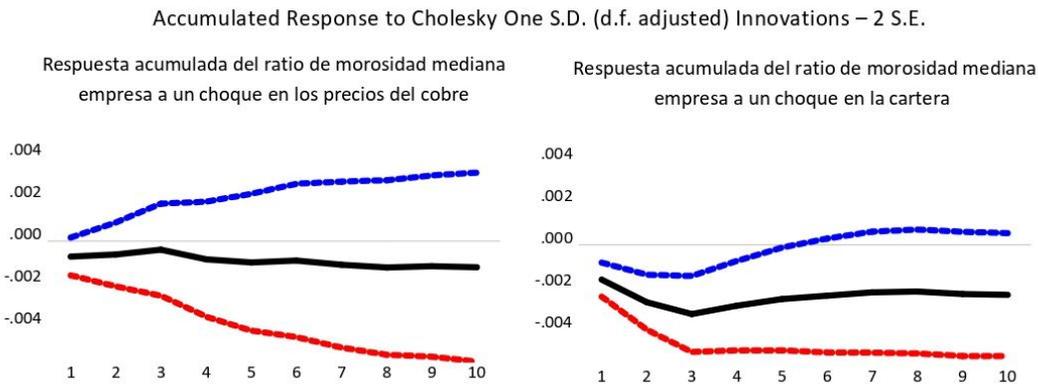
**Gráfica 11.** VAR 3 Análisis de impulso-respuesta con tres rezagos (horizonte en trimestres).  
**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de fuentes oficiales SBS y BCRP, Eviews 12.

Respecto a las grandes empresas (Gráfica 12), los resultados indican que el EMBIG genera aumentos moderados y significativos de la morosidad en el corto plazo, en línea con Saliba et al. (2023), debido al mayor costo del financiamiento externo. No se observan efectos relevantes de los precios del cobre, petróleo ni del PBI de EE.UU., lo cual difiere parcialmente de estudios como Galvis (2023), que encuentran una mayor sensibilidad a factores externos. Esta diferencia podría explicarse por la diversificación de mercados y la adecuada gestión del riesgo en grandes empresas peruanas. Asimismo, los choques en el tipo de cambio reducen la morosidad de forma significativa, lo que también está respaldado por Umar y Sun (2018), quienes identifican el impacto del riesgo cambiario sobre el cumplimiento crediticio.



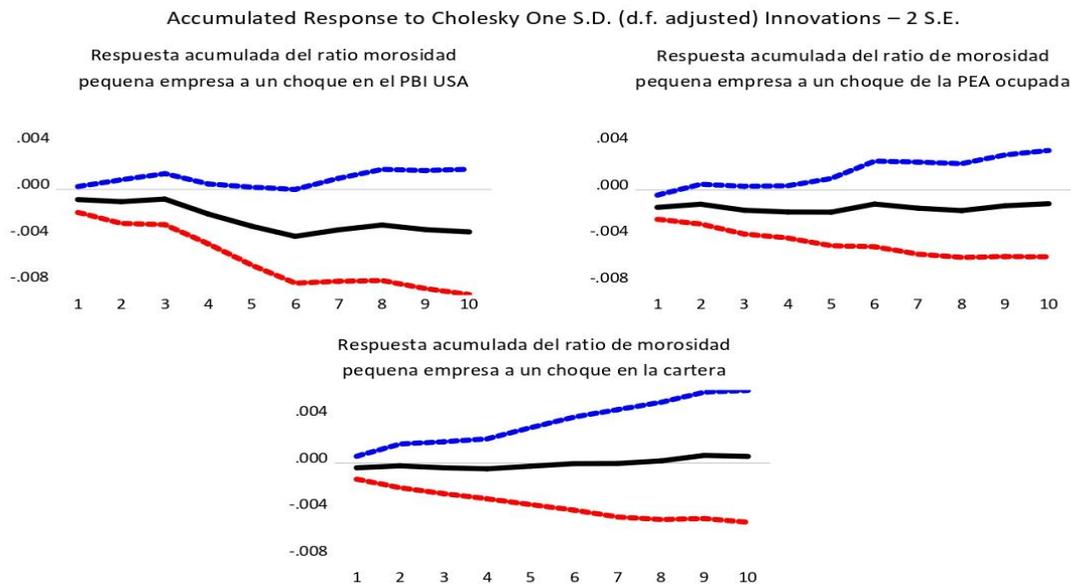
**Gráfica 12.** VAR 4 Análisis de impulso-respuesta con tres rezagos (horizonte en trimestres).  
**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de fuentes oficiales SBS y BCRP, *Eviews 12*.

