

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ
ESCUELA DE POSGRADO



**CHOQUES EXTERNOS Y RIESGOS EN EL SISTEMA FINANCIERO PERUANO:
UN PANEL VAR JERÁRQUICO ENTRE LOS 90'S Y HOY**

TESIS PARA OPTAR EL GRADO ACADÉMICO DE MAGÍSTER EN ECONOMÍA

AUTOR

Junior Alberto Aguilar Salinas

ASESOR

Paul Gonzalo Castillo Bardalez

Octubre, 2020

Choques externos y riesgos en el sistema financiero peruano: un panel VAR jerárquico entre los 90's y hoy

Resumen

La crisis internacional del 2008-2009 demostró que los choques macroeconómicos tienen un impacto persistente y amplificador en la economía cuando afectan los sistemas financieros. Ante esta evidencia, es valioso identificar fuentes de riesgo para la estabilidad financiera en el Perú pese a no tener una crisis de esta naturaleza desde 1998-1999. El trabajo cuantifica cómo los cuatro principales bancos del sistema y cuatro cajas municipales responderían ante dos choques externos difíciles de anticipar: un aumento de tasa Fed y una caída en términos de intercambio. Se estiman modelos VAR jerárquicos en paneles para comparar respuestas dinámicas en dos períodos con un cambio estructural en la economía: 1993-2005 vs 2006-2019. Se halla que (i) hoy el mayor riesgo para bancos y cajas sería la caída no solo del crédito en dólares como en el pasado, sino también en soles, donde un choque de tasa Fed tendría un impacto persistente; (ii) hoy el apalancamiento y la morosidad no serían riesgos alarmantes, salvo por un deterioro en la calidad de cartera de las cajas debido a un choque de tasa Fed; y (iii) el grupo de bancos y el grupo de cajas tienen respuestas sincronizadas, por lo que los choques externos aún serían una fuente de riesgo sistémico como pasó en los 90's.

Palabras clave: bancos, cajas, choques externos, paneles VAR jerárquicos, restricciones de cero y signo

Clasificación JEL: E, E52, G21



Dedicado a mi Padre Dios, mi esposa Micky y mi familia.

Josué 1:9, 18:3

*Muy agradecido por la asesoría y los comentarios de mis profesores
Paul Castillo, Hugo Vega y Fernando Pérez Forero.*

ÍNDICE

1. Introducción.....	5
2. Revisión de literatura.....	6
3. El modelo panel VAR jerárquico.....	9
4. Estimación bayesiana.....	12
5. Identificación de choques externos.....	13
6. Resultados.....	16
7. Conclusiones.....	24
8. Anexos.....	25
9. Referencias.....	48



1. INTRODUCCIÓN

La crisis internacional del 2008-2009 demostró que los choques macroeconómicos tienen un impacto persistente y amplificador en la economía cuando afectan los sistemas financieros. En el caso peruano, esta evidencia motiva a preguntar cuán expuesto estaría el sistema financiero ante estos choques, sobre todo en un contexto de dolarización financiera. Si bien el Perú no tiene una crisis de este tipo desde los 90's, es valioso identificar fuentes de riesgo.

Para cuantificar la vulnerabilidad del sistema financiero ante choques macroeconómicos adversos, se plantea lo siguiente:

- Analizar no solo a los cuatro principales bancos del sistema sino también a cuatro cajas municipales, lo que significa un aporte al ser escasa la literatura sobre estas entidades.
- Concentrarse en choques externos al ser difíciles de anticipar por su naturaleza exógena y determinantes en la crisis financiera de 1998-1999. La atención recae en cómo podrían impactar un aumento en la tasa de interés de la Reserva Federal de Estados Unidos (Fed) y una caída en términos de intercambio. Ambos choques, al ser capaces de producir una depreciación, pueden dar información valiosa sobre riesgos para la estabilidad financiera.
- Cuantificar cómo impactarían los choques externos en el crecimiento del crédito tanto en soles como en dólares, el apalancamiento y la morosidad.
- En vista del cambio estructural de la economía peruana entre los 90's y hoy, es interesante comparar las respuestas de bancos y cajas en dos períodos diferentes entre sí: (i) 1993-2005: caracterizado en gran parte por una inestabilidad macroeconómica que incluye la crisis financiera de 1998-1999; vs (ii) 2006-2019: período con una sostenida estabilidad macroeconómica pese a la crisis internacional del 2008-2009.

Puesto que el trabajo se propone cuantificar respuestas dinámicas de bancos y cajas, la metodología elegida es estimar modelos VAR bayesianos en paneles teniendo como guías principales a *Pérez Forero (2016)* y *Dieppe, Legrand y van Roye (2018)*. Los modelos en paneles no solo consideran la interacción entre variables como en un VAR tradicional, sino que agregan una estructura de corte transversal para distinguir entre componentes comunes y específicos dentro de las unidades de análisis, las variables y los períodos de tiempo, lo cual mejora la calidad de estimación. Por último, se implementa econometría bayesiana porque lidia de manera más eficaz con el problema de dimensionalidad en los modelos VAR e incorpora la incertidumbre que surge al momento de identificar los parámetros a estimar.

Los principales resultados muestran que (i) hoy la mayor fuente de riesgo para bancos y cajas sería un deterioro del crédito agregado: los dos choques externos contraerían no solo el crédito en dólares como en el pasado, sino también el crédito en soles (resalta el choque de tasa Fed por la persistencia de sus impactos); (ii) el apalancamiento y la morosidad no serían riesgos alarmantes en la actualidad, salvo en el caso de las cajas ante un choque de tasa Fed, el cual causaría un deterioro en la calidad de sus carteras; y (iii) los choques externos aún serían fuente de riesgo sistémico como en los 90's: el grupo de bancos y el grupo de cajas tienen respuestas sincronizadas, lo que genera el riesgo de que un escenario internacional muy negativo interrumpa total o parcialmente el funcionamiento normal de entidades que explican entre 70% y 75% de los activos, créditos y depósitos del actual sistema financiero.

El documento está organizado del siguiente modo. La sección 2 presenta una revisión de literatura sobre los impactos y los riesgos que los choques macroeconómicos pueden generar en el sistema financiero, donde además se exponen las distintas metodologías de estimación. Las secciones 3, 4 y 5 describen el modelo VAR bayesiano, el proceso de estimación y la identificación de los choques externos, respectivamente. La sección 6 presenta los resultados y, por último, la sección 7 expone las principales conclusiones.

2. REVISIÓN DE LITERATURA

Para cuantificar potenciales riesgos en el sistema financiero, una metodología muy usada es estimar la probabilidad de eventos de estrés por medio de modelos logit y probit. Un trabajo muy citado es el de *Demirguc-Kunt y Detragiache (1998)*, quienes calculan la probabilidad de una crisis bancaria en 65 países para 1980-1994 empleando un modelo logit multivariado. Hallan que la probabilidad aumenta con un bajo crecimiento del PBI, altas tasas de interés reales, elevada inflación, caída en términos de intercambio y un alto crecimiento del crédito. En contraste, el déficit fiscal y una depreciación no tienen efectos significativos.

Hutchison y McDill (1999) examinan episodios de estrés bancario en un conjunto de 132 países durante 1975-1997, para lo cual aplican un modelo probit multivariado a fin de estimar la probabilidad de problemas bancarios por cambios en variables macroeconómicas y características institucionales. Encuentran que la probabilidad aumenta por una fuerte caída de los precios de activos, profunda recesión y problemas de riesgo moral causados por la combinación de liberalización financiera y existencia explícita de un seguro de depósitos.

En el ámbito latinoamericano también hay literatura interesante sobre el tema. *Bebczuk y Sangiácomo (2008)* identifican los determinantes de la cartera irregular de los bancos en Argentina para el período 1999-2005 utilizando varios modelos logit y probit. Su principal conclusión es que el contexto macroeconómico es el determinante de mayor impacto en la probabilidad de caer en situación irregular. Por otro lado, nuevamente con estimaciones logit y modelos para datos de panel, *Cabrera y Bazerque (2010)* estiman que, en el período 1999-2009, la probabilidad de *default* de créditos bancarios para empresas en Uruguay tiene al crecimiento del PBI sectorial como el factor explicativo más importante.

El Perú tampoco es ajeno al uso de estas metodologías pero la literatura no es muy reciente. Para empezar, *Berróspide (2002)* aplica un modelo logit en un panel de 22 bancos con datos de estados financieros desde enero 1997 hasta marzo 1999, donde la variable dependiente de fragilidad financiera es una *dummy* binaria (1 si hay crisis). Muestra que la vulnerabilidad del sistema es mayor si la moneda se deprecia y hay una menor proporción de las reservas internacionales en la liquidez total. Por su parte, *Serra y Zúñiga (2002)* estiman la probabilidad de pasar un determinado umbral del ratio de morosidad por medio de un modelo logit con variables macroeconómicas y vinculadas a los estados financieros de bancos para el período de enero 1995 a abril 2000. Hallan que el entorno macroeconómico genera riesgos para todos los bancos por igual, donde en particular la inflación, la tasa de los CD's del BCRP, una depreciación y el déficit fiscal elevan la probabilidad de fragilidad.

A diferencia de los autores previos, *Morón y Loo-Kung (2003)* usan un modelo logit para estimar la probabilidad de fragilidad entre julio 1994 y julio 2002 pero la definen según indicadores de riesgo de liquidez y crediticio para discriminar adecuadamente entre bancos frágiles y sólidos en el Perú. Encuentran que la probabilidad tiene relación directa con un indicador de vulnerabilidad externa (ratio oferta monetaria M2 y reservas internacionales) y una devaluación. En el caso de la inflación, se observa que un aumento de la misma induce un fortalecimiento financiero de los bancos, lo que se atribuye según los autores a un efecto positivo sobre los márgenes de ganancia como documentan *Brock y Rojas-Suárez (2000)*.

Una desventaja de los modelos logit y probit es que solo modelan qué tan probable es un evento de riesgo, pero no qué tan probable sería luego de transcurrido cierto tiempo. Frente a ello, varios autores recurren a modelos de duración que demuestran ser más efectivos para dar alerta temprana de potenciales quiebras bancarias. De un lado, *González-Hermosillo et al. (1996)* usan esta metodología para explicar las fallas bancarias después de la crisis mexicana de 1994, y *Carree (2003)* la aplica al caso de bancos comerciales de Rusia en el período 1994-1997. Años más tarde, *Soares y Tannuri-Pianto (2007)* emplean un modelo de duración a un panel de 273 bancos en Brasil para el período 1994-1998, donde muestran que las condiciones macroeconómicas tienen una gran contribución en las fallas del sistema. De igual manera, *Gómez-González y Orozco (2009)* evalúan la “intensidad de transición” (probabilidad de migración) de una cartera de créditos no riesgosa a una cartera riesgosa para la banca de Colombia entre los años 1999 y 2007, donde encuentran una relación directa con la tasa de interés activa real e indirecta con el crecimiento del PBI.

Una mixtura de las metodologías previas es lo aplicado por *Lo Duca y Peltonen (2011)*. Evalúan el riesgo sistémico en economías avanzadas y emergentes en 1990-2009 mediante un índice de estrés financiero, el cual es transformado en una variable binaria. Toma valor de 1 en el trimestre donde el índice supera un umbral (percentil 90 de la distribución) que define un evento de riesgo sistémico. Posteriormente la variable binaria es incluida en un modelo logit. Los autores hallan que la interacción de variables macroeconómicas locales y externas mejora la bondad de ajuste del modelo para predecir un evento de riesgo sistémico, y en el caso de Estados Unidos habría podido dar una alerta temprana con cinco trimestres de anticipación para la crisis del 2008-2009 pero cuya gestación empezó desde 2007.

Junto a estas metodologías de corte econométrico, existen otras procedentes de la teoría financiera. Por un lado, el *Value-at-Risk (VaR)* analiza el impacto de eventos de riesgo mediante el cálculo de la peor pérdida esperada que el portafolio de una entidad financiera tendría en un determinado horizonte de tiempo con cierto nivel de confianza o probabilidad. La pérdida depende de variables de mercado que podrían ser el tipo de cambio, las tasas de interés, los precios de acciones, entre otras. No recoge interdependencia entre entidades financieras, lo que sí logra el VaR Condicional (CoVar) de *Adrian y Brunnermeier (2011)*. Esta medida define el impacto del riesgo transmitido de un banco *i* a un banco *j* cuando el banco *i* está bajo estrés financiero, por lo que captura potenciales *spillovers*.

En la misma línea del VaR y el CoVar, hay otros métodos para cuantificar los impactos de eventos de estrés en entidades financieras tales como (i) *Volatility Contribution* de *Lehar (2005)*: calcula la probabilidad de un evento de crisis cuando la participación de los bancos

en estrés dentro de los activos totales del sistema excede un determinado umbral durante los siguientes seis meses; (ii) *Distressed Insurance Premium* de *Huang et al. (2012)*: mide la prima de seguro requerida para cubrir las pérdidas esperadas de un banco a causa de un evento de estrés en el sistema; y (iii) *Marginal Expected Shortfall* de *Acharya et al. (2012)*: calcula la pérdida esperada de patrimonio cuando un evento de riesgo provoca pérdidas en el mercado que superan cierto umbral, por ejemplo su nivel VaR. Este último método tiene una aplicación en el Perú con *Castro (2015)*, quien cuantifica pérdidas esperadas en los cuatro principales bancos (Crédito, BBVA, Scotiabank e Interbank) para el período 1996-2013. Encuentra que las crisis financieras de 1998-1999 y 2008-2009 generaron distintos patrones de pérdidas esperadas de patrimonio y apalancamiento esperado, donde los bancos con fuerte presencia de capital extranjero fueron los más expuestos en la segunda de estas crisis.

Aparte de *Castro (2015)*, sobresale un par de trabajos interesantes que también aplican herramientas financieras al caso peruano. *Hiroshi y Tudela (2017)* usan la metodología de *Systemic Contingent Claims Analysis* (SCCA) para medir el riesgo sistémico en los cuatro mayores bancos del sistema entre 2007 y 2015. Lo novedoso es que incorporan información *forward-looking* en forma de pérdidas esperadas y proyectadas en caso de *default*, con lo cual concluyen que el sistema bancario se hallaba saludable a inicios de 2016 pero con bancos a monitorear de cerca pues podrían considerarse *too big to fail*. El otro trabajo es el de *Gondo (2020)*, quien estima pérdidas en el crecimiento del PBI en escenarios de riesgo con la metodología *Growth at Risk* (GaR). Muestra que el crecimiento excesivo del crédito eleva la probabilidad de un escenario de crisis y reduce el crecimiento esperado del PBI.

Como se indica en la introducción, el presente trabajo busca cuantificar cómo un grupo de bancos y cajas del sistema financiero peruano respondería frente a choques externos adversos. La capacidad de recoger respuestas dinámicas no es parte de las metodologías descritas hasta el momento, pero sí está presente en modelos VAR en paneles.

Antes que nada, cabe mencionar un par de trabajos con modelos VAR individuales para el caso peruano: (i) el primero corresponde a *Carrera, Pérez Forero y Ramírez Rondán (2014)*, quienes estiman un VAR bayesiano con bloque de exogeneidad y hallan que el QE3 de la Fed generó una expansión significativa del crédito en soles y dólares en un contexto de fuerte entrada de capitales; y (ii) el segundo trabajo es el de *Lahura y Espino (2019)*, quienes aplican un VAR estándar para el sistema financiero entre 2003 y 2018, y encuentran que una depreciación eleva la cartera morosa en dólares a nivel agregado y por segmentos (empresas, consumo e hipotecario) con un efecto máximo de siete a diez meses luego del choque.

En cuanto a literatura donde se aplican modelos VAR en paneles, puede mencionarse a *Espinoza y Prasad (2010)*. Examinan la morosidad en países del Consejo de Cooperación para Estados Árabes del Golfo, donde estiman un panel de 80 bancos en el período 1995-2008. Hallan que mayores tasas de interés empeoran la morosidad pero se reduce con un mayor crecimiento del PBI no petrolero. En la misma línea, *Nkusu (2011)* analiza el impacto en morosidad para un panel de bancos en 26 economías avanzadas en el período 1998-2009. Sus resultados muestran que un menor crecimiento, un mayor desempleo o una caída de los precios de activos conducen a problemas de pago de deuda reflejados en un aumento persistente de morosidad. Además, la calidad de la cartera tiende a ser procíclica.

Love y Turk (2013) utilizan un panel VAR para bancos de Egipto en el período 1993-2010. Encuentran que choques positivos en los flujos de capitales y en el crecimiento económico mejoran la calidad del portafolio de préstamos, medida por el ratio entre reservas para préstamos malos y préstamos totales. En contraste, mayores tasas activas causan problemas de selección adversa y deterioran la calidad de cartera, pero esta mejora mientras mayor es la participación de los bancos extranjeros en el sistema.

Cáceres et al. (2016) analizan el impacto de la normalización de la política monetaria en Estados Unidos en 2015, es decir, del primer aumento de tasa Fed tras tocar mínimos históricos en la crisis del 2008-2009. Con un panel VAR no balanceado para 14 economías avanzadas y 16 emergentes (incluyendo Perú) durante el período 2000-2015, encuentran que los *spillovers* asociados con dicha normalización se incrementan con una mayor dolarización pero se moderan con mayores requerimientos de encajes para fines macroprudenciales. Este hallazgo remarca la importancia de analizar un choque de tasa Fed.

Ponomarenko, Rozhkova y Seleznev (2018) estiman un modelo VAR bayesiano en paneles para Alemania, Austria, Bélgica, España, Francia, Italia y Portugal en el período 1999-2013/2014. Con un modelo no lineal de *smooth transition*, hallan que las economías con alta dependencia de liquidez (medida por el ratio *current asset*) son más sensibles ante choques en el PBI, la inflación, las tasas de interés de largo plazo y el crédito.

En el caso peruano existe un creciente uso de modelos VAR en paneles durante los últimos años, aunque el trabajo de *Gondo y Pérez Forero (2018)* es el más relacionado con el presente tema de estudio. Estos autores emplean modelos VAR bayesianos en paneles para cuantificar el impacto de los precios de *commodities* sobre variables macroeconómicas y financieras en cuatro países latinoamericanos: Chile, Colombia, México y Perú. El resultado más saltante es que todos los países experimentan una expansión del crédito con algún rezago pero el impacto tiene mayor persistencia en Colombia y Perú.

3. EL MODELO PANEL VAR JERÁRQUICO

3.1. Configuración

Cada banco y cada caja son modelados como un VAR individual con distintos coeficientes y varianzas de errores, por lo que no hay interdependencia entre entidades dentro del panel. Esta configuración es suficiente para el objetivo de cuantificar las respuestas individuales de bancos y cajas frente a los choques externos, y así identificar fuentes de riesgo. Además, se considera lo sugerido por *Espino (2013)* en cuanto a modelar escenarios de riesgo de manera individual para el sistema bancario peruano al no observarse correlaciones interbancarias significativas. Sin embargo, incorporar alguna forma de interdependencia es interesante como futura agenda de investigación. Por otro lado, se asumen parámetros constantes en el tiempo para comparar los resultados de los modelos en los períodos 1993-2005 (inicia en 1994 en el caso de las cajas) y 2006-2019 (ver detalles en anexos I y II).

En base a *Pérez Forero (2016)* y *Dieppe, Legrand y van Roye (2018)*, considere que el banco o caja individual i está representado por el siguiente modelo:

$$y_{i,t} = A_i^1 y_{i,t-1} + \dots + A_i^p y_{i,t-p} + C_i x_t + \varepsilon_{i,t} \quad \text{para } i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T_i \quad (1)$$

donde $y_{i,t}$ es el vector $nx1$ de variables endógenas; x_t es el vector $mx1$ de variables exógenas, común a todos los bancos y cajas; $\varepsilon_{i,t}$ es el vector $nx1$ de choques de la forma reducida tal que $\varepsilon_{i,t} \sim N(0, \Sigma_i)$ y $E(\varepsilon_{i,t} \varepsilon_{i,s}) = 0$ para $t \neq s$; p es la longitud del rezago; y T_i es el tamaño de la muestra para cada banco y cada caja.

El modelo final en su versión más compacta es el siguiente:

$$Y_i = X_i B_i + \varepsilon_i \quad (2)$$

donde se tienen las matrices de datos $Y_i(T_i \times n)$, $X_i(T_i \times k)$ y $\varepsilon_i(T_i \times n)$, con $k = np + m$ coeficientes a estimar para cada modelo individual y una matriz de parámetros $B_i(k \times n)$.