Para las medianas empresas (Gráfica 13), se confirma que los shocks en colocaciones tienen un impacto significativo, aunque de signo opuesto al hallado por Chavan y Gambacorta (2019), lo que podría deberse a diferencias estructurales entre economías emergentes. El presente estudio resalta la sensibilidad de estas empresas al ciclo crediticio y reafirma la necesidad de implementar políticas crediticias prudentes y contracíclicas.



**Gráfica 13.** VAR 5 Análisis de impulso-respuesta con tres rezagos (horizonte en trimestres).  
**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de fuentes oficiales SBS y BCRP, *Eviews 12*.

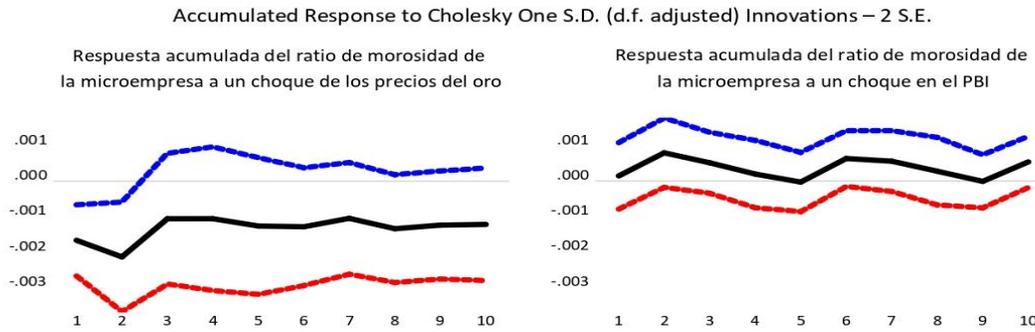
La gráfica 14 muestra las respuestas acumuladas del ratio de morosidad de los créditos a pequeñas empresas ante choques inesperados en el PBI de EE.UU., PEA ocupada y volumen de cartera. Solo los incrementos inesperados en la PEA ocupada generan una reducción marginalmente significativa y muy breve (1 trimestre), en línea con Ozili (2018) y Fallanca et al. (2020). Esto se explicaría porque el ingreso de este segmento depende del empleo, ya que una mayor ocupación impulsa la demanda de bienes y servicios, mejorando los flujos de caja y la capacidad de pago.



**Gráfica 14.** VAR 6 Análisis de impulso-respuesta con cinco rezagos (horizonte en trimestres).  
**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de fuentes oficiales SBS y BCRP, *Eviews 12*.

Finalmente, en las microempresas (Gráfica 15), los precios del oro tienen un efecto significativo, aunque de corta duración. Este hallazgo complementa la evidencia de estudios previos al demostrar que existe una relación directa entre los precios internacionales del oro y la capacidad de pago de este segmento, dada su fuerte presencia en actividades extractivas. La novedad de este estudio radica en visibilizar cómo variables externas al sistema financiero (como el precio del oro) tienen efectos reales sobre la morosidad, lo que puede ser útil para diseñar estrategias segmentadas por sector productivo.

Los hallazgos del presente trabajo ofrecen herramientas clave para la gestión del riesgo crediticio. Para los bancos, permiten identificar qué segmentos de cartera son más sensibles a variables macroeconómicas específicas, lo que podría fortalecer los modelos internos de provisiones y evaluación crediticia. Por ejemplo, conocer la reacción de la morosidad de microempresas a los precios del oro puede orientar la política de admisión de crédito en regiones mineras.



**Gráfica 15.** VAR 7 Análisis de impulso-respuesta con tres rezagos (horizonte en trimestres)  
**Fuente:** Elaboración propia con estimaciones de fuentes oficiales SBS y BCRP, Eviews 12.