El modelo en la ecuación (2) puede reformularse en forma vectorizada:

$$y_i = (I_n \otimes X_i) \beta_i + \varepsilon_i$$

donde

$$y_i = \text{vec}(Y_i), \beta_i = \text{vec}(B_i), \varepsilon_i = \text{vec}(\varepsilon_i) \text{ con } \varepsilon_i \sim N(0, \Sigma_i \otimes I_{T_i})$$

Para cada banco y cada caja i , β_i puede expresarse como:

$$\beta_i = b + b_i$$

donde b es un vector de parámetros $kx1$ y $b_i \sim N(0, \Sigma_b)$, con lo cual se sabe que:

$$\beta_i \sim N(b, \Sigma_b) \quad (3)$$

(3) implica que los coeficientes del VAR difieren entre bancos y cajas, pero son extraídos de una distribución normal con una media y varianza comunes. Para identificar y derivar la distribución posterior, se emplea el enfoque bayesiano jerárquico de *Jarocinski (2010)*, el cual enriquece el modelo al tratar el conjunto de parámetros $(\beta_i, \Sigma_i, b, \Sigma_b)$ como variables aleatorias incluidas en el proceso de estimación.

3.2. Priors

La distribución posterior para el modelo es la siguiente:

$$p(\beta_i, \Sigma_i, b, \Sigma_b / y) \propto p(y / \beta_i, \Sigma_i) p(\beta_i / b, \Sigma_b) p(\Sigma_i) p(\Sigma_b) p(b) \quad (4)$$

La ecuación (4) muestra que la distribución posterior es igual al producto de la función de probabilidad de los datos $p(y / \beta_i, \Sigma_i)$, la distribución *prior* condicional $p(\beta_i / b, \Sigma_b)$ para β_i , y las distribuciones *prior* para Σ_i , Σ_b y b .

Dada la ecuación (2), la función de probabilidad de los datos o verosimilitud es:

$$p(y/\beta_i, \Sigma_i) \propto \prod_{i=1}^N |\Sigma_i|^{-1/2} \exp\left(-\frac{1}{2}(y_i - X_i\beta_i)'(\Sigma_i)^{-1}(y_i - X_i\beta_i)\right) \quad (5)$$

Puesto que los vectores de coeficientes β_i siguen una distribución normal con media y varianza comunes, ello implica que la distribución *prior* condicional para β_i es:

$$p(\beta_i/b, \Sigma_b) \propto \prod_{i=1}^N |\Sigma_b|^{-1/2} \exp\left(-\frac{1}{2}(\beta_i - b)'(\Sigma_b)^{-1}(\beta_i - b)\right) \quad (6)$$

Para el hiperparámetro Σ_b , se busca una forma que replique la matriz de varianza-covarianza Ω_b qxq del *prior* de Minnesota. La varianza en esta matriz diagonal se define así:

- Para parámetros en β_i que relacionan las variables endógenas con sus propios rezagos:

$$\sigma_{a_{ii}}^2 = \left(\frac{1}{l\lambda_3}\right)^2$$

- Para parámetros en β_i vinculados a coeficientes rezagados y cruzados:

$$\sigma_{a_{ij}}^2 = \left(\frac{\sigma_i^2}{\sigma_j^2}\right) \left(\frac{\lambda_2}{l\lambda_3}\right)^2$$

- Para las variables exógenas, incluidos los términos constantes:

$$\sigma_{c_i}^2 = \sigma_i^2 (\lambda_4)^2$$

donde $i, j = 1, \dots, N$; $l = 1, \dots, p$; σ_i^2 y σ_j^2 son varianzas de los términos de error estimadas por medio de modelos autorregresivos para las n variables endógenas.

La matriz de varianza-covarianza Σ_b tiene la siguiente forma:

$$\Sigma_b = (\lambda_1 \otimes I_q) \Omega_b \quad (7)$$

En (7), si se considera que la matriz Ω_b es fija y conocida, y λ_1 es una variable aleatoria, ello reduce la determinación de la matriz Σ_b a solamente definir la distribución *prior* para λ_1 , usualmente caracterizada por una distribución gamma inversa:

$$p(\lambda_1/\frac{s_0}{2}, \frac{v_0}{2}) \propto \lambda^{-\frac{s_0}{2}-1} \exp\left(-\frac{v_0}{2\lambda_1}\right) \quad (8)$$

Las distribuciones *prior* del hiperparámetro b y de Σ_i son *priors* no informativos:

$$p(b) \propto 1 \quad (9)$$

$$p(\Sigma_i) \propto \prod_{i=1}^N |\Sigma_i|^{-(n+1)/2} \quad (10)$$

Así concluye la descripción del modelo. La función de verosimilitud está dada por (5), mientras que las distribuciones *prior* para los cuatro conjuntos de parámetros en el modelo

$(\beta_i, b, \lambda, \Sigma_i)$ están representadas por (6), (8), (9) y (10), respectivamente. Sustituyendo todas estas expresiones en (4) puede obtenerse la distribución posterior.

4. ESTIMACIÓN BAYESIANA

Especificados la función de verosimilitud y los *priors*, la práctica bayesiana combina ambas fuentes de información con el objetivo de maximizar el lado derecho de la ecuación (4) y así obtener la distribución de los conjuntos de parámetros $(\beta_i, b, \lambda, \Sigma_i)$. A fin de simular la distribución posterior en (4) y realizar inferencia estadística, se recurre a una rutina de muestreo de Gibbs, la cual consiste en obtener extracciones o *draws* aleatorios a partir de distribuciones posterior no condicionales de los parámetros de interés.

Es útil dividir al conjunto de parámetros en bloques (ver anexo III para el detalle de cada bloque) y así definir el algoritmo, el cual tiene los siguientes pasos:

1. Definir valores iniciales para $(\beta_i, b, \Sigma_b, \Sigma_i)$.

Para β_i , usar estimados por medio de regresiones MCO: $\beta^{(0)} = \{\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_N\}$.

Para b , establecer $b^{(0)} = N^{-1} \sum_{i=1}^N \hat{\beta}_i$.

Para Σ_b , establecer $\lambda_1^{(0)} = 0.01$ (implica $\lambda_1^{(0)1/2} = 0.1$), tal que $\Sigma_b^{(0)}$ corresponde a la matriz Ω_0 del *prior* de Minnesota.

Para Σ_i , usar también estimados MCO: $\Sigma_i^{(0)} = \{\hat{\Sigma}_1, \hat{\Sigma}_2, \dots, \hat{\Sigma}_N\}$.

2. En la iteración n , extraer $b^{(n)}$ de una distribución normal:

$$b^{(n)} \sim \mathcal{N}(\beta_m^{(n-1)}, N^{-1} \Sigma_b^{(n-1)})$$

3. En la iteración n , extraer $\Sigma_b^{(n)}$. Para ello, extraer $\lambda_1^{(n)}$ de una distribución gamma inversa:

$$\lambda_1^{(n)} \sim \text{IG}\left(\frac{s}{2}, \frac{v}{2}\right)$$

Luego obtener $\Sigma_b^{(n)}$ a partir de $\Sigma_b^{(n)} = (\lambda_1^{(n)} \otimes I_q) \Omega_b$

4. En la iteración n , extraer $\beta_i^{(n)} = \{\beta_1^{(n)}, \beta_2^{(n)}, \dots, \beta_N^{(n)}\}$ de una distribución normal:

$$\beta_i^{(n)} \sim \mathcal{N}(\bar{\beta}_i, \bar{\Omega}_i)$$

5. En la iteración n , extraer $\Sigma_i^{(n)} = \{\Sigma_1^{(n)}, \Sigma_2^{(n)}, \dots, \Sigma_N^{(n)}\}$ de una distribución Wishart inversa:

$$\Sigma_i^{(n)} \sim \text{IW}((Y_i - X_i B_i^{(n)})'(Y_i - X_i B_i^{(n)}), T)$$

6. Al llegar a las n iteraciones, se descarta un porcentaje inicial de las extracciones para eliminar el efecto de los valores iniciales y asegurar la convergencia a la distribución posterior. Para el trabajo, se elige una rutina con 50 mil iteraciones y se descartan 40 mil.

5. IDENTIFICACIÓN DE CHOQUES EXTERNOS

5.1. Supuestos

A fin de que el modelo VAR en paneles brinde funciones confiables de respuesta al impulso, debe garantizarse la ortogonalidad entre los choques de la forma estructural, lo que implica resolver un usual problema de identificación. Como muestra la Tabla 1, se usan restricciones de cero y signo para identificar los choques, las cuales son impuestas para los primeros cuatro trimestres (el primer año) de un horizonte total de 20 trimestres. Las restricciones asumen que: (i) un choque de aumento en tasa Fed no es acompañado por un choque de caída en términos de intercambio, y viceversa; (ii) los dos choques generan una depreciación cambiaria ya que impactan negativamente en los flujos de capitales y los flujos comerciales; y (iii) bancos y cajas tienen una respuesta agnóstica frente a ambos choques.

TABLA 1: Restricciones de cero y signo

Variables	Choques macroeconómicos externos	
	Tasa Fed	Términos de intercambio
	$h=0,1,2,3$	$h=0,1,2,3$
Tasa Fed	+	0
Términos de intercambio	0	-
Tipo de cambio	+	+
Crédito S/	?	?
Crédito US\$?	?
Apalancamiento	?	?
Morosidad	?	?

La caracterización de los choques externos es consistente con los datos:

- Período 1993-2005: hubo ciclos alcistas de tasa Fed (1994-1995, 1999-2000, de 2004 hasta 2006 inclusive); los términos de intercambio tuvieron episodios de caída hasta 2001 en un contexto de crisis económicas externas (México, Sudeste asiático, Rusia y burbuja *dot-com* en Estados Unidos); y hasta 2003 el Sol mostró una tendencia a depreciarse.
- Período 2006-2019: a fines de 2015 la Fed inició ciclo alcista de su tasa de política; los términos de intercambio tuvieron varios episodios de caída a raíz de la crisis internacional del 2008-2009 y sobre todo por la desaceleración del crecimiento en China desde 2011; por último, el Sol mostró episodios de fuerte depreciación en un contexto de caída en los términos de intercambio y ajustes monetarios de la Fed (*tapering* en 2013 y apreciación global del dólar por expectativa en los mercados sobre cuándo subiría su tasa en 2015).

5.2. El algoritmo

Siguiendo a *Dieppe, Legrand y van Roye (2018)*, el análisis inicia con un VAR estructural para un banco o caja en términos genéricos, así que por simplicidad se retira el subíndice i :

$$D_0 y_t = D_1 y_{t-1} + D_2 y_{t-2} + \dots + D_p y_{t-p} + F x_t + \eta_t \quad (11)$$

donde $t = 1, \dots, T$ y $\eta_t \sim \mathcal{N}(0, \Gamma)$. Luego, considerando $D = D_0^{-1}$ como una matriz que recupera los choques estructurales, se tiene la siguiente expresión:

$$y_t = A(L)^{-1} D_0^{-1} F x_t + D \eta_t + \psi_1 D \eta_{t-1} + \psi_2 D \eta_{t-2} + \dots$$

Adelantando h períodos se llega a:

$$y_{t+h} = A(L)^{-1} C x_{t+h} + \sum_{k=0}^{\infty} \check{\psi}_k \eta_{t+h-k}$$

donde

$$\check{\psi}_0 = D, \check{\psi}_k = \psi_k D \text{ para } k = 1, 2, 3, \dots \text{ y } C = D_0^{-1} F$$

$$\frac{\partial y_{t+h}}{\partial \eta_t} = \check{\psi}_h \text{ es la función de respuesta al impulso del choque } \eta_t \text{ sobre } y_{t+h}$$

Las matrices $\check{\psi}_0, \check{\psi}_1, \check{\psi}_2, \check{\psi}_3, \dots$ contienen las funciones de respuesta al impulso del VAR estructural, es decir, las respuestas de variables del VAR a choques ortogonales entre sí, por lo cual son capaces de dar una valiosa interpretación económica.

La información sobre la matriz D se desconoce, por lo que debe hallarse de tal manera que las funciones de respuesta al impulso $\check{\psi}_0, \check{\psi}_1, \check{\psi}_2, \check{\psi}_3, \dots$ producidas por el modelo en (11) satisfagan las restricciones de identificación. Para corroborar que una restricción se cumple, conviene reunir en una única matriz $f(D, D_1, \dots, D_p)$ a todas las matrices con respuestas al impulso que presenten restricciones en los períodos p_1, p_2, \dots, p_n .

El modo como se seleccionan las matrices permite corroborar el cumplimiento de las restricciones. En el caso de restricciones de signo, la matriz con la restricción asociada al choque j , para $j = 1, 2, \dots, n$, es una matriz S_j donde cada fila representa una restricción y está compuesta únicamente por ceros, excepto en aquellas entradas que corresponden a una restricción con signo positivo (entrada con valor de 1) y/o con signo negativo (valor de -1). Por consiguiente, las restricciones sobre el choque j se cumplen solo si:

$$S_j x f_j(D, D_1, \dots, D_p) > 0 \quad (12)$$

donde $f_j(D, D_1, \dots, D_p)$ es la columna j de la matriz $f(D, D_1, \dots, D_p)$. Las restricciones de signo se mantienen si (12) se cumple para todos los choques $j = 1, 2, \dots, n$.

Para restricciones de cero, la matriz Z_j está conformada por ceros salvo en las entradas asociadas a las restricciones (con valor de 1), las cuales se cumplen para el choque j solo si:

$$Z_j x f_j(D, D_1, \dots, D_p) = 0 \quad (13)$$

Una rutina tradicional de muestreo de Gibbs no permite extracciones directamente de la distribución posterior para los coeficientes D_0, D_1, \dots, D_p y F en el VAR estructural, por lo que como alternativa se procede a realizar extracciones a partir de la distribución posterior del VAR en su forma reducida dada por (1) o por (2) si se busca su versión más compacta. Es decir, la rutina solo brinda extracciones para A_1, A_2, \dots, A_p, C y Σ .

El algoritmo de estimación es el siguiente:

1. Definir las matrices de restricciones S_j y Z_j para $j = 1, 2, \dots, n$.
2. Definir el número de iteraciones exitosas luego de descartar una fracción inicial.
3. En la iteración n , extraer los coeficientes del VAR en forma reducida, $B_{(n)}$ y $\Sigma_{(n)}$, a partir de sus distribuciones posterior, y recuperar el modelo expresado en (1).
4. En la iteración n , obtener las funciones de respuesta al impulso $\psi_0^{(n)}, \psi_1^{(n)}, \psi_2^{(n)}, \dots$, a partir de $B_{(n)}$.
5. En la iteración n , por medio del factor Cholesky, calcular una matriz estructural preliminar $h(\Sigma_{(n)})$, donde $h(\cdot)$ es tal que $h(\Sigma) x h(\Sigma)' = \Sigma$. A partir de esta matriz, generar un grupo de funciones de respuesta al impulso $\check{\psi}_0^{(n)}, \check{\psi}_1^{(n)}, \check{\psi}_2^{(n)}, \dots$ con el cual crear una matriz preliminar de restricciones para los períodos p_1, p_2, \dots, p_n .
6. En la iteración n , extraer una matriz aleatoria X cuyas entradas son extracciones de una distribución normal independiente. Luego, hallar una matriz ortogonal Q que satisfaga las restricciones de cero en (13) y, además, valiéndose de una descomposición QR de X (R es matriz triangular superior), permita obtener funciones definitivas de respuesta al impulso:

$$\bar{\psi}_k = \psi_k D = \psi_k h(\Sigma) Q = \check{\psi}_k Q$$

7. En la iteración n , calcular una matriz candidata a ser la matriz estructural con las funciones definitivas de respuesta al impulso $f(D, D_1, \dots, D_p)$.
8. En la iteración n , corroborar que se cumplen las restricciones de signo en (12). Si es así, mantener la matriz Q y pasar a la siguiente iteración. De lo contrario, repetir pasos 3 al 8 hasta obtener una matriz Q válida. Luego pasar a las siguientes iteraciones.
9. Repetir los pasos 3 al 8 hasta conseguir el número de iteraciones exitosas.

6. RESULTADOS

A continuación se describen y comparan las respuestas de bancos y cajas ante los choques externos según los supuestos de la Tabla 1. En el anexo IV están disponibles las funciones de respuesta al impulso con las bandas de confianza. Para agilizar la lectura, se usan las palabras *antes* o *en el pasado* para etiquetar el período 1993-2005 (inicia en 1994 en el caso de las cajas), y los términos *ahora, hoy* o *en la actualidad* para el período 2006-2019.

6.1. Impacto en bancos

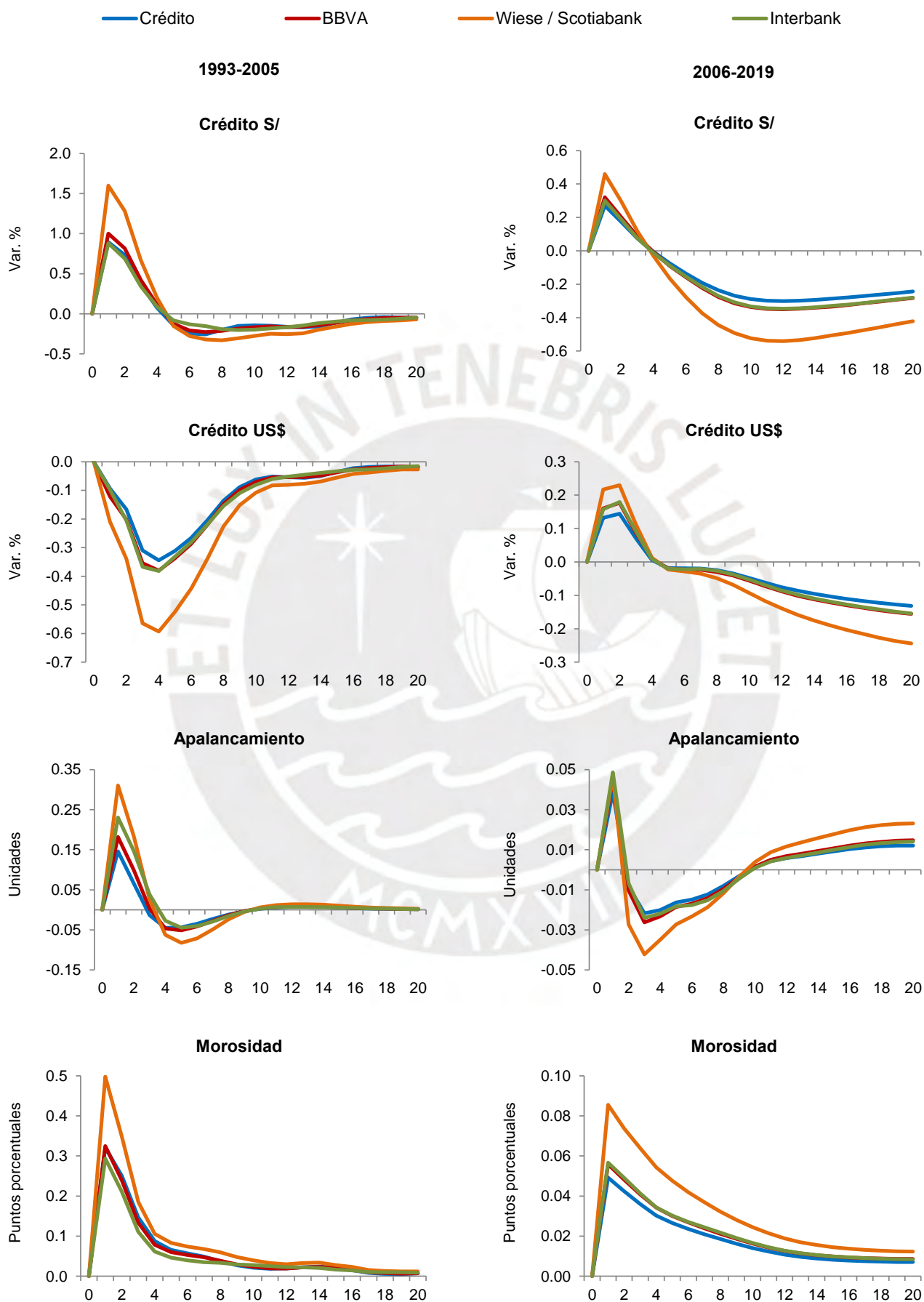
El panel izquierdo del Gráfico 1 muestra un choque de aumento en tasa Fed y las respuestas de los cuatro principales bancos en 1993-2005 (Crédito, BBVA, Wiese e Interbank). **No hay duda de que este choque antes generaba importantes riesgos para los bancos debido a un financiamiento en dólares más caro para el público, a lo cual se sumaban riesgos de descalce cambiario por las presiones depreciatorias:**

- Lo primero a notar: todos los bancos tienen respuestas en la misma dirección, es decir, hay una sincronización. La magnitud del impacto es mayor en el banco Wiese.
- El crédito en soles no se ve afectado al menos en los primeros cuatro trimestres, luego de lo cual empieza a caer a un ritmo moderado. Por su parte, el crédito en dólares se reduce sostenidamente en un contexto de alta dolarización del crédito en los cuatro bancos grandes (promedio en 1993-2005: 76% del total, pico: 83%, mínimo: 66%).
- Todos los bancos suben el apalancamiento inmediatamente después del choque y lo hacen durante tres trimestres para luego comenzar a desapalancarse.
- Se observa un rápido aumento de morosidad cuyo pico se alcanza en el primer trimestre.

En el panel derecho del Gráfico 1 esta vez están las respuestas de los cuatro bancos más importantes del sistema en 2006-2019 (Crédito, BBVA, Scotiabank e Interbank). **Según los resultados, un choque de mayor tasa Fed en bancos grandes hoy continúa implicando los mismos riesgos que los del período 1993-2005 pero con impactos más limitados:**

- Como en el pasado, todos los bancos muestran respuestas en la misma dirección pero con magnitud mayor en el banco Scotiabank (Crédito, BBVA e Interbank son homogéneos).
- El crédito en dólares, al igual que el crédito en soles, no se ve afectado por un choque de mayor tasa Fed en el corto plazo, lo cual contrasta con la rápida contracción en el pasado. No obstante, luego del primer año, ambos tipos de crédito caen de modo persistente, a diferencia del pasado cuando el impacto del choque se disipaba con el tiempo.
- Hay un aumento inmediato del apalancamiento pero con una magnitud más acotada y menor duración que antes, tras lo cual los bancos también inician un desapalancamiento.
- Los bancos elevan su morosidad otra vez con un pico en el primer trimestre pero con una magnitud mucho menor que en el pasado. Esto sugiere carteras menos expuestas en un contexto de dolarización del crédito con una sostenida reducción en los cuatro bancos (promedio en 2006-2019: 48%, pico: 70%, mínimo: 30%). Una fuente de morosidad sería la alta dolarización del segmento corporativo y gran empresa (43% según últimos datos del BCRP), junto al rubro de medianas empresas (30%), los que explican casi dos tercios de los clientes en tres de los bancos analizados y en torno al 40% en el banco restante.

GRÁFICO 1: Choque de aumento en tasa Fed sobre los bancos
 (horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana)



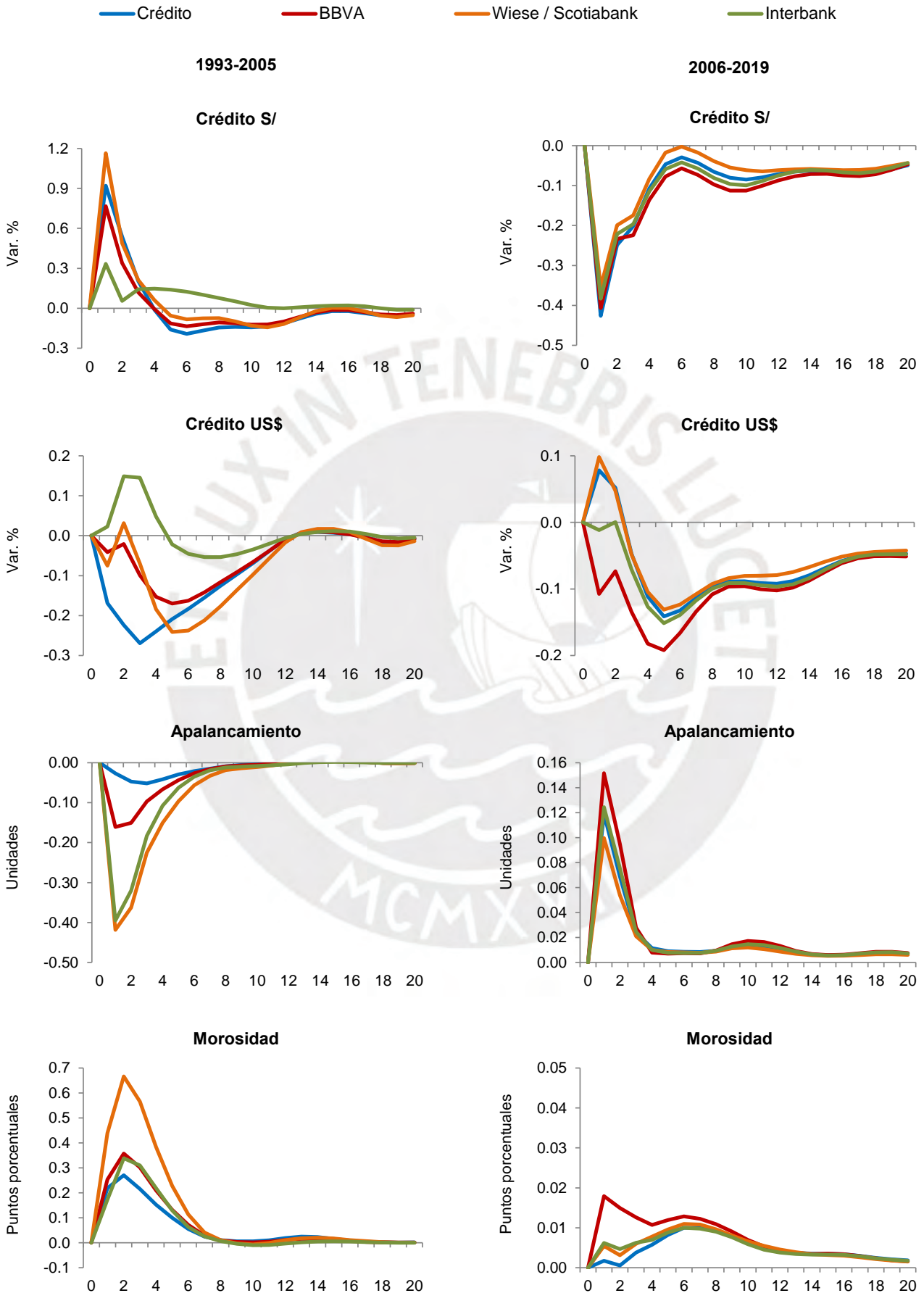
Pasando al Gráfico 2, el panel izquierdo muestra cómo los cuatro principales bancos en 1993-2005 (Crédito, BBVA, Wiese e Interbank) responden frente a un choque que reduce los términos de intercambio. **En el pasado el principal riesgo causado por este choque radicaba en un incremento de la morosidad, pero no llega a ser tan alarmante si es comparado con todos los riesgos ya descritos luego de un choque de mayor tasa Fed. Este resultado sugiere que antes el canal financiero para los bancos habría sido una fuente de riesgo mucho más importante que el canal real:**

- No se observa un deterioro del crédito en soles en ninguno de los bancos, al menos en los primeros cuatro trimestres. Luego del primer año, salvo en el caso del banco Interbank, los otros tres bancos registran una caída bastante acotada que se disipa con el tiempo.
- Nuevamente excluyendo al banco Interbank, en los demás bancos se da una contracción del crédito en dólares que se prolonga durante 12 trimestres. En comparación con un choque de tasa Fed, la magnitud y la duración del impacto lucen menos preocupantes.
- A diferencia de lo visto con el choque de tasa Fed, una caída en términos de intercambio produce un importante desapalancamiento en los bancos Wiese e Interbank, es algo más moderado en el banco BBVA, y en el banco de Crédito no hay impacto muy significativo.
- Al igual que el choque de tasa Fed, se genera un incremento de la morosidad en todos los bancos pero ahora con un pico en el segundo trimestre. La calidad de cartera del banco Wiese es la que más sufre con ambos choques, vulnerabilidad que podría haber sido una razón de peso para su posterior venta a Scotiabank y su salida del mercado en 2006.

En el panel derecho del Gráfico 2 se muestran los impactos del choque en los cuatro bancos más grandes en 2006-2019 (Crédito, BBVA, Scotiabank e Interbank). **La evidencia no permite concluir que hoy un choque en términos de intercambio causaría menores riesgos que en el pasado pues se registran una caída más prolongada del crédito en ambas monedas y un mayor endeudamiento, pero sin deterioro material de morosidad:**

- A diferencia del pasado, en la actualidad el crédito en soles muestra una caída importante y persistente en todos los bancos, lo que sugiere ahora un canal real con mayor peso.
- El crédito en dólares se contrae de inmediato en dos bancos y con un par de trimestres de rezago en los dos restantes. Más allá de cierta diferencia en *timing*, un choque negativo en términos de intercambio tiene un impacto contractivo prolongado en todos los bancos.
- A diferencia del pasado, ahora los bancos elevan su apalancamiento durante los primeros cuatro trimestres. Si bien el mayor endeudamiento implica asumir riesgos, también puede indicar mayor acceso a líneas de crédito para compensar una menor liquidez disponible en el mercado por la caída en términos de intercambio (menor ahorro). Por otro lado, es de esperar que los principales bancos, estructuralmente, cuenten con mejor capacidad financiera para asumir mayores pasivos. Lo mismo no necesariamente se da en las cajas.
- Un punto a favor es que la morosidad de ningún banco muestra un deterioro significativo ni tampoco cercano al notorio incremento de esta variable en el pasado.
- A diferencia del pasado, hoy los dos choques externos causan un aumento acotado de la morosidad en los principales bancos del sistema pero, si son comparados entre sí, el deterioro de la calidad de cartera por un choque de tasa Fed sería mayor que el deterioro por un choque negativo en los términos de intercambio.

GRÁFICO 2: Choque de caída en términos de intercambio sobre los bancos
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana)



6.2. Impacto en cajas

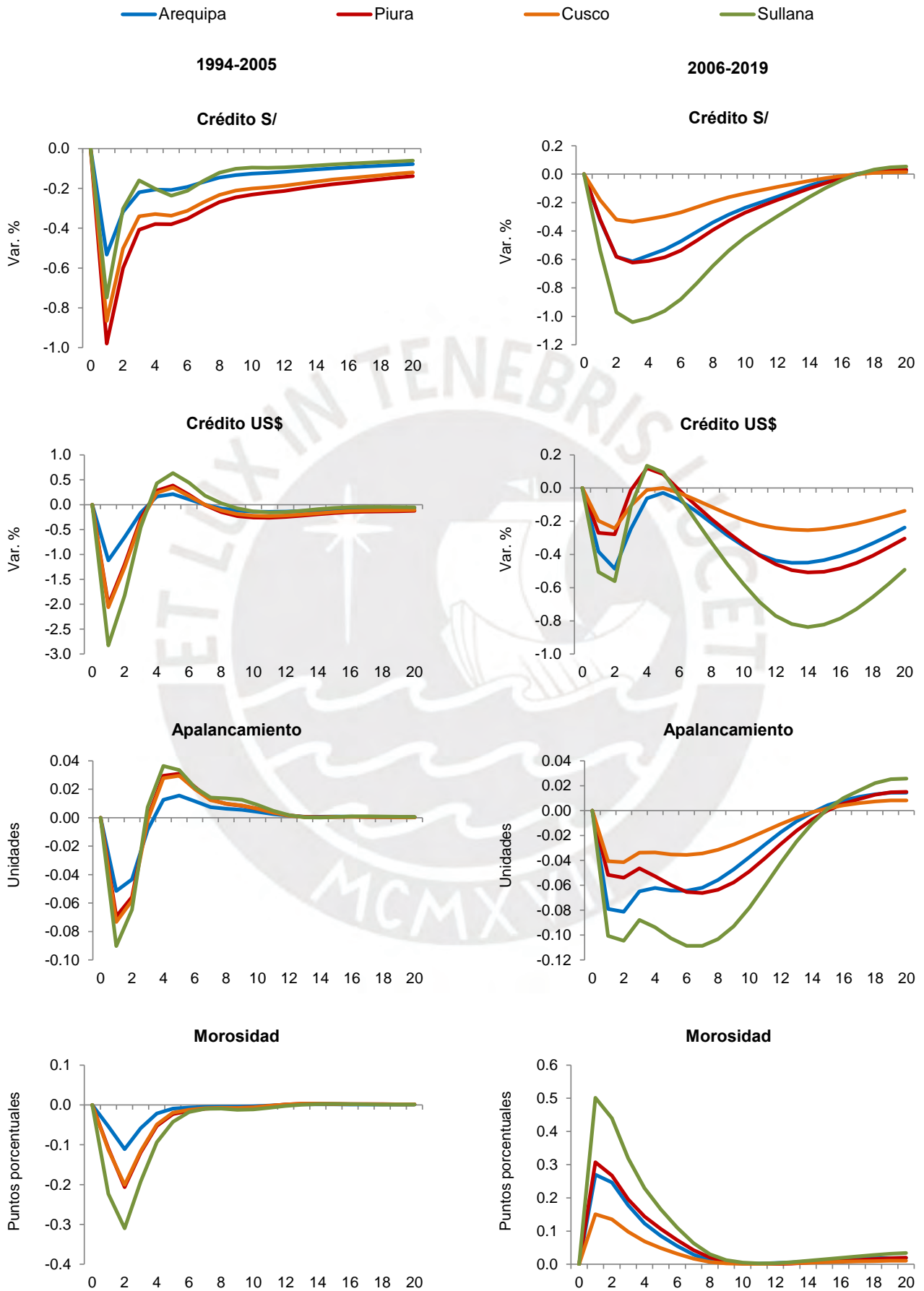
El panel izquierdo del Gráfico 3 muestra un choque de aumento en tasa Fed y las respuestas de un grupo de cuatro cajas municipales en 1994-2005 (Arequipa, Piura, Cusco y Sullana). **En el pasado, un choque de mayor tasa Fed causaba un importante riesgo de corto plazo para las cajas en la forma de una rápida caída del crédito, sobre todo en dólares; por su parte, el impacto negativo en el crédito en soles mostraba ser persistente:**

- Similar a lo visto en bancos, lo primero que resalta son respuestas en la misma dirección en todas las cajas. No hay gran diferencia entre ellas en cuanto a magnitud de impactos.
- El crédito en soles cae de inmediato y fuertemente, sobre todo en el primer trimestre. El impacto es muy prolongado pese a un ritmo de contracción decreciente en el tiempo.
- La caída del crédito en dólares en el corto plazo es mucho mayor respecto del crédito en soles; no obstante, el fuerte deterioro culmina en el cuarto trimestre. Pueden ensayarse dos explicaciones para la dinámica no tan desfavorable del crédito en dólares comparada con la del crédito en soles, las cuales incluso podrían ser complementarias:
 1. A diferencia de los bancos, las cajas por lo menos hasta 2003 tuvieron depósitos notoriamente más dolarizados (promedio en las cuatro cajas: 46% del total) que en el caso del crédito (promedio: 26%), de modo que esta amplia base de fondeo en dólares podría haberles permitido sostener la oferta de crédito en dólares.
 2. Tras el choque de tasa Fed, se ve una respuesta dinámica del crédito en dólares muy similar a la del apalancamiento, el cual se reduce en los primeros tres trimestres con un impacto máximo en el primero de ellos para luego elevarse por dos años.
- El desapalancamiento inicial de las cajas contrasta con el apalancamiento de los bancos, lo que reflejaría dificultades de acceso de estas entidades más pequeñas a fuentes adicionales de financiamiento como por ejemplo líneas de crédito del exterior.
- En ningún momento se observa un deterioro de la morosidad.

En el panel derecho del Gráfico 3 están las respuestas del grupo de cajas en 2006-2019. **Según los resultados, no puede afirmarse que en la actualidad un choque de mayor tasa Fed en las cajas sea menos riesgoso que en el pasado:**

- Similar a lo visto en el pasado, todas las cajas muestran respuestas en la misma dirección pero con una magnitud más notoria en la caja Sullana.
- Al igual que antes, el crédito en soles tiene una caída inmediata, fuerte y muy prolongada.
- A diferencia del pasado, la caída del crédito en dólares es menor respecto del crédito en soles, incluso con ciertas señales de recuperación hacia los trimestres cuarto y quinto. Sin embargo, en los siguientes trimestres el crédito en dólares de las cajas continúa en caída, lo que sugiere un choque persistente a mediano plazo como también ocurre en los bancos.
- Si el foco solo es el corto plazo, se puede afirmar que los bancos hoy estarían en mejor posición que las cajas para amortiguar un choque de mayor tasa Fed sobre el crédito.
- Todas inician un inmediato desapalancamiento, bastante más prolongado que antes.
- Ahora se registra un aumento de la morosidad más fuerte que en bancos. Si se busca una fuente de morosidad, podría pensarse en impagos de crédito en soles en los segmentos de pequeña-microempresa y personas, los que explican 90% de los clientes en cajas y tienen los ratios de dolarización más bajos (de 4% a 8% según últimos datos del BCRP).

GRÁFICO 3: Choque de aumento en tasa Fed sobre las cajas
 (horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana)



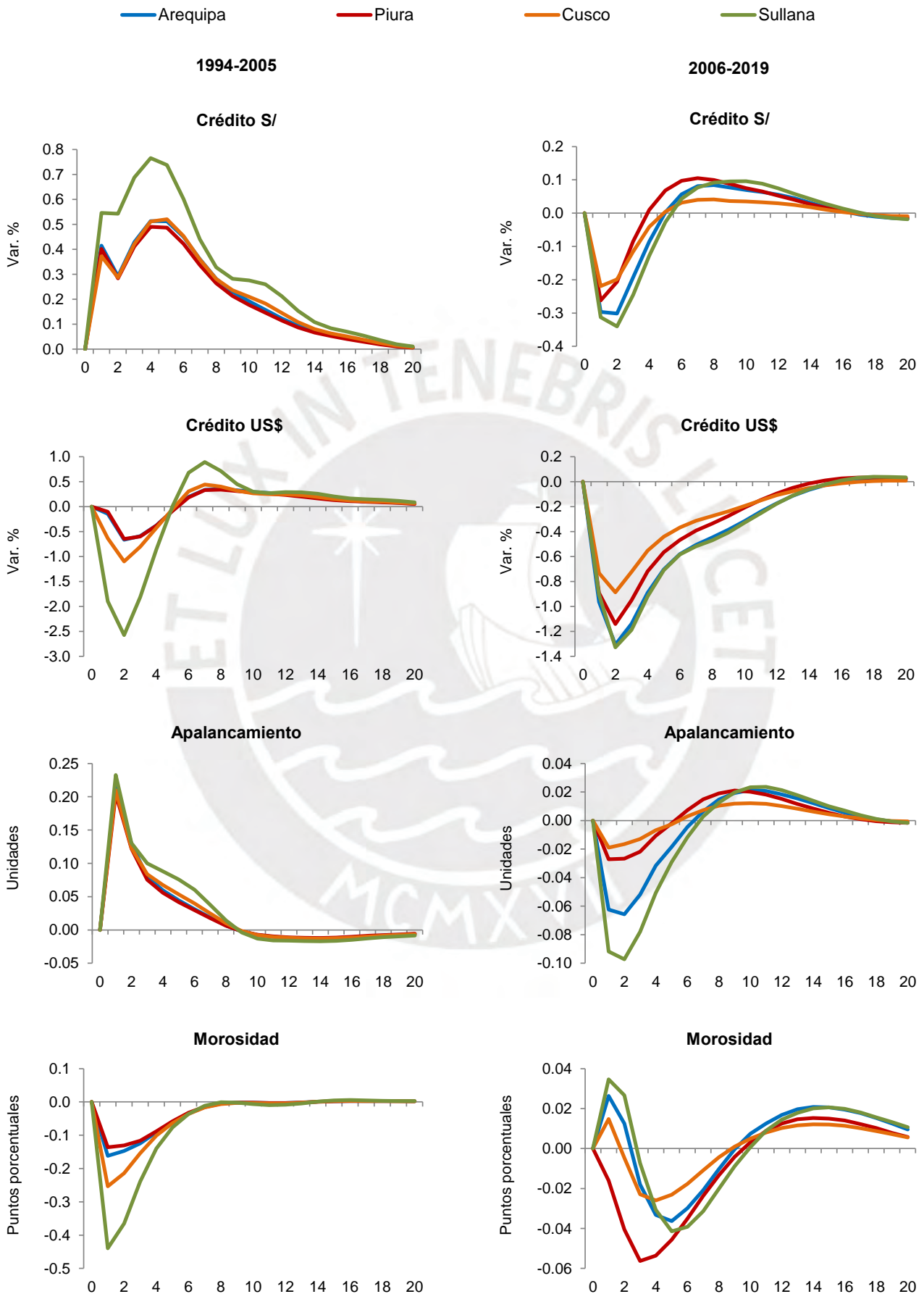
Analizando el Gráfico 4, el panel izquierdo muestra cómo el grupo de cajas (Arequipa, Piura, Cusco y Sullana) responde ante un choque en los términos de intercambio en 1994-2005. **Los principales riesgos de este choque están asociados con una contracción del crédito en dólares y un mayor endeudamiento, pero sin generar morosidad:**

- Al igual que lo ocurrido con el choque de tasa Fed, las respuestas de todas las cajas van en una misma dirección pero con los mayores impactos en la caja Sullana.
- Se registra una caída inmediata del crédito en dólares que se prolonga cinco trimestres. En contraste, el crédito en soles se expande sostenidamente, lo cual podría sugerir una sustitución en el público ante presiones depreciatorias. Una dinámica similar muestran el crédito en dólares y el crédito en soles de los bancos (ver panel izquierdo del Gráfico 2) pero con una duración bastante menor. Esto último a su vez podría indicar una migración en el público desde los bancos hacia las cajas para acceder a crédito en soles, lo que se explicaría en que estas últimas tienden a aceptar perfiles crediticios con mayor riesgo.
- La caída del crédito en dólares de las cajas no se prolonga tanto como en los bancos, lo cual podría deberse a la holgura de su fondeo en dólares. Los cuatro principales bancos del sistema en 1993-2005 no contaban con una ventaja similar (dolarización del crédito: promedio de 76% del total, dolarización de los depósitos: promedio de 71%).
- Hay un aumento sostenido del apalancamiento durante ocho trimestres y más prolongado, lo que es una diferencia con el despalancamiento observado en la mayoría de bancos.
- No hay evidencia de un deterioro de morosidad.