Para los reguladores, los resultados respaldan el fortalecimiento de la supervisión contracíclica, la desdolarización del sistema financiero y la mejora en los sistemas de alerta temprana basados en indicadores como empleo, tipo de cambio y volumen de colocaciones. Entre las limitaciones, se encuentra la disponibilidad de datos mensuales, lo que impide capturar dinámicas de corto plazo más detalladas. Asimismo, no se consideran diferencias entre tipos de instituciones financieras (bancos grandes vs. cajas municipales) ni condiciones específicas de crédito (garantías, tasas, plazos). Futuras investigaciones podrían abordar estos aspectos incorporando modelos estructurales, técnicas de machine learning o análisis a nivel microeconómico (cliente o entidad), lo que permitiría una comprensión más profunda de los determinantes del riesgo de morosidad en economías emergentes.

## 5. Conclusiones

La presente investigación representa el primer esfuerzo en realizar un análisis robusto de los principales determinantes macroeconómicos de la morosidad bancaria en Perú por tipo de crédito. Para medir la morosidad bancaria se tomó el indicador tradicional usado por la SBS de la información histórica de sus estadísticas de la página web, el cual está basado en una definición contable por días de atraso. En esta dirección, las series fueron sometidas a pruebas de correlación, modelos de mínimos cuadrados ordinarios y vectores autorregresivos. Consecuentemente, los resultados muestran la variabilidad de las características de cada segmento crediticio, lo cual potencia el valor del presente estudio.

El análisis de correlación evidencia que las principales series macroeconómicas en niveles están fuertemente asociadas con la morosidad bancaria por segmentos, lo cual sugiere que las tendencias de largo plazo ejercen una influencia significativa. Sin embargo, al transformar las series en diferencias, estos efectos disminuyen moderadamente. Así, se observa que variables como la cartera de créditos, el PBI, el nivel de empleo, las tasas de interés y la actividad económica mundial siguen mostrando relevancia explicativa.

Con base en los resultados obtenidos mediante los modelos de mínimos cuadrados ordinarios, se concluye que la morosidad por tipo de crédito puede explicarse linealmente a través

de variables macroeconómicas. En la mayoría de los casos, se encontraron coeficientes con signo negativo, lo que indicaría que la evolución macroeconómica favorable durante el periodo de análisis contribuyó a la reducción de los ratios de morosidad. Esto sugiere un entorno económico y financiero relativamente estable. No obstante, la morosidad de los créditos a grandes empresas, corporativos y pequeñas empresas mostró mayor vulnerabilidad. Cabe destacar que casi todos los segmentos respondieron significativamente al comportamiento de las colocaciones, lo cual refuerza la necesidad de un monitoreo continuo por parte del ente regulador sobre la evolución del crédito.

En esa misma línea, los modelos VAR aplicados permiten evaluar con mayor precisión la respuesta dinámica de la morosidad ante choques de variables macroeconómicas. En todos los casos, se obtuvieron resultados estadística y económicamente robustos. Se evidencia que el comportamiento de la morosidad no responde de forma contemporánea, sino con rezagos, lo cual confirma la pertinencia del enfoque de impulso-respuesta. Es importante mencionar que todas las variables fueron previamente filtradas a través del modelo de MCO para asegurar su relevancia en el sistema.

En cuanto a los hallazgos específicos, un aumento en el saldo de la cartera de créditos de consumo reduce inicialmente la morosidad en los dos primeros trimestres, aunque este efecto se revierte hacia el trimestre seis. En el caso de los créditos hipotecarios, aumentos en la PEA ocupada y en la TAMEX también producen una disminución moderada de la morosidad, con efectos que se mantienen en el tiempo, lo cual indicaría un posible carácter permanente del shock. En el segmento no minorista, se observa que un aumento en el saldo de créditos corporativos reduce la morosidad en el corto plazo. De igual forma, incrementos en la TAMEX generan un efecto positivo de duración anual. El riesgo país, por su parte, eleva la morosidad de los créditos a grandes empresas durante dos trimestres, mientras que el tipo de cambio tiene un efecto contractivo en el mismo periodo. Por otro lado, la morosidad de las medianas empresas responde favorablemente a mayores niveles de colocaciones, con efectos que se extienden por cinco trimestres.