En el panel derecho del Gráfico 4 se expone cómo responde el grupo de cajas ante una caída en términos de intercambio en 2006-2019. **Hoy este choque continúa generando el riesgo de una contracción no solo del crédito en dólares sino también en soles, pese a lo cual las cajas no tienden a endeudarse ni tampoco enfrentan una creciente morosidad:**

- Nuevamente las respuestas de todas las cajas van en la misma dirección y no hay mayor diferencia entre ellas en cuanto a magnitud de impactos.
- Esta vez no se observa un hipotético escenario de sustitución entre el crédito en soles y el crédito en dólares, ya que ambos se contraen pero en magnitudes y duraciones distintas. Para empezar, el crédito en soles cae desde el primer trimestre, deterioro que se prolonga por un lapso de tres a cinco trimestres; al mismo tiempo, el crédito en dólares se reduce a mucho mayor ritmo y durante 15 trimestres.
- El deterioro del crédito en soles es mucho más prolongado en bancos que en cajas. Por el contrario, el impacto negativo en el crédito en dólares es más duro en cajas que en bancos (ver panel derecho del Gráfico 2).
- Otra diferencia con el pasado yace en el apalancamiento que ahora se reduce con claridad sobre todo en dos de las cajas y la magnitud es mucho más acotada en las dos restantes. Nuevamente este resultado contrasta con el mayor apalancamiento de los bancos.
- Las cajas tienden a desapalancarse luego de los dos choques externos analizados, lo cual podría significar (i) la decisión de no asumir nueva deuda para evitar mayores riesgos, y/o (ii) dificultades para acceder a fuentes adicionales de financiamiento.
- No se ve un deterioro evidente de morosidad. Hay un aumento muy acotado en tres cajas por dos a tres trimestres, mientras que la caja restante no registra un impacto negativo.

GRÁFICO 4: Choque de caída en términos de intercambio sobre las cajas
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana)



7. CONCLUSIONES

El trabajo cuantifica los riesgos que el sistema financiero peruano podría afrontar debido a choques negativos de tasa Fed y términos de intercambio, cuyos impactos cobran mayor interés en un contexto de dolarización financiera. Se estiman modelos VAR jerárquicos en paneles para comparar cómo responderían los cuatro mayores bancos del sistema y un grupo de cajas en dos períodos entre los cuales la economía tuvo un cambio estructural: 1993-2005 vs 2006-2019. Para identificar los choques, se aplican restricciones de cero y signo.

El aumento de tasa Fed y la caída en términos de intercambio aún generan importantes riesgos para el sistema financiero como en los 90's e inicios del 2000. En la actualidad hay varias diferencias con el pasado pero también similitudes, por lo que no se puede concluir que exista un menor riesgo que antes ni tampoco afirmar qué choque sería el más desafiante:

- Antes los riesgos en los bancos se habrían asociado con el deterioro del crédito en dólares y la creciente morosidad. En las cajas también destacaba el riesgo de una rápida y fuerte caída del crédito en dólares, además de cierta inclinación hacia un mayor apalancamiento.
- **Actualmente ambos choques podrían contraer no solo el crédito en dólares en bancos y cajas sino también el crédito en soles, por lo que este impacto es la mayor fuente de riesgo.** Debe prestarse atención al choque de tasa Fed por la persistencia de sus impactos. Esto marca la importancia de disponer de una herramienta como los encajes en soles y dólares, cuyo rol contracíclico es clave para apoyar la estabilidad financiera.
- **A diferencia del pasado, hoy el apalancamiento y la morosidad no serían riesgos alarmantes para la estabilidad financiera.** En los bancos, antes choques negativos en tasa Fed y términos de intercambio elevaban la morosidad, pero ahora el impacto sería más limitado. Por su parte, hoy las cajas tenderían a desapalancarse luego de los choques, aunque una mayor tasa Fed generaría un aumento de la morosidad. Esto último reafirma la necesidad de provisiones procíclicas en el sistema, sobre todo en cajas, para atenuar el requerimiento de provisiones específicas y así compensar un deterioro en rentabilidad.

Los choques externos aún serían fuente de riesgo sistémico como pasó en los 90's. Tanto en el período 1993-2005 como en 2006-2019, la mayoría de resultados en los modelos muestra al grupo de bancos y al grupo de cajas con respuestas sincronizadas luego de los choques. Por lo tanto, existe el riesgo de que un escenario internacional muy negativo con un aumento de tasa Fed o una caída en términos de intercambio, e incluso ambos, pueda interrumpir total o parcialmente el funcionamiento normal de un conjunto de bancos y cajas que explica entre 70% y 75% de activos, créditos y depósitos del actual sistema financiero.

Se deja evidencia de un sistema financiero peruano con mayores fortalezas que hace 20 años, en línea con el cambio estructural de la economía, pero también con importantes riesgos no solo en bancos sino también en cajas. En tal sentido, es inevitable el monitoreo constante del entorno internacional al estar relacionado directamente con los choques aquí analizados. No está de más recordar que choques de este tipo fueron determinantes para la crisis de 1998-1999 luego de castigar una excesiva toma de riesgos en el sistema financiero.

8. ANEXOS

I. Períodos y unidades de análisis

Los períodos de análisis tienen las siguientes muestras efectivas:

- 1993q1-2005q4 para bancos Crédito, BBVA, Interbank y Wiese (fusionado con Lima Sudameris en 1999q3).
- 1994q1-2005q4 para cajas Arequipa, Piura, Cusco y Sullana.
- 2006q2-2019q4 para bancos Crédito, BBVA, Interbank y Scotiabank (ingresa al mercado en 2006q2 tras comprar Wiese Sudameris y Sudamericano).
- 2006q1-2019q4 para cajas Arequipa, Piura, Cusco y Sullana.

II. Datos

Expresados como promedios para capturar mejor la dinámica en cada trimestre.

i) Variables endógenas

- Tasa efectiva de la Fed, en porcentaje. Ir a web de Fed de Saint Louis.
- Índice de términos de intercambio, en logaritmos por 100. Ir a web del BCRP.
- Tipo de cambio nominal (S/ por dólar), en logaritmos por 100. Ir a Bloomberg.

Variables de bancos y cajas se construyen con estados financieros en web de la SBS:

- Crédito en soles y crédito en dólares, en logaritmos por 100. Suma de créditos vigentes, refinanciados y atrasados (vencidos y en cobranza judicial).
- Apalancamiento, en unidades. Ratio entre los pasivos y el patrimonio neto.
- Morosidad, en porcentaje. Ratio entre los créditos atrasados y el total de créditos.

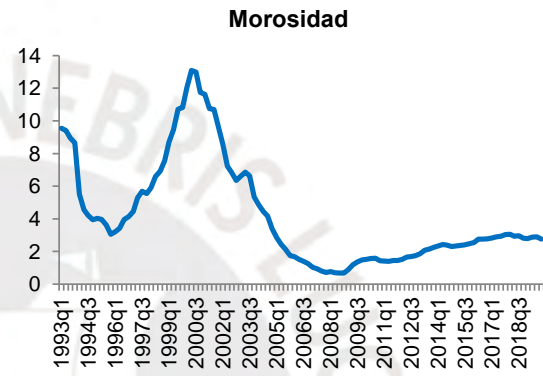
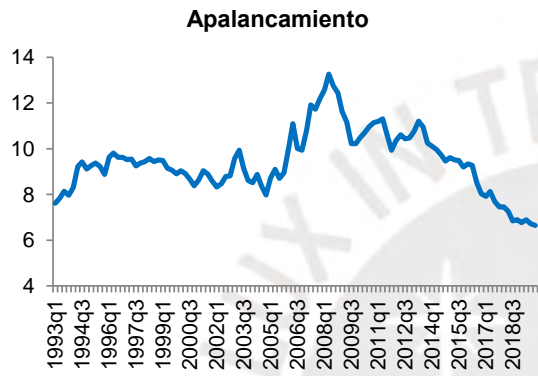
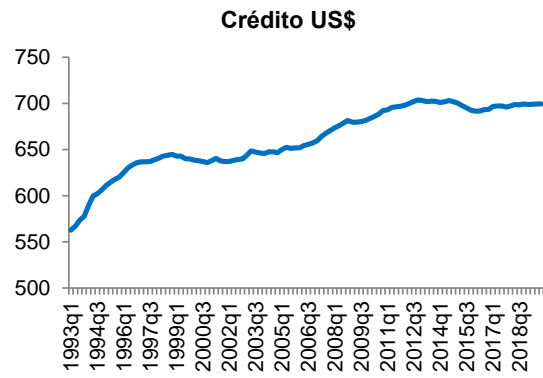
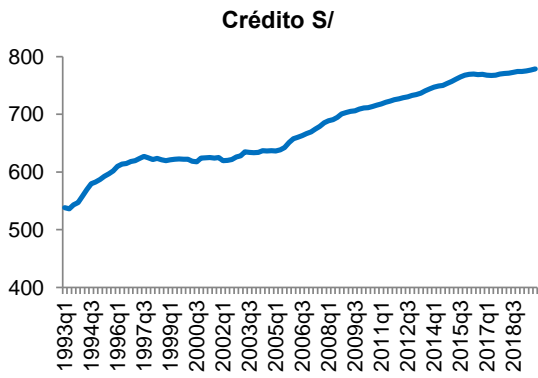
ii) Variables exógenas

Se incluyen variables asociadas con el entorno internacional para evitar sesgo por omisión.

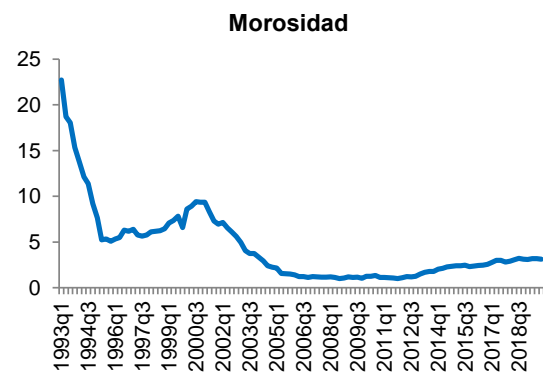
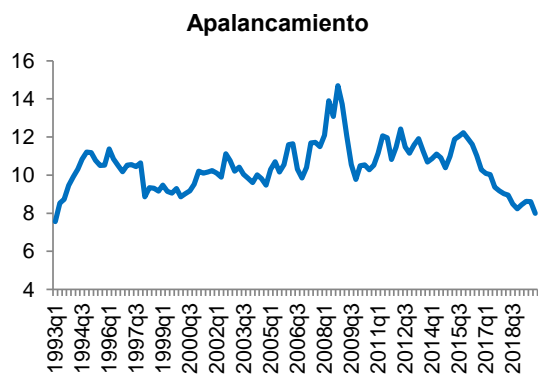
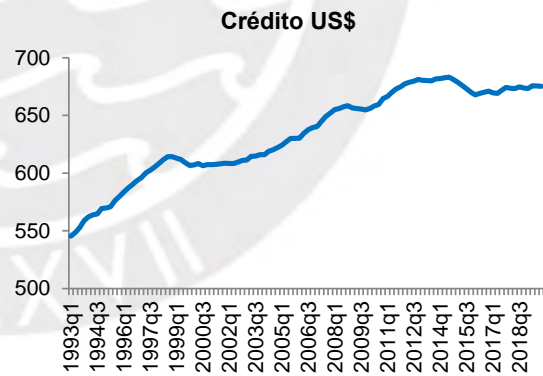
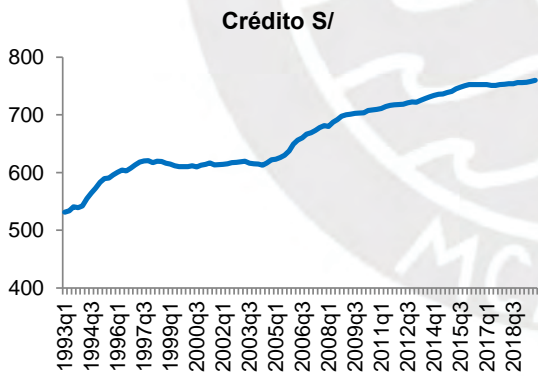
- PBI real de Estados Unidos SA, en logaritmos por 100. Ir a web de Fed de Saint Louis.
- Índice de precios al consumidor de Estados Unidos (PCE), en logaritmos por 100. Ir a web de Fed de Saint Louis.
- Indicador VIX de volatilidad en mercados financieros, en porcentaje. Ir a Bloomberg.
- Indicador *term premium* de liquidez en mercados financieros, en porcentaje. Ir a web de Fed de Nueva York.
- *Dummy* para capturar programa de desdolarización del BCRP (valor de 1 desde 2015).
- Una tendencia cuadrática y un término constante.

Se añaden los dos primeros rezagos de cada variable. Según un análisis de correlaciones dinámicas, el crédito al sector privado responde con dos o tres trimestres de rezago ante cambios en la inversión privada, la que a su vez tiene una importante correlación con los términos de intercambio (ver Reporte de Inflación del BCRP de diciembre 2016, pág. 72).

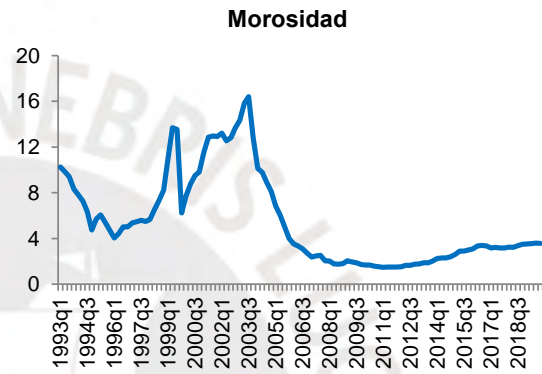
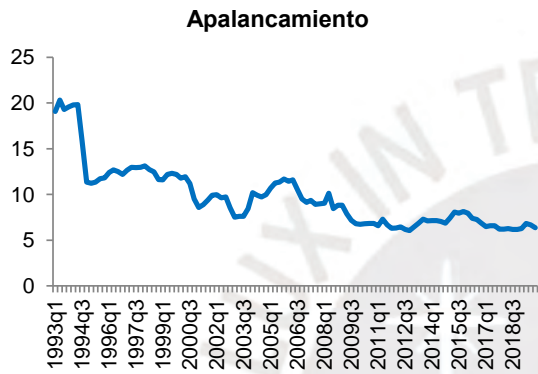
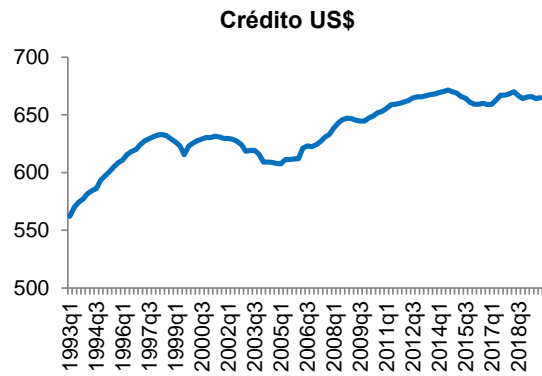
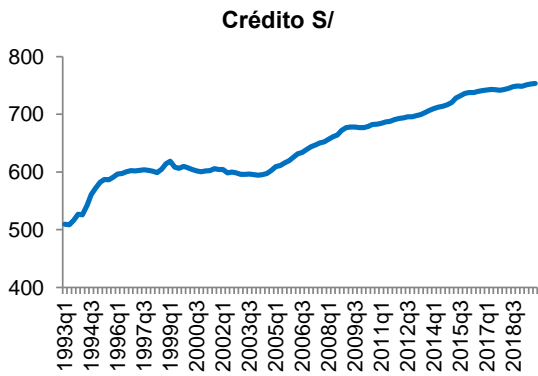
Banco de Crédito: Series trimestrales



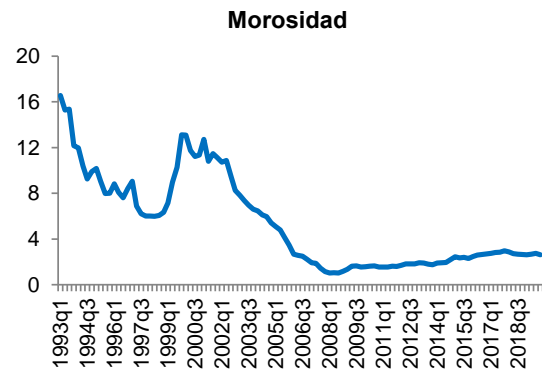
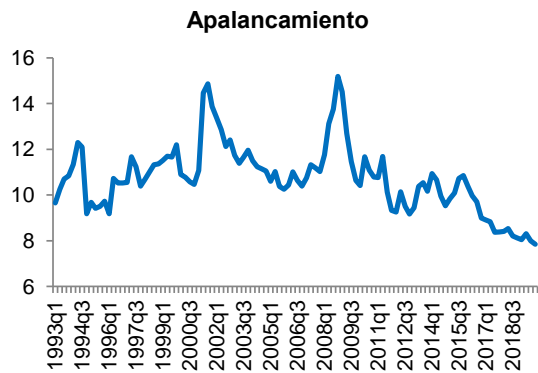
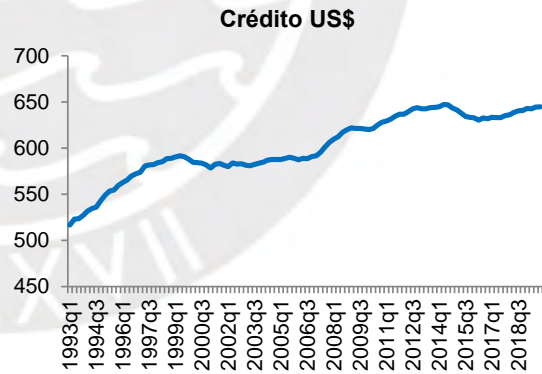
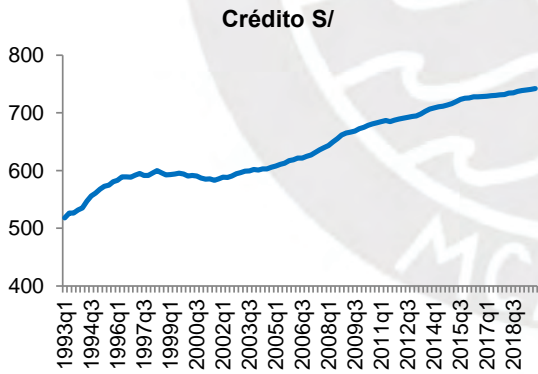
Banco BBVA: Series trimestrales



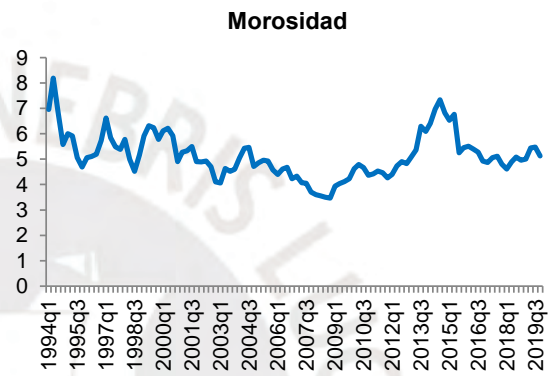
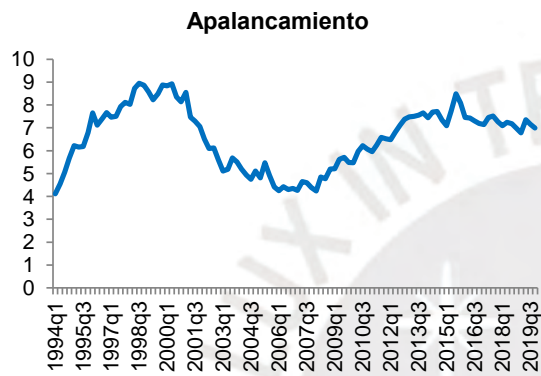
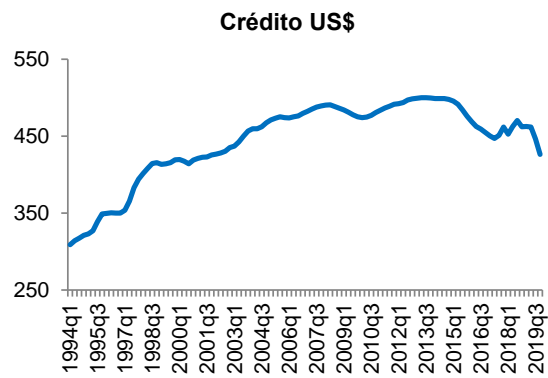
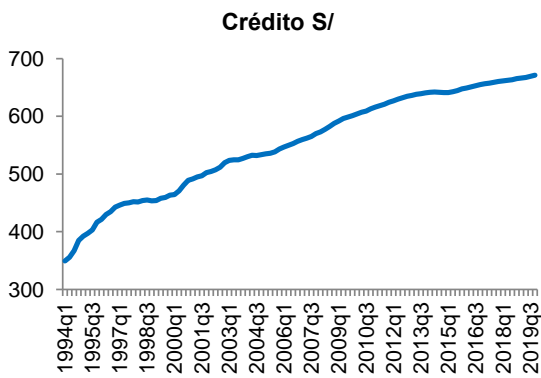
Banco Wiese/Scotiabank: Series trimestrales



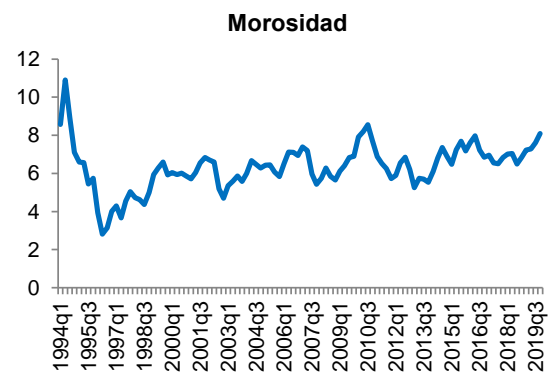
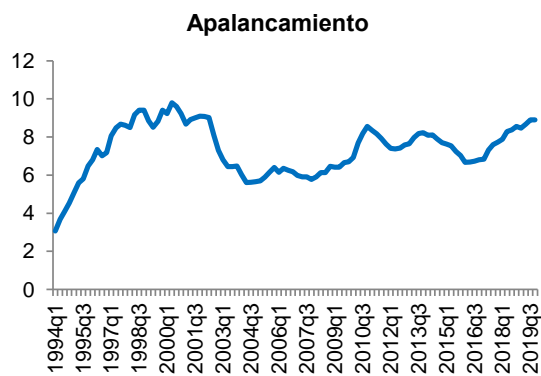
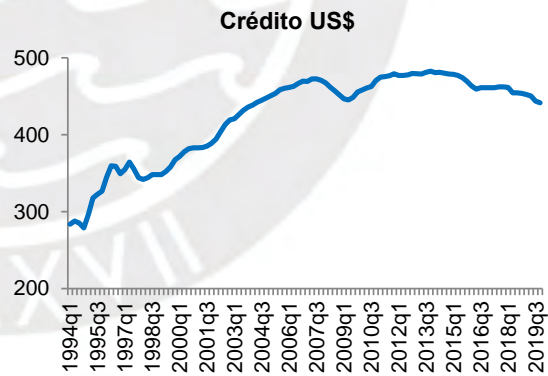
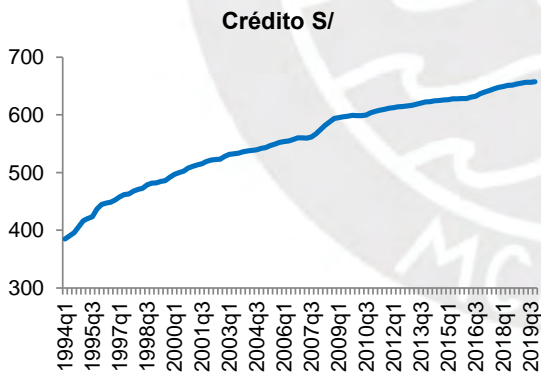
Banco Interbank: Series trimestrales



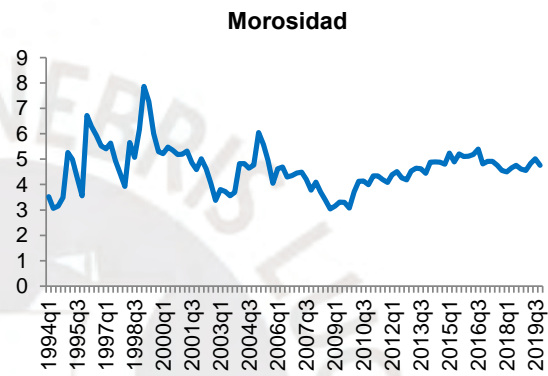
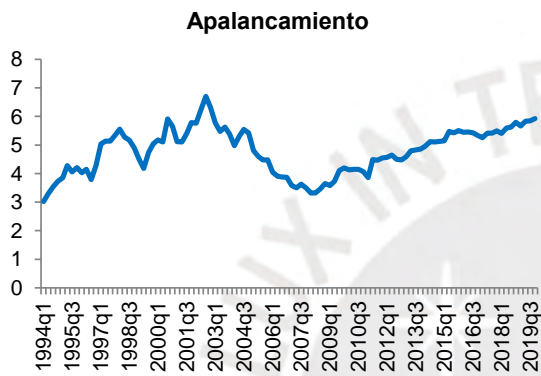
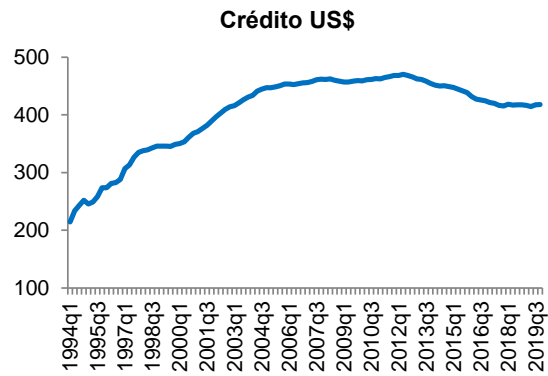
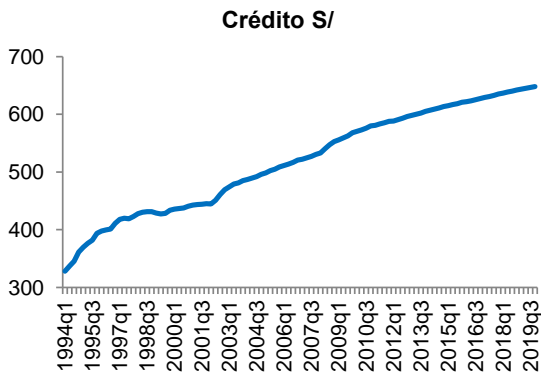
Caja Arequipa: Series trimestrales



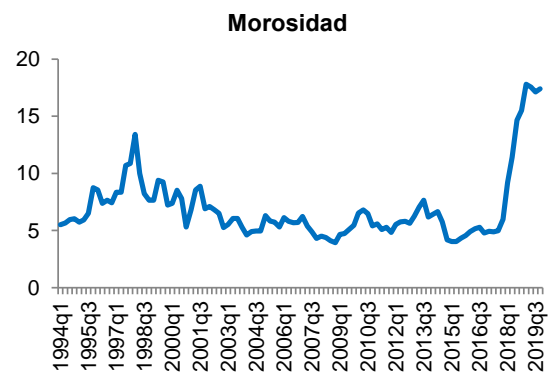
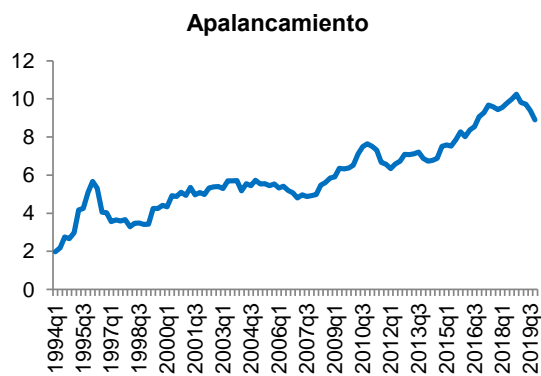
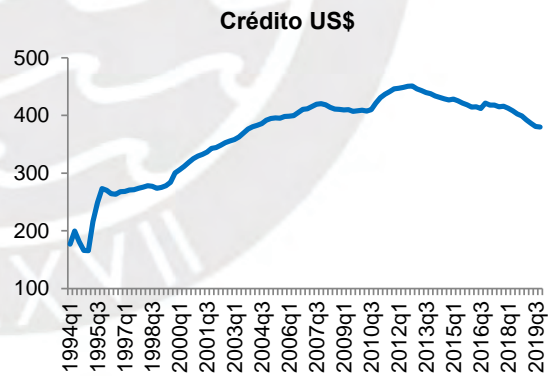
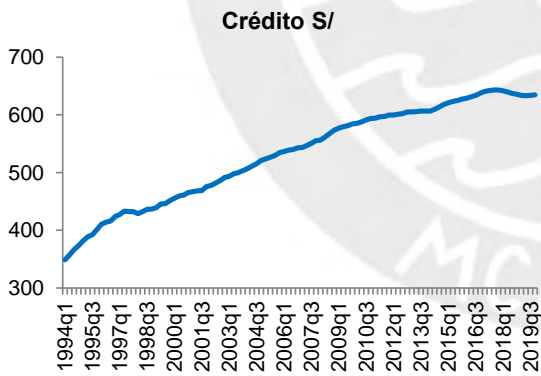
Caja Piura: Series trimestrales



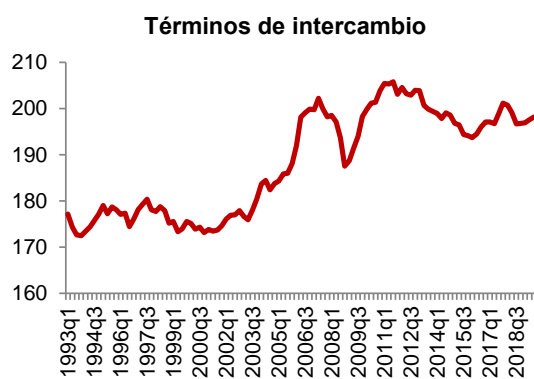
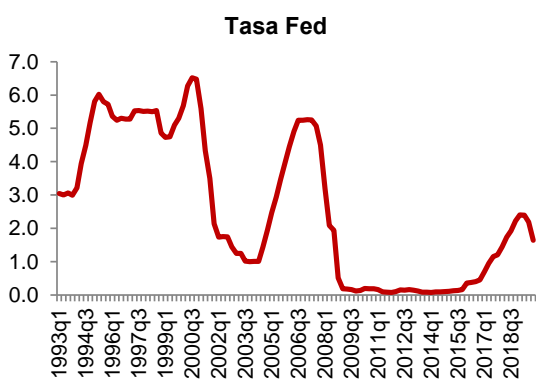
Caja Cusco: Series trimestrales



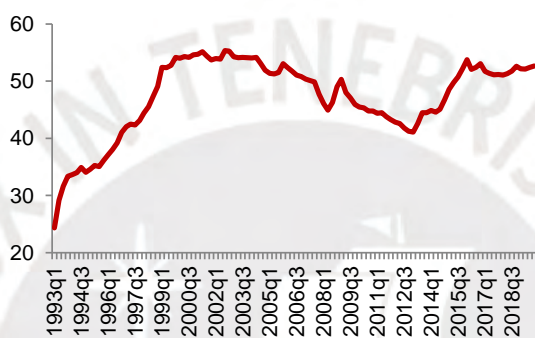
Caja Sullana: Series trimestrales



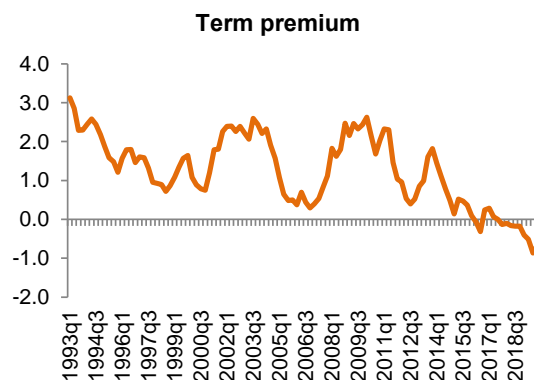
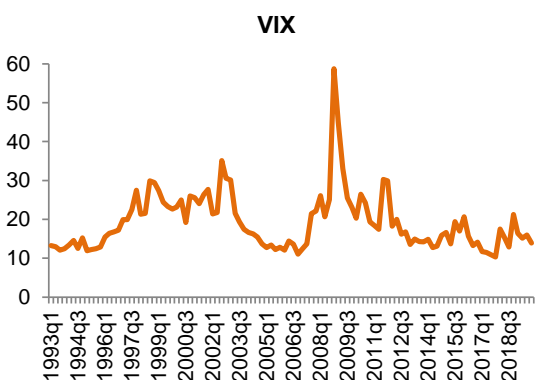
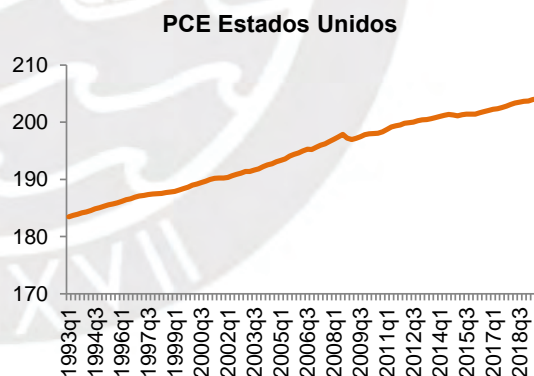
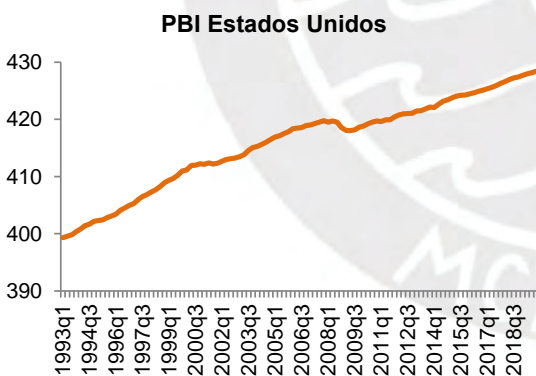
Variables macroeconómicas: Series trimestrales



Tipo de cambio nominal



Variables exógenas: Series trimestrales



III. Rutina de muestreo de Gibbs

El algoritmo de la sección 4 usa un grupo de distribuciones condicionales para cada bloque de parámetros:

- i) Bloque 1: dados la función de verosimilitud (5) y el *prior* (6), la distribución condicional para β_i es una normal:

$$p(\beta_i/\beta_{-i}, y, b, \Sigma_i, \Sigma_b) \sim \mathcal{N}(\bar{\beta}_i, \bar{\Omega}_i)$$

donde

β_{-i} denota el conjunto de coeficientes sin considerar β_i

$$\bar{\Omega}_i = [\Sigma_i^{-1} \otimes X_i' X_i + \Sigma_b^{-1}]^{-1}$$

$$\bar{\beta}_i = \bar{\Omega}_i [(\Sigma_i^{-1} \otimes X_i') y_i + \Sigma_b^{-1} b]$$

- ii) Bloque 2: dados la función de verosimilitud (5) y el *prior* (9), la distribución condicional de b es una normal:

$$p(b/y, \beta_i, \Sigma_i, \Sigma_b) \sim \mathcal{N}(\beta_m, N^{-1} \Sigma_b)$$

donde

$\beta_m = N^{-1} \sum_{i=1}^N \beta_i$ denota la media sobre los vectores β_i

- iii) Bloque 3: dados la función de verosimilitud (5) y el *prior* (8), la distribución condicional de Σ_b es una gamma inversa:

$$p(\Sigma_b/y, \beta_i, b, \Sigma_i) \sim \text{IG}\left(\frac{\bar{s}}{2}, \frac{\bar{v}}{2}\right)$$

- iv) Bloque 4: dados la función de verosimilitud (5) y el *prior* (10), la distribución condicional de Σ_i es una Wishart inversa:

$$p(\Sigma_i/\Sigma_{-i}, y, \beta_i, b, \Sigma_b) \sim \text{IW}((Y_i - X_i B_i)'(Y_i - X_i B_i), T)$$

donde

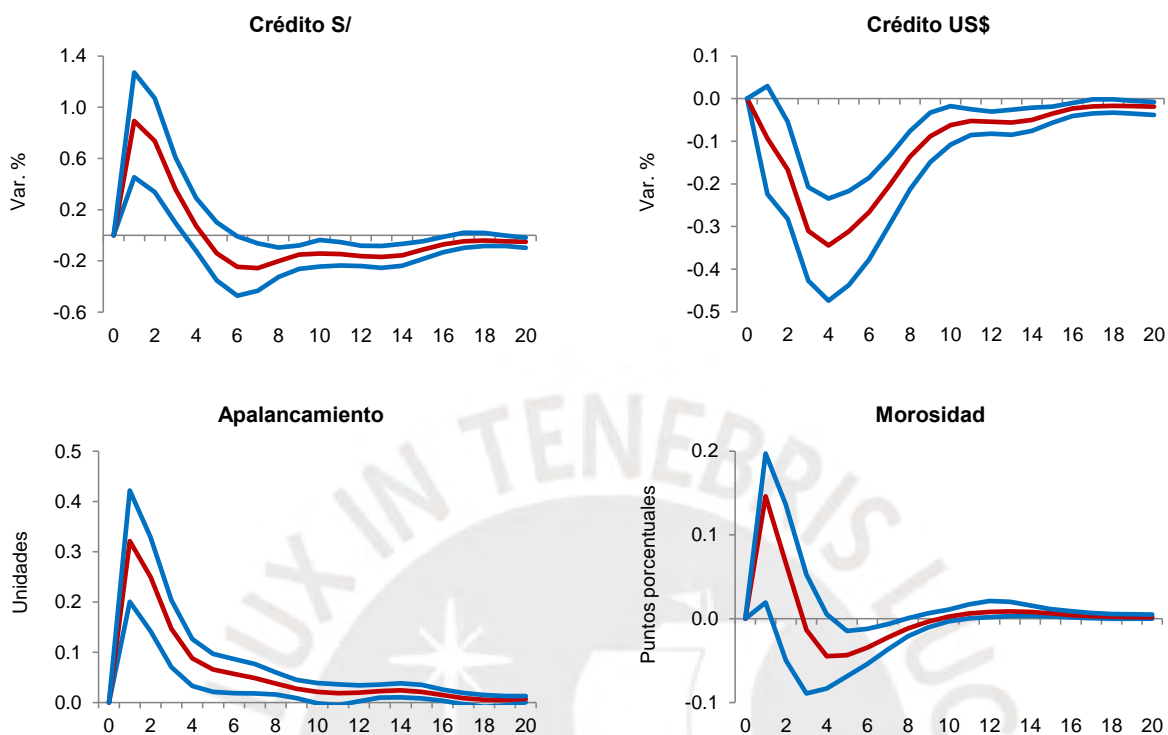
$\tilde{S}_i = (Y_i - X_i B_i)'(Y_i - X_i B_i)$ representa un escalar