En lo que respecta al segmento minorista, un aumento inesperado en la PEA ocupada reduce levemente la morosidad de las pequeñas empresas durante un trimestre. Por su parte, los precios internacionales del oro impactan positivamente en la morosidad de las microempresas, con efectos significativos por dos trimestres, lo cual puede estar relacionado con la fuerte presencia de estas actividades en zonas mineras.

Derivado de estos resultados, se recomienda que las entidades financieras fortalezcan sus sistemas de monitoreo, provisiones y gestión de riesgos segmentada, considerando la sensibilidad diferenciada de la morosidad ante las variables macroeconómicas. En particular, el seguimiento a precios de metales como el oro resulta crucial para el análisis de riesgo en microempresas ubicadas en regiones extractivas. Asimismo, la evolución de la PEA ocupada debe incorporarse en los modelos de riesgo para créditos hipotecarios y pequeñas empresas. En este contexto, se sugiere al BCRP continuar impulsando la desdolarización del sistema financiero, dado que se comprobó que una mayor TAMEX se asocia con menores niveles de morosidad en algunos segmentos.

Ahora bien, una limitación metodológica relevante es el reducido número de observaciones (45 en total). En modelos VAR con múltiples variables endógenas y varios rezagos, esto implica un número elevado de parámetros a estimar, lo que puede comprometer la precisión estadística. Si bien este trabajo se centra en el análisis de impulso-respuesta y no en la inferencia individual de

coeficientes, es importante señalar que los resultados deben interpretarse con prudencia. Estudios futuros podrían abordar esta restricción mediante enfoques como VAR bayesianos, regularización estadística o mediante una mayor desagregación temporal, si la disponibilidad de datos lo permite. Finalmente, quedan abiertas algunas preguntas para futuras investigaciones: ¿Cuáles han sido los efectos de la desdolarización en el Perú sobre la morosidad bancaria por tipo de crédito? ¿Cuáles son los determinantes microeconómicos de la morosidad bancaria en Perú? ¿Por qué la morosidad de los créditos a las medianas empresas muestra una tendencia más acentuada al alza?

## Referencias

- [1] Akhter, N. (2023). Determinants of commercial bank's non-performing loans in bangladesh: An empirical evidence. *Cogent Economics and Finance*, 11(1). <https://doi.org/10.1080/23322039.2023.2194128>
- [2] Anastasiou, D., Louri, H., and Tsionas, M. (2019). Nonperforming loans in the euro area: Are core-periphery banking markets fragmented?. *International Journal Finance and Economics*, 24, 97-112. <https://doi.org/10.1002/ijfe.1651>
- [3] Anita, S., Tasnova, N., and Nawar, N. (2022). Are non-performing loans sensitive to macroeconomic determinants? an empirical evidence from banking sector of SAARC countries. *Future Business Journal*, 8(1), 7. <https://doi.org/10.1186/s43093-022-00117-9>
- [4] Baldini, A., and Causi, M. (2020). Restoring credit market stability conditions in Italy: evidences on loan and bad loan dynamics. *The European Journal of Finance*, 26(7/8), 746-773. <https://doi.org/10.1080/1351847x.2019.1663229>
- [5] Banco Central de Reserva del Perú. Reporte de Estabilidad Financiera - noviembre 2023. <https://www.bcrp.gob.pe/publicaciones/reporte-de-estabilidad-financiera/ref-noviembre-2023.html>
- [6] Banerjee, S., and Murali, D. (2017). Stress test of banks in India across ownerships: a VAR approach. *Studies in Economics and Finance*. 34 (4), 527-554. <https://doi.org/10.1108/SEF-11-2014-0213>
- [7] Bátiz, E., Mohamed, A., and Sánchez, C. (2021). Exploring the sources of loan default clustering using survival análisis with frailty (Working Papers N°2021-14). Banco de México. <https://doi.org/10.36095/banxico/di.2021.14>
- [8] Bayar, Y. (2019). Macroeconomic, Institutional and Bank-Specific Determinants of Non-Performing Loans in Emerging Market Economies: A Dynamic Panel Regression Analysis. *Journal of Central Banking Theory and Practice*, 8(3), 95-110. <https://doi.org/10.2478/jcbtp-2019-0026>
- [9] Beck, R., Jakubik, P., and Piloju, A. (2015). Key Determinants of Non-performing Loans: New Evidence from a Global Sample. *Open Economies Review*, 26, 525-550. <https://doi.org/10.1007/s11079-015-9358-8>
- [10] Benavides, J., Carabalí, J., Alonso, J., Taype I., Buenaventura, G., and Meneses, L. (2023). The evolution of loan volume and non-performing loans under COVID-19 innovations: The Colombian case. *Heliyon*, 9(4). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e15420>
- [11] Burga, C., Cuba, W., Díaz, E., and Sánchez, E. (2023). Garantías de Préstamos e incentivos bancarios: Evidencia de los fondos de ayuda de Covid-19 en Perú (Documentos de Trabajo N° 001-2023). Banco Central de Reserva del Perú. <https://www.bcrp.gob.pe/publicaciones/documentos-de-trabajo.html>
- [12] Cao, Q., Di Pietro, M., Kokas, S. and Minetti, R. (2022). Liquidity and Discipline Bank due Diligence Over the Business Cycle. *Journal of the European Economic Association*, 20(5), 2136-2180. <https://doi.org/10.1093/jeea/jvac022>