T denota los grados de libertad

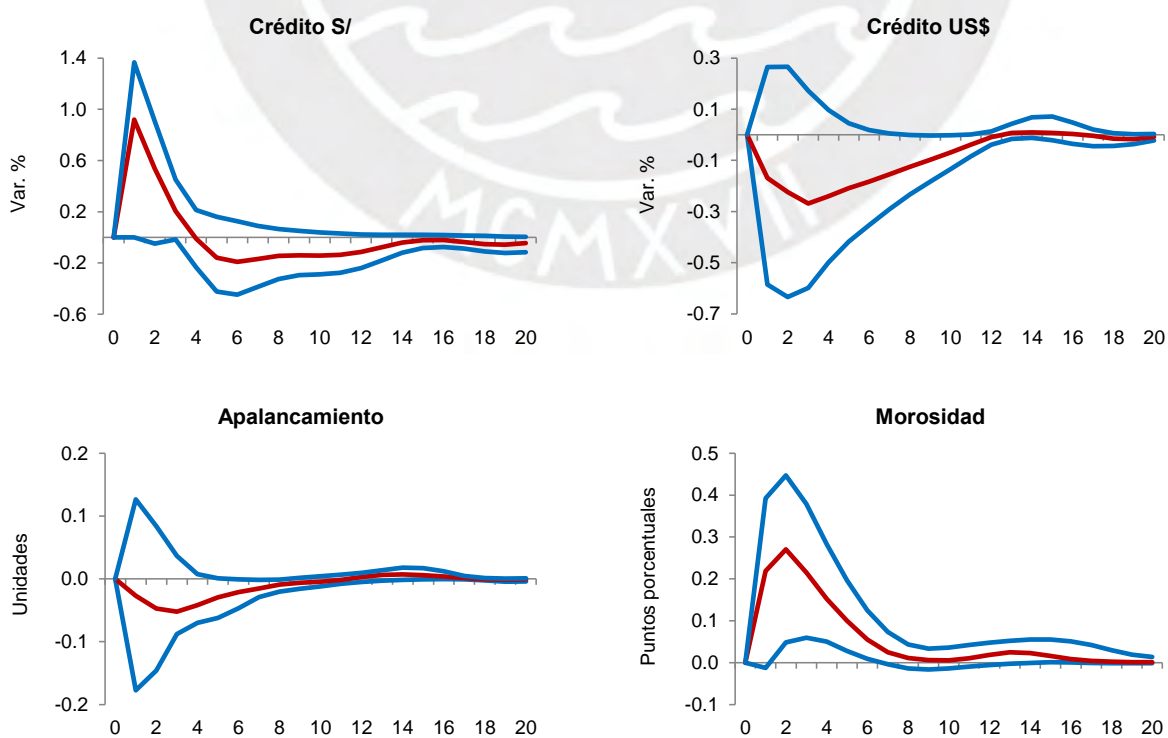
Con estos elementos es posible definir la rutina de muestreo de Gibbs para derivar la distribución posterior del modelo. El cálculo computacional se logra con el *toolbox* BEAR 4.2 (Bayesian Estimation, Analysis and Regression) en Matlab, cuya autoría pertenece a *Dieppe, Legrand y van Roye (2018)* del Banco Central Europeo.

IV. Funciones de respuesta al impulso

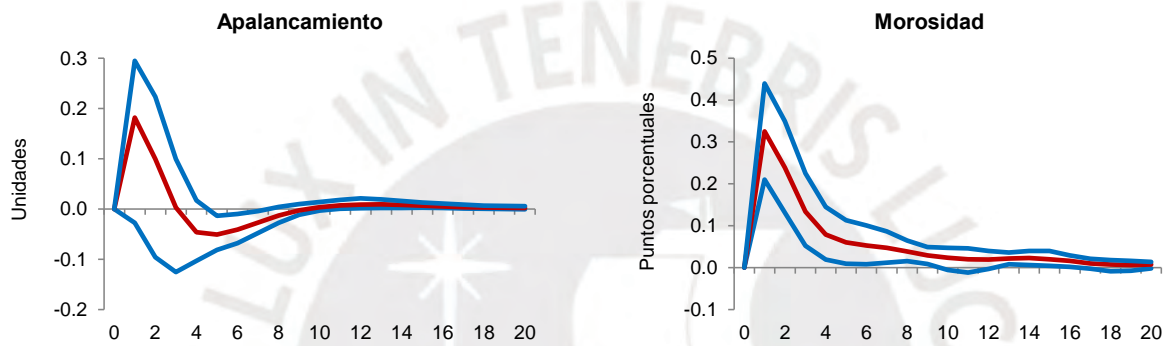
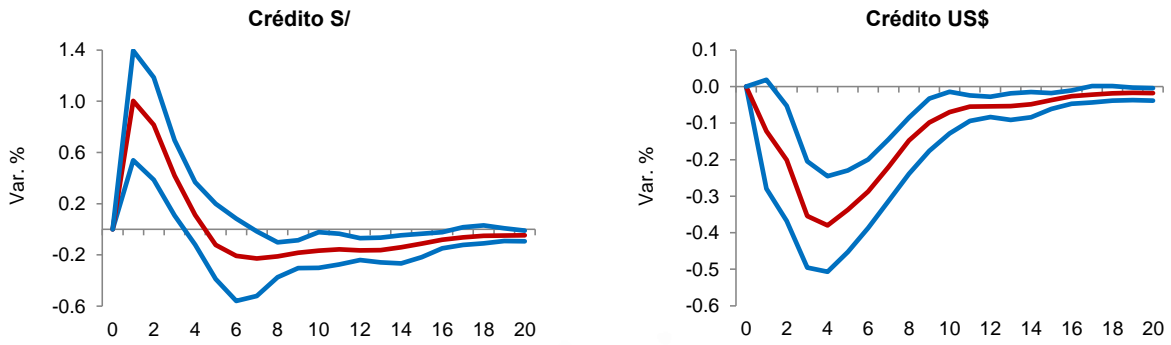
*1993-2005: Choque de aumento en tasa Fed sobre Banco de Crédito
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



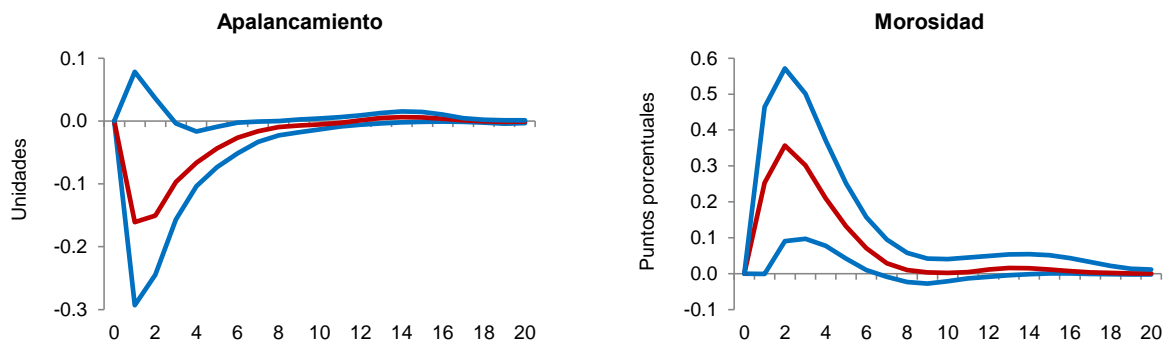
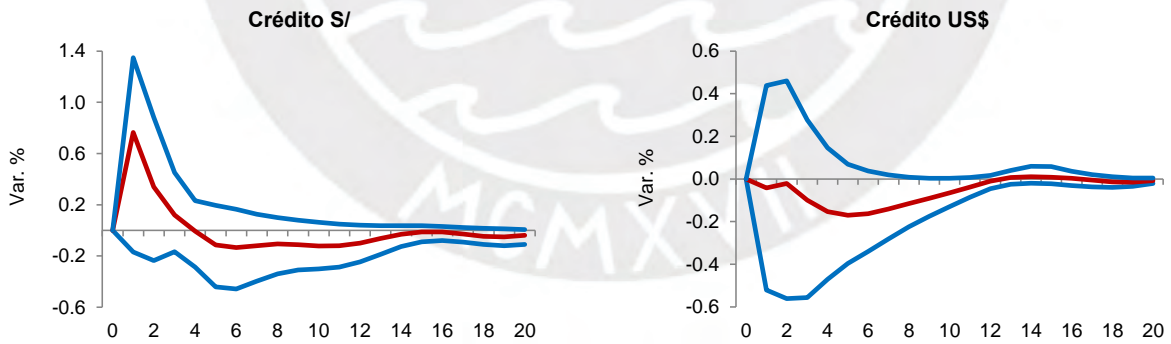
*1993-2005: Choque de caída en términos de intercambio sobre Banco de Crédito
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



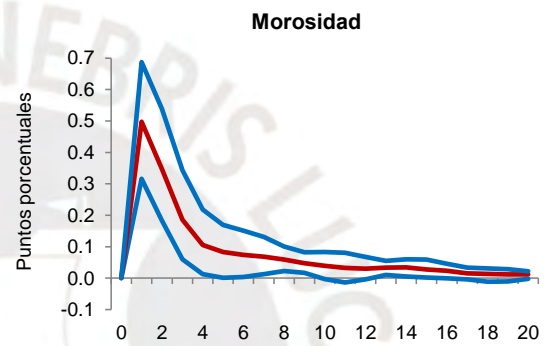
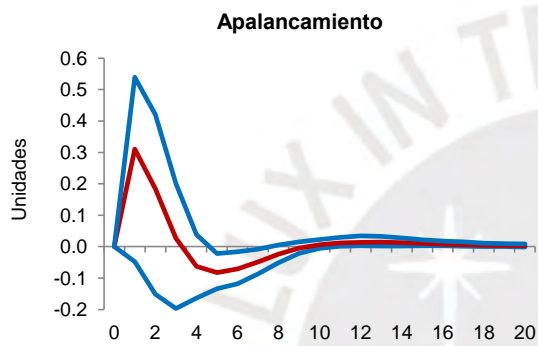
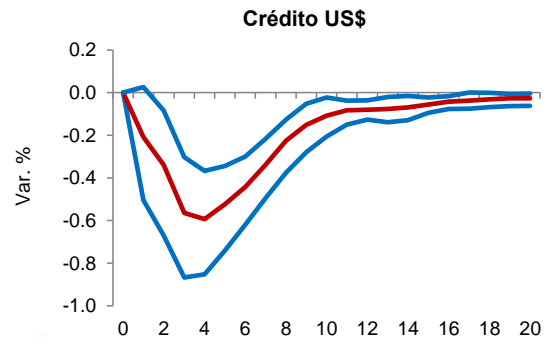
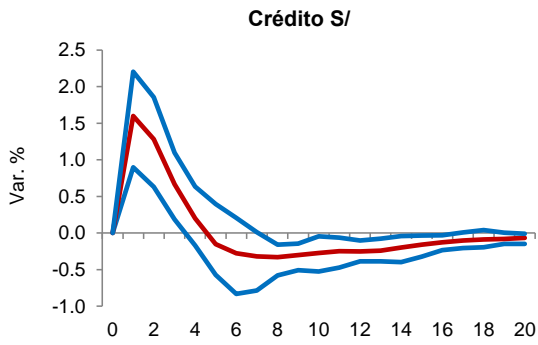
*1993-2005: Choque de aumento en tasa Fed sobre Banco BBVA
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



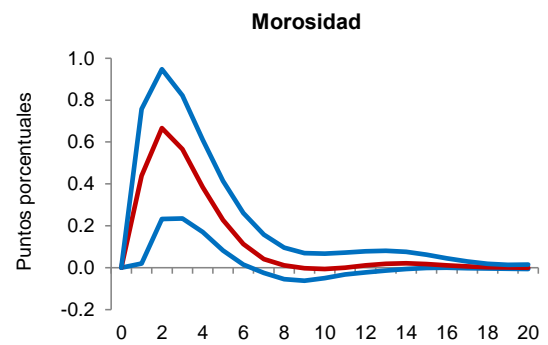
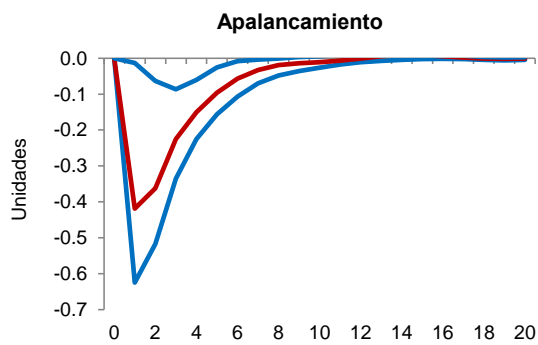
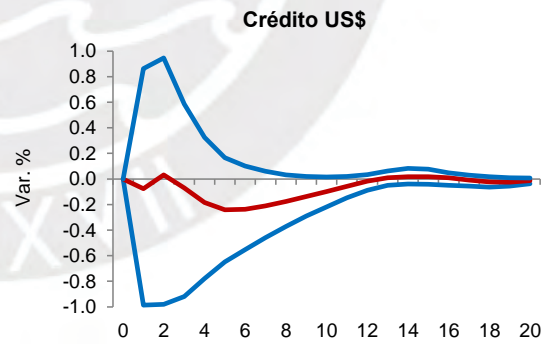
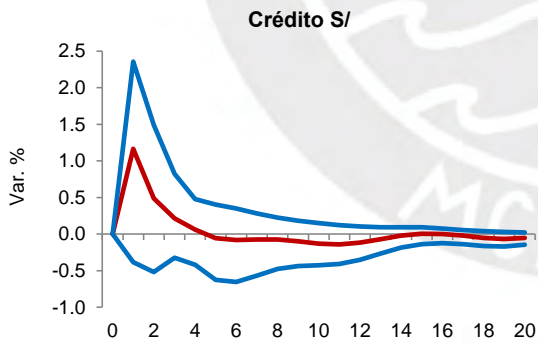
*1993-2005: Choque de caída en términos de intercambio sobre Banco BBVA
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



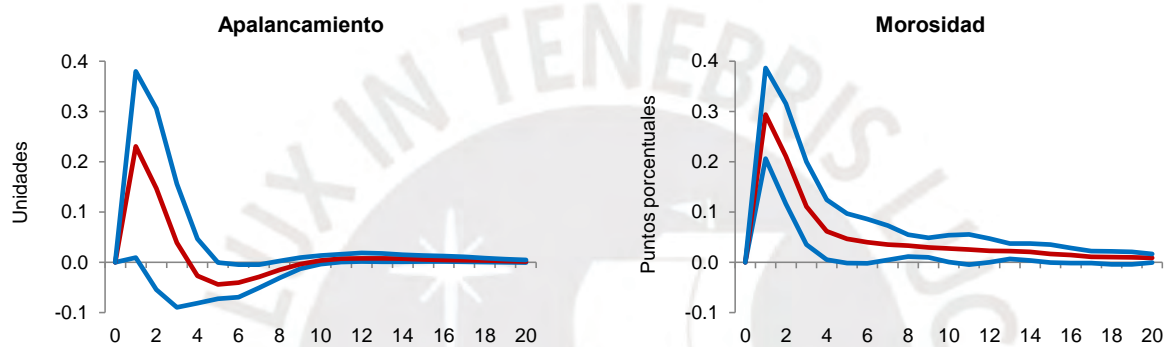
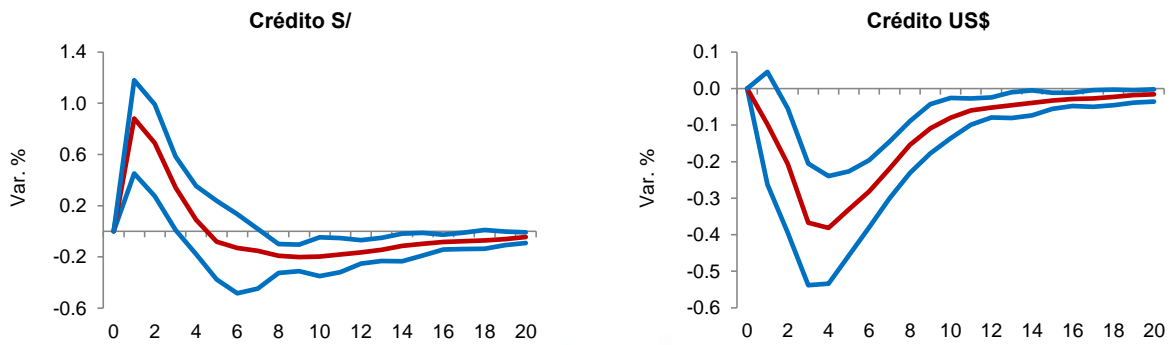
*1993-2005: Choque de aumento en tasa Fed sobre Banco Wiese
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



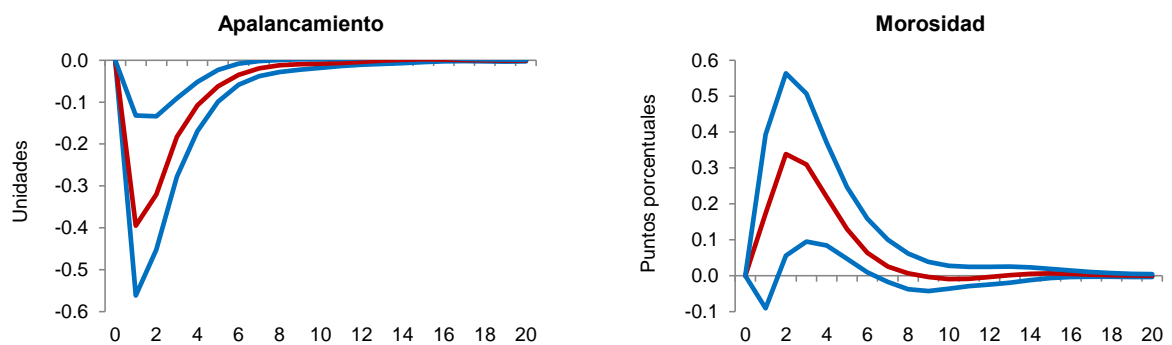
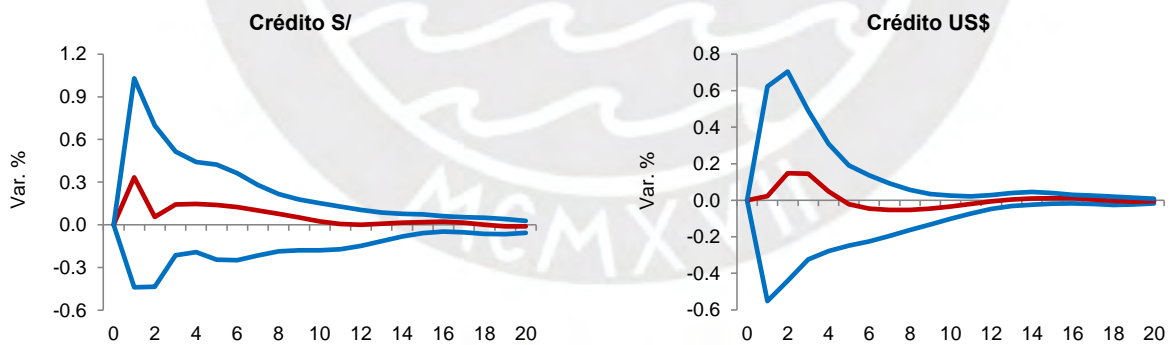
*1993-2005: Choque de caída en términos de intercambio sobre Banco Wiese
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