- 
- [13] Chavan, P., and Gambacorta, L. (2019). Bank lending and loan quality: an emerging economy perspective. *Empirical Economics* 57, 1–29. <https://doi.org/10.1007/s00181-018-1436-5>
- [14] Ciukaj, R., and Kil, K. (2020). Determinants of the non-performing loan ratio in the European Union banking sectors with a high level of impaired loans. *Economics and Business Review*, 6(1), 22–45. <https://doi.org/10.18559/ebr.2020.1.2>
- [15] Conto, R., Villada, H., and Rendón, J. (2019). Un modelo de panel de datos aplicado al efecto de variables micro y macroeconómicas en la cartera vencida: el caso de los bancos colombianos. *Recta*, 20, 167–180. <https://doi.org/10.24309/recta.2019.20.2.04>
- [16] Court, E., and Rengifo, E. (2011). *Estadísticas y Econometría Financiera*. Cengage Learning.
- [17] Dickey, A., and Fuller, A. (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427–431. <https://doi.org/10.2307/2286348>
- [18] Fallanca, M., Forgione, A., and Otranto, E. (2020). Forecasting the macro determinants of bank credit quality: a non-linear perspective. *Journal of Risk Finance*, 21(4), 423–443. <https://doi.org/10.1080/1351847x.2019.1663229>
- [19] Galvis, J., Oliveira, C., and García, J. (2023). The Macroeconomic Impact on Bank's Portfolio Credit Risk: The Colombian Case. *Emerging Markets Finance and Trade*, 59(1), 60–77. <https://doi.org/10.1080/1540496X.2022.2091434>
- [20] Garcés, F., Francisco, J., Udara, M., and Tsomocos, D. (2023). Financial and real effects of pandemic credit policies: an application to Chile (Documentos de Trabajo N° 990). Banco Central de Chile. <https://www.bcentral.cl/contenido/-/detalle/documento-de-trabajo-n-990>
- [21] Khan, M., Siddique, A., and Sarwar, Z. (2020). Determinants of non-performing loans in the banking sector in developing state. *Asian Journal of Accounting Research*, 5(1), 135–145. <https://doi.org/10.1108/AJAR-10-2019-0080>
- [22] Louzis, D. P., Vouldis, A. T., & Metaxas, V. L. (2012). Macroeconomic and bank-specific determinants of non-performing loans in Greece: A comparative study of mortgage, business and consumer loan portfolios. *Journal of Banking & Finance*, 36(4), 1012–1027. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2011.10.012>
- [23] Madeira, C. (2023). Use of Financial Instruments among the Chilean households (Documentos de Trabajo N° 974). Banco Central de Chile. <https://www.bcentral.cl/contenido/-/detalle/documento-de-trabajo-n-974>
- [24] Marchela, F., and Widodo, P. (2023). Determinants of non-performing loans in Regional Development Banks (BPD) in Indonesia. *International Journal of Research in Business and Social Science*, 12(3), 263–271. <https://doi.org/10.20525/ijrbs.v12i3.2573>
- [25] Meneses, M., Lizarazo, A., Cuesta, D., and Osorio, D. (2022). Financial Development and Monetary Policy Transmission (Borradores de Economía N° 1219). Banco de la República Colombia. <https://doi.org/10.32468/be.1219>
- [26] Ozili, P. (2018). Banking stability determinants in Africa. *International Journal of Managerial Finance*, 14(4), 462–483. <https://doi.org/10.1108/IJMF-01-2018-0007>
- [27] Pellegrini, C., Pellegrini, L., and Sironi, E. (2019). Explaining Systemic Risk in Latin American Banking Industry over 2002–2015. *Asia-Pacific Contemporary Finance and Development*. 26, 287–309. <https://doi.org/10.1108/S1571-038620190000026014>
- [28] Ríos, H., y Gómez, T. (2014). Competencia, eficiencia y estabilidad financiera en el sector bancario Mexicano. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas Nueva Época REMEF*, 10(1), 2448–6795. <https://doi.org/10.21919/remef.v10i1.65>