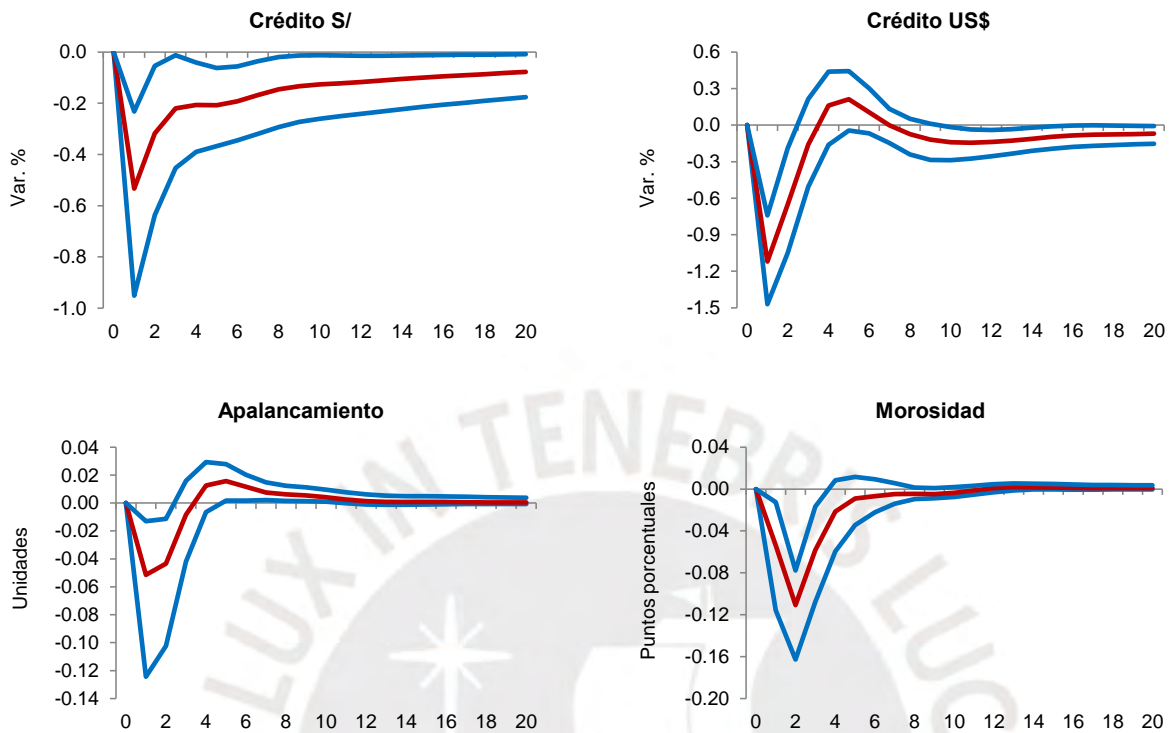
*1993-2005: Choque de aumento en tasa Fed sobre Banco Interbank
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



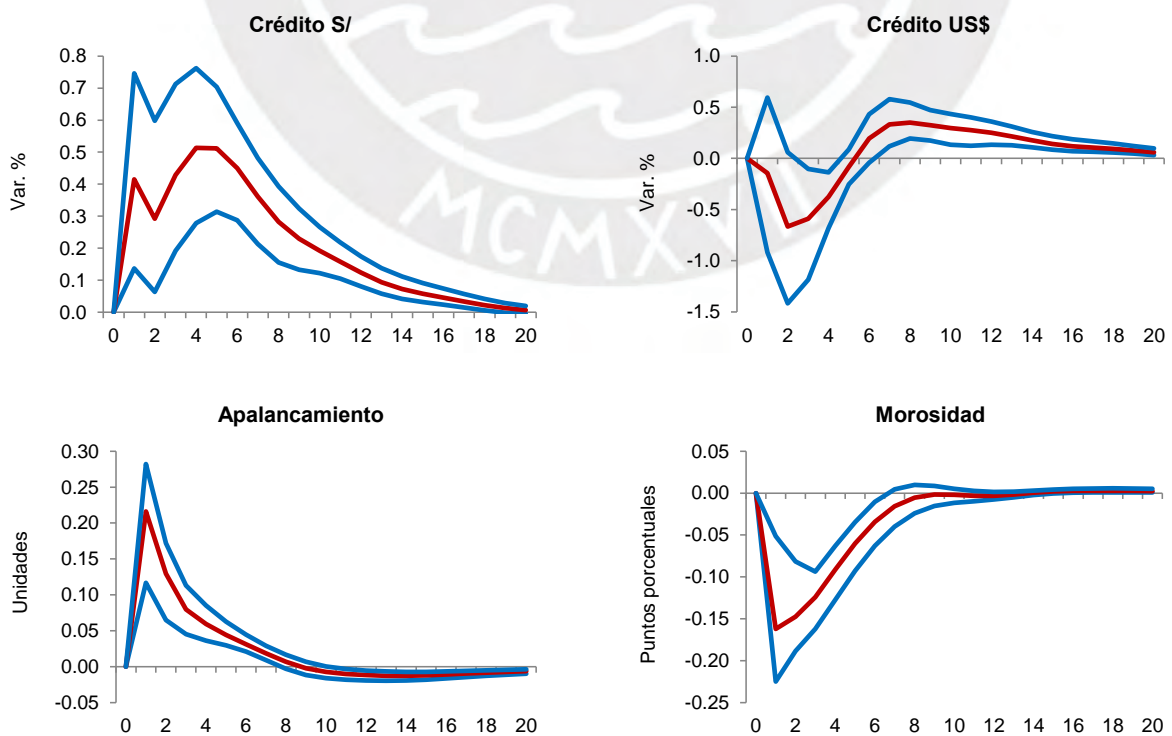
*1993-2005: Choque de caída en términos de intercambio sobre Banco Interbank
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



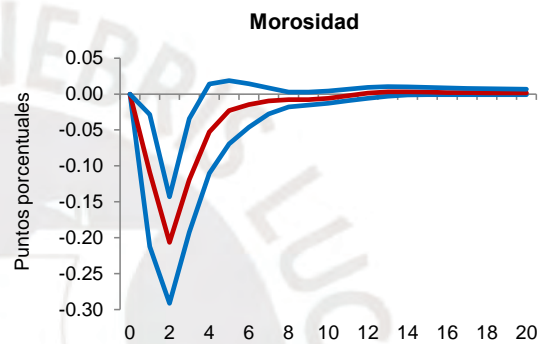
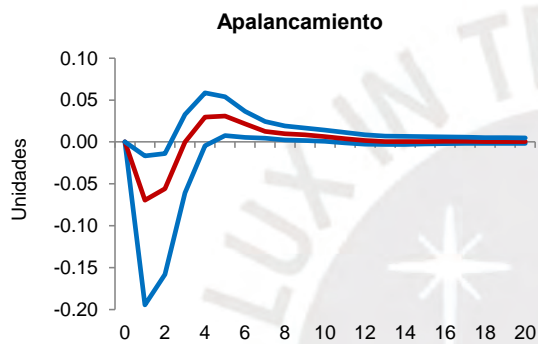
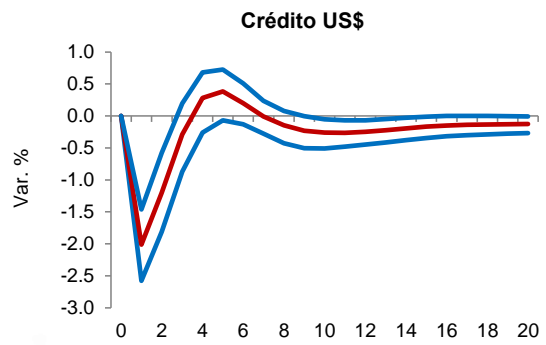
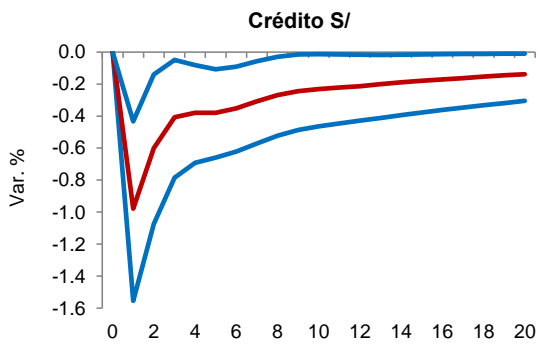
*1994-2005: Choque de aumento en tasa Fed sobre Caja Arequipa
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



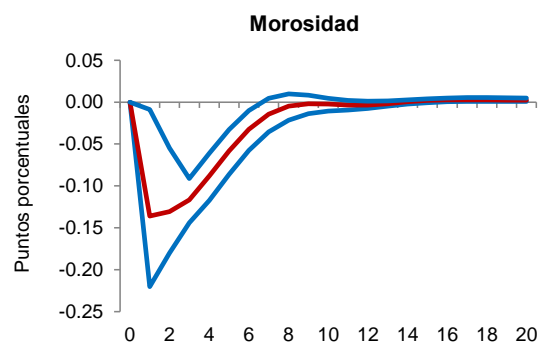
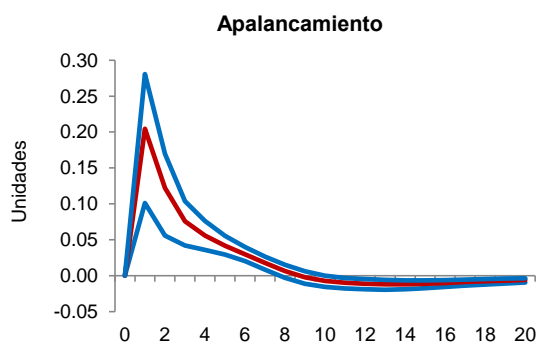
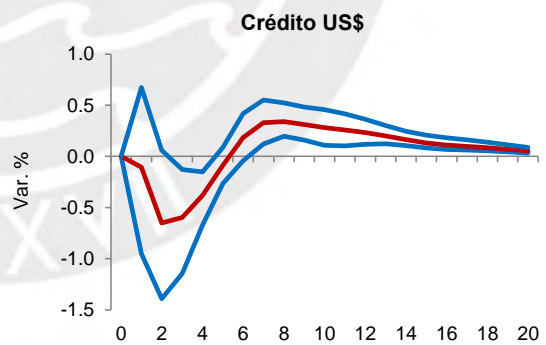
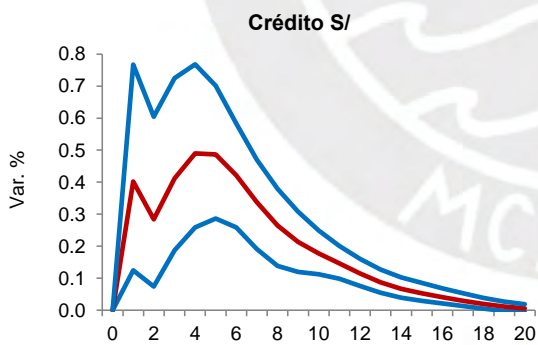
*1994-2005: Choque de caída en términos de intercambio sobre Caja Arequipa
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



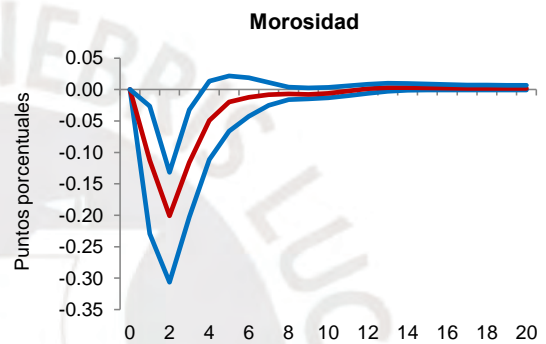
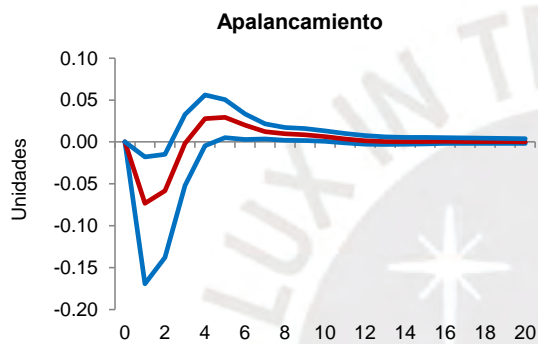
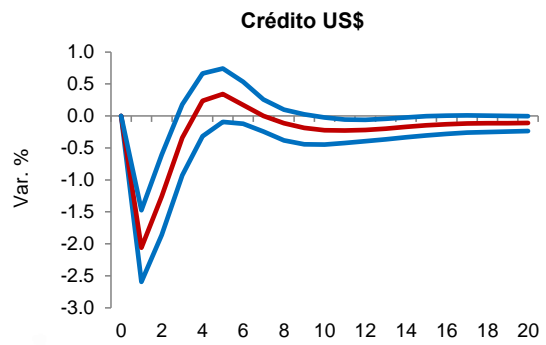
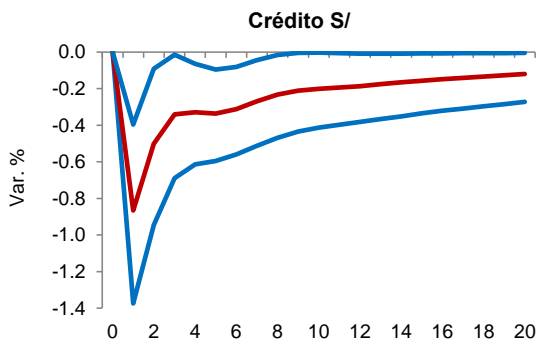
1994-2005: Choque de aumento en tasa Fed sobre Caja Piura
 (horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)



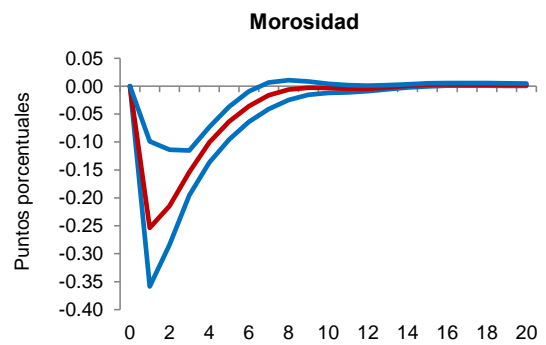
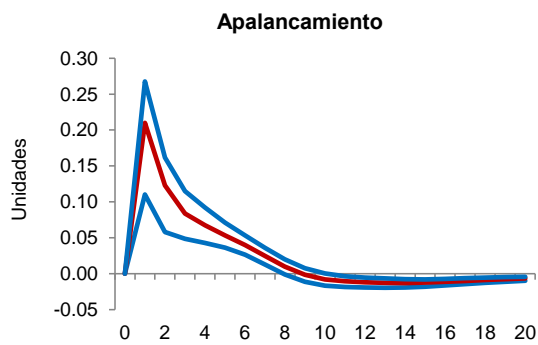
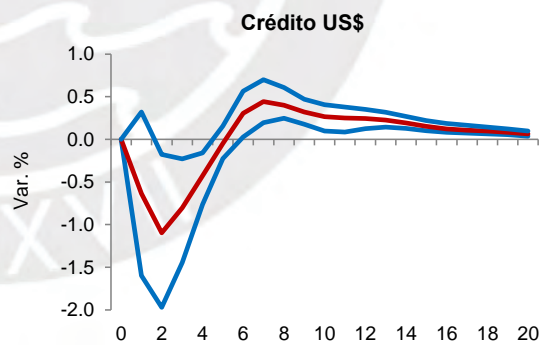
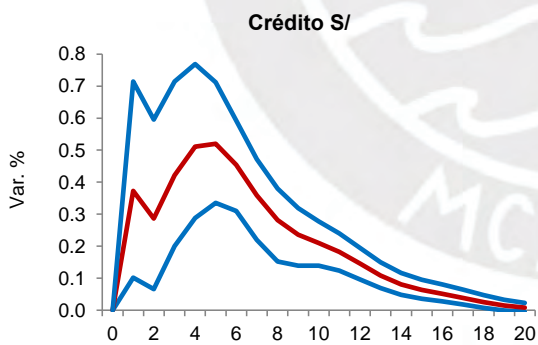
1994-2005: Choque de caída en términos de intercambio sobre Caja Piura
 (horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)



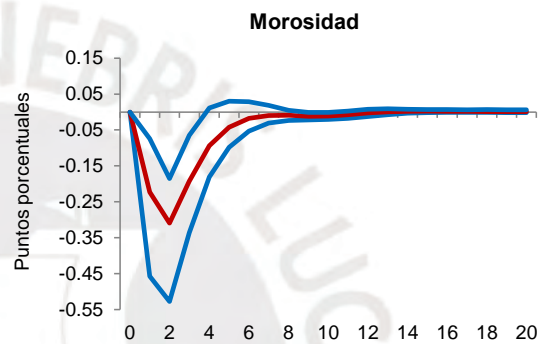
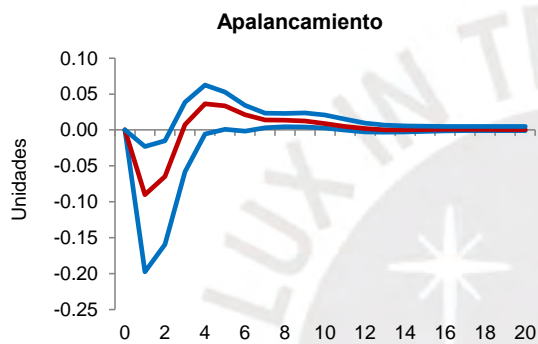
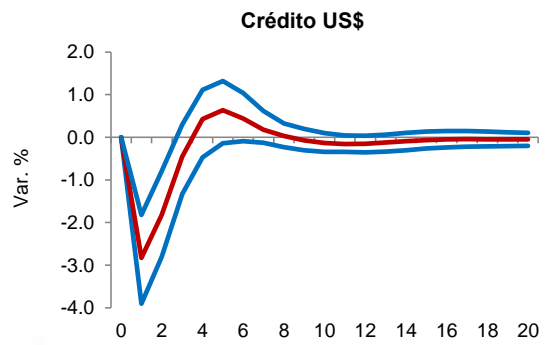
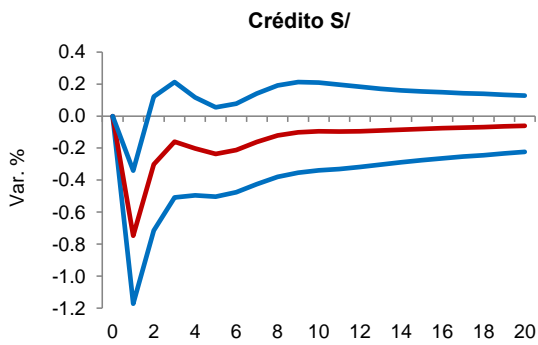
*1994-2005: Choque de aumento en tasa Fed sobre Caja Cusco
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