- [29] Saliba, C., Farmanesh, P. and Athari, S. (2023). Does country risk impact the banking sectors' non-performing loans? Evidence from BRICS emerging economies. *Financial Innovation*, 9(86). <https://doi.org/10.1186/s40854-023-00494-2>
- [30] Sarmiento, M. (2022). Suddean Yield Reversals and Financial Intermediation in Emerging Markets (Borradores de Economía N° 1210). Banco de la República Colombia. <https://doi.org/10.32468/be.1210>
- [31] Sims, C. (1980). Macroeconomics and reality. *Econometrica* 48(1), 1-48. <https://doi.org/10.2307/1912017>
- [32] Staehr, K. and 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. <https://doi.org/10.1108/JES-03-2019-0107>
- [33] Superintendencia de Banca, Seguros y AFP. Informe de Estabilidad del Sistema Financiero 2023-I. <https://www.sbs.gob.pe/estadisticas-y-publicaciones/publicaciones>
- [34] Umar, M., and Sun, G. (2018). Determinants of non-performing loans in Chinese Banks. *Journal of Asia Business Studies*, 2(3), 273-289. <https://doi.org/10.1108/JABS-01-2016-0005>
- [35] Urbina, M. (2017). Determinantes del riesgo de crédito bancario : evidencia en Latinoamérica. [Tesis de Maestría, Universidad de Chile]. Repositorio académico de la Universidad de Chile. <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/149796>
- [36] Vithessonthi, C. (2016). Deflation, bank credit growth, and non-performing loans: Evidence from Japan. *International Review of Financial Analysis*, 45, 295–305. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2016.04.003>
- [37] Wang, R., and Luo, H. (2020). Oil prices and bank credit risk in MENA countries after the 2008 financial crisis. *International Journal of Islamic and Middle Eastern Finance and Management*, 13(2), 219-247. <https://doi.org/10.1108/IMEFM-03-2019-0103>

## Apéndices

Apéndice 1. Resultados de las estimaciones del método ADF para las variables en niveles

	Mor Consumo	Mor Hipotecario	Mor Corporativo	Mor Gran Empresa	Mor Mediana Empresa	Mor Pequeña Empresa	Mor Micro empresa
t-Statistic	-3.3201	1.2991	-1.4431	-0.5964	-0.0212	-2.6115	-1.4927
Prob*	0.0870	0.9999	0.8338	0.8610	0.9554	0.2774	0.8164
	cart Consumo	cart Hipotecario	cart Corporativo	cart Gran Empresa	cart Mediana Empresa	cart Pequeña Empresa	cart Micro empresa
t-Statistic	-0.4175	-0.6972	-1.0622	-1.3329	-1.7099	-0.1354	-1.5287
Prob*	0.8957	0.8367	0.7223	0.6059	0.4192	0.9386	0.5099
	Y	L	r	tamn	tamex	tc	EMBIG
t-Statistic	1.3661	-0.1148	-3.0822	-2.1083	-1.4644	-5.4831	-0.4039
Prob*	0.9546	0.6385	0.1234	0.2425	0.5418	0.7449	0.5324
	Cu	Au	wti	gdp			
t-Statistic	-2.5840	-2.0712	-2.1190	-1.9581			
Prob*	0.2892	0.5469	0.5412	0.9867			

Fuente: Elaboración propia con estimaciones de *fuentes oficiales SBS y BCRP*, Eviews 12.

\*P<0.05