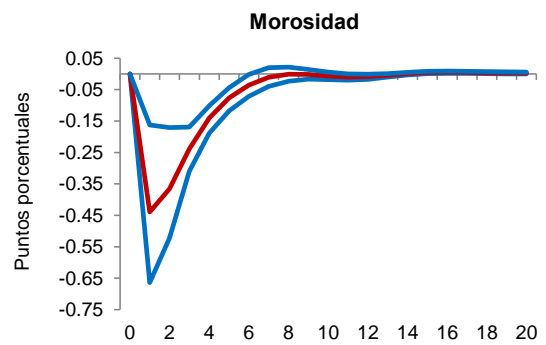
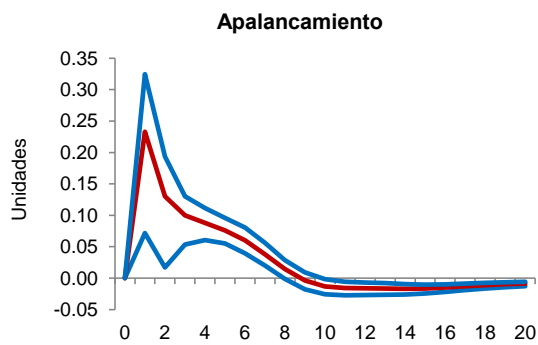
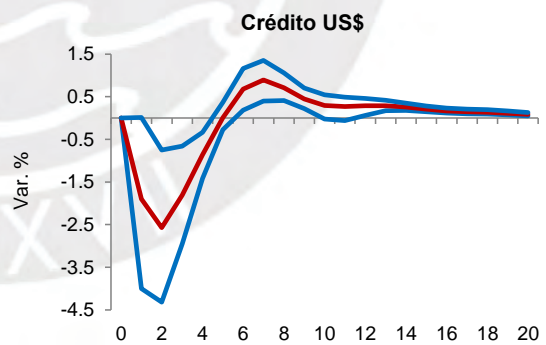
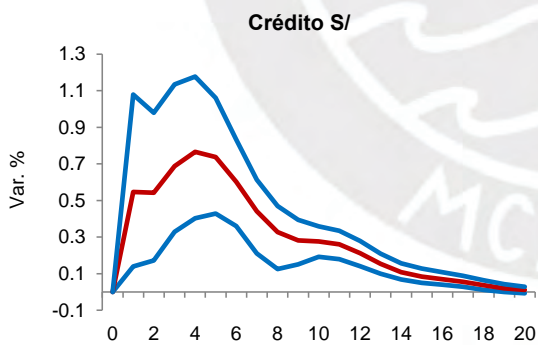
*1994-2005: Choque de caída en términos de intercambio sobre Caja Cusco
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



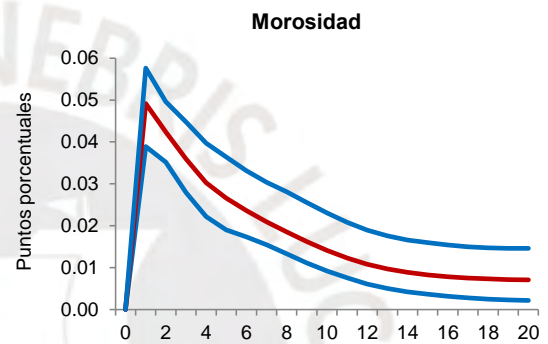
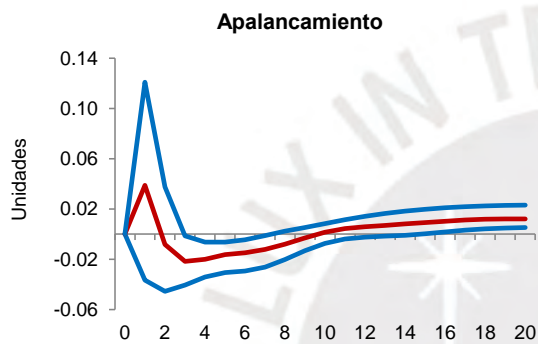
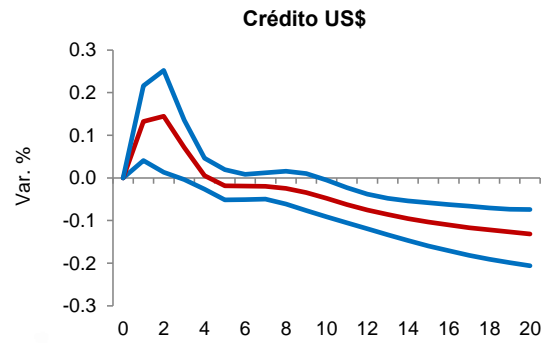
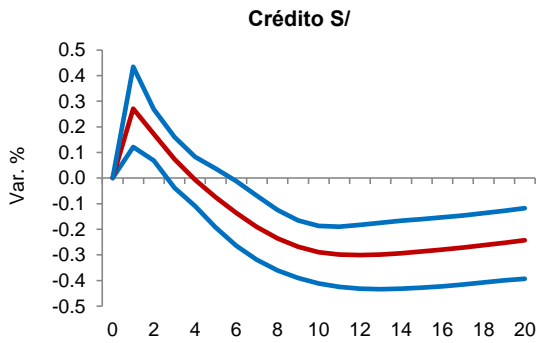
*1994-2005: Choque de aumento en tasa Fed sobre Caja Sullana
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



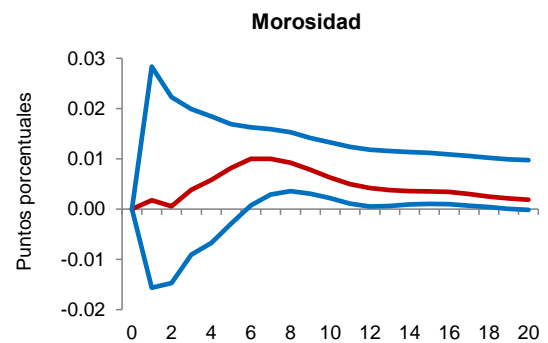
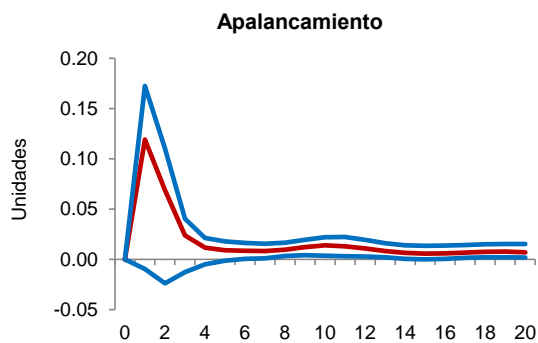
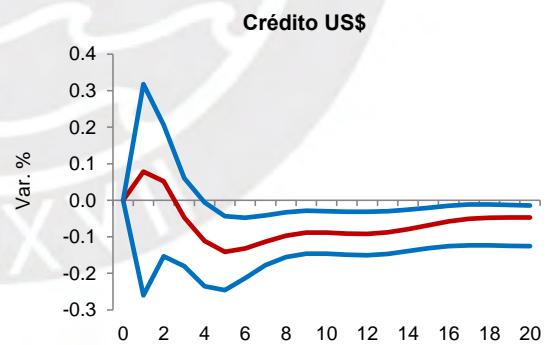
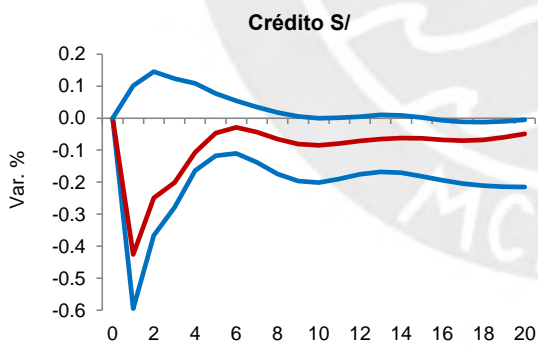
*1994-2005: Choque de caída en términos de intercambio sobre Caja Sullana
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



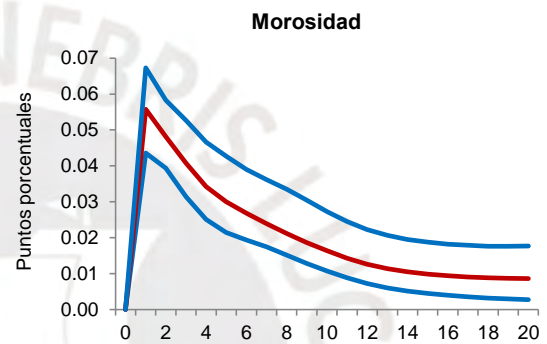
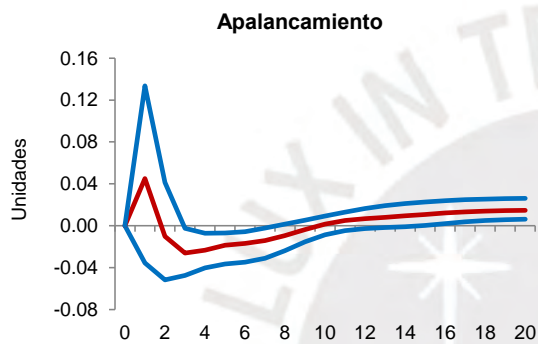
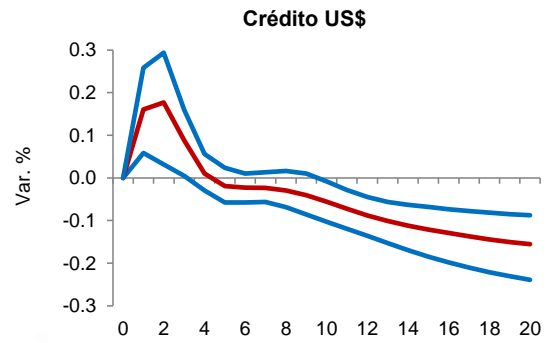
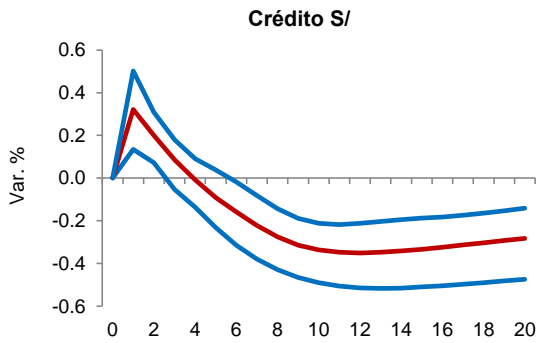
*2006-2019: Choque de aumento en tasa Fed sobre Banco de Crédito
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



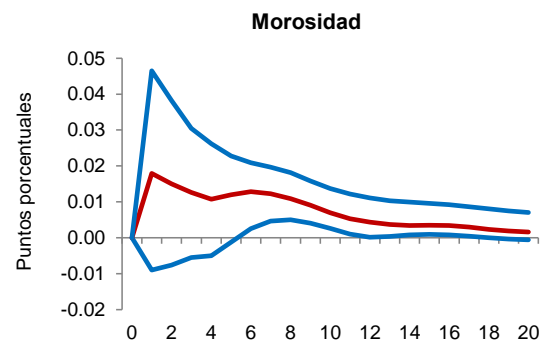
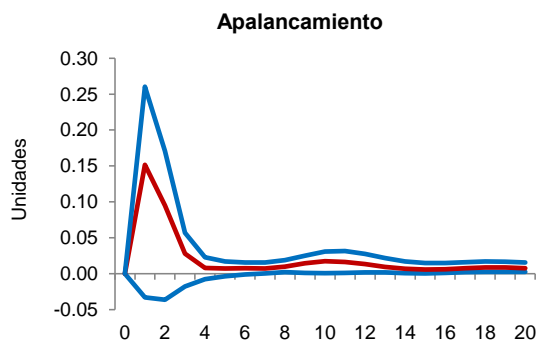
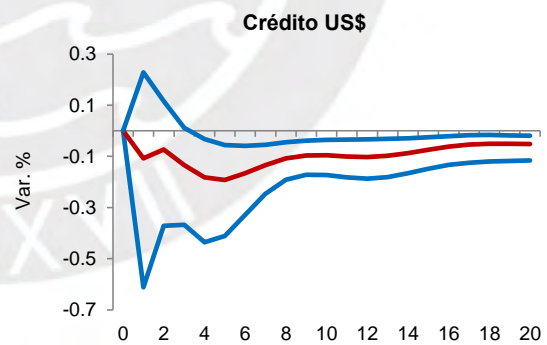
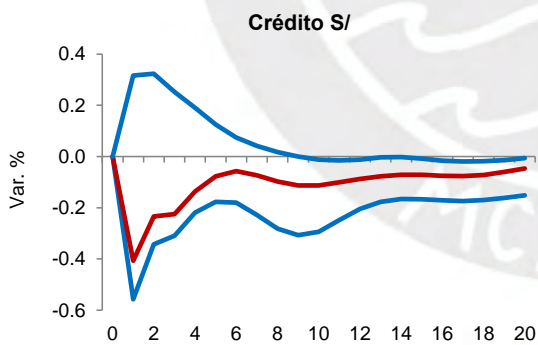
*2006-2019: Choque de caída en términos de intercambio sobre Banco de Crédito
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



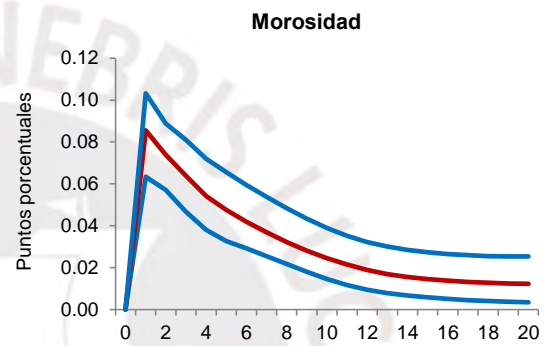
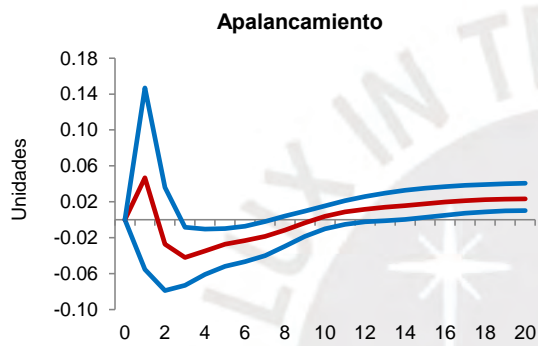
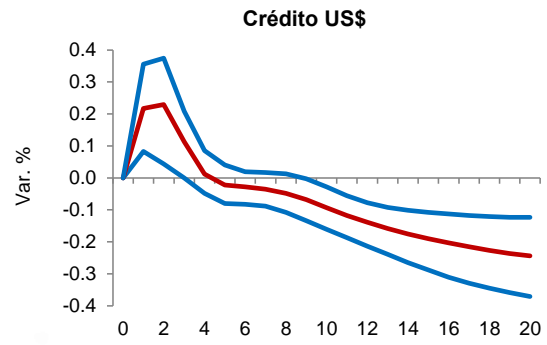
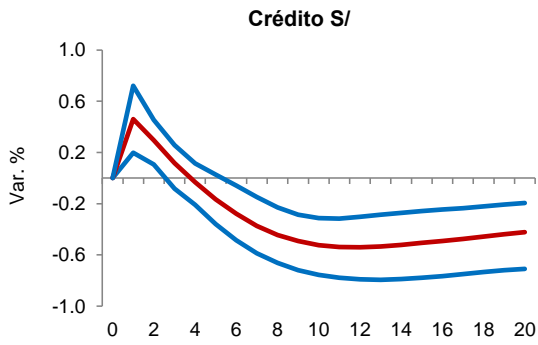
2006-2019: Choque de aumento en tasa Fed sobre Banco BBVA
 (horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)



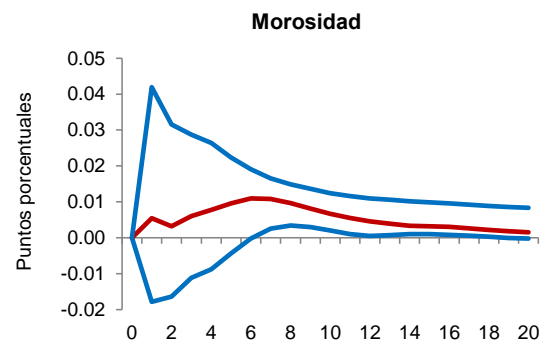
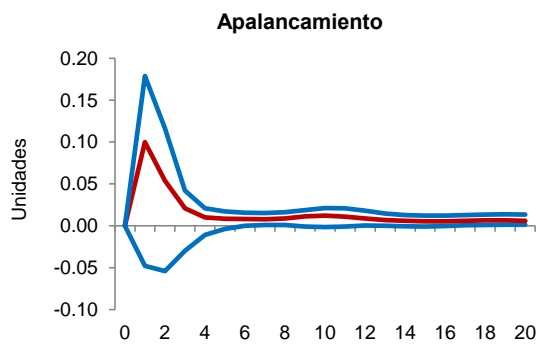
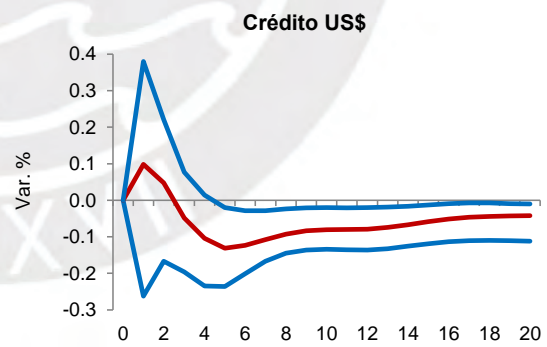
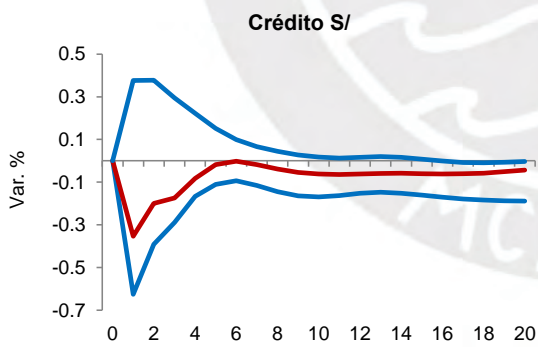
2006-2019: Choque de caída en términos de intercambio sobre Banco BBVA
 (horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)



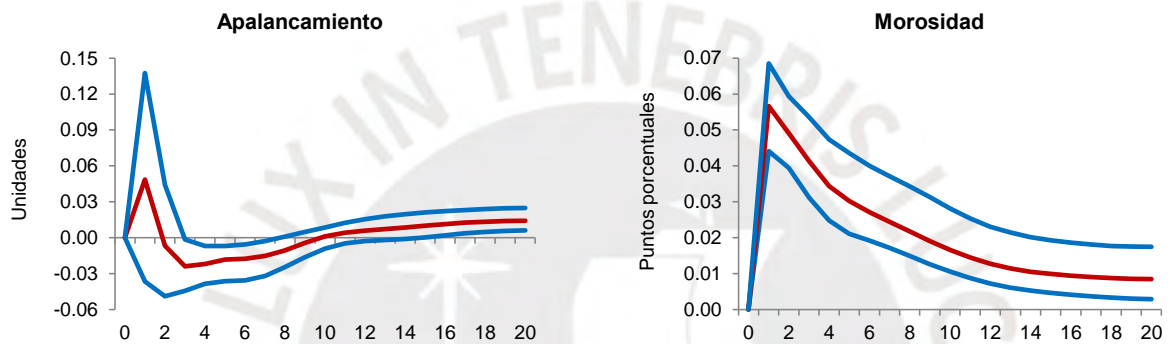
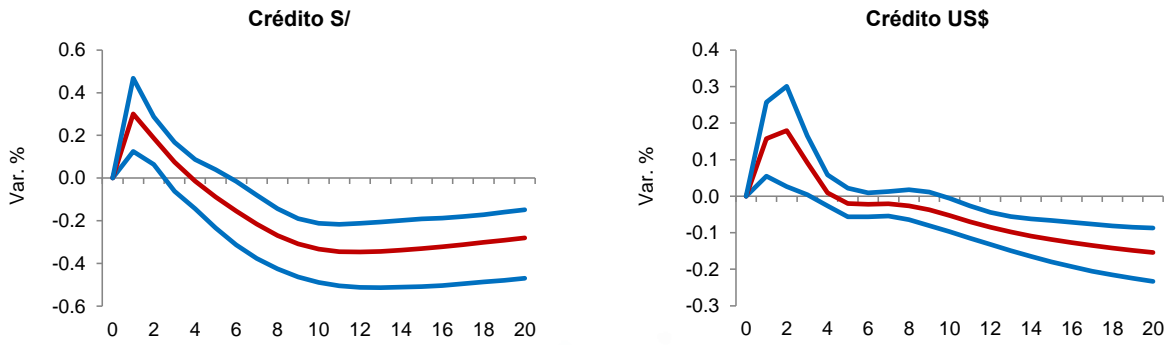
2006-2019: Choque de aumento en tasa Fed sobre Banco Scotiabank
 (horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)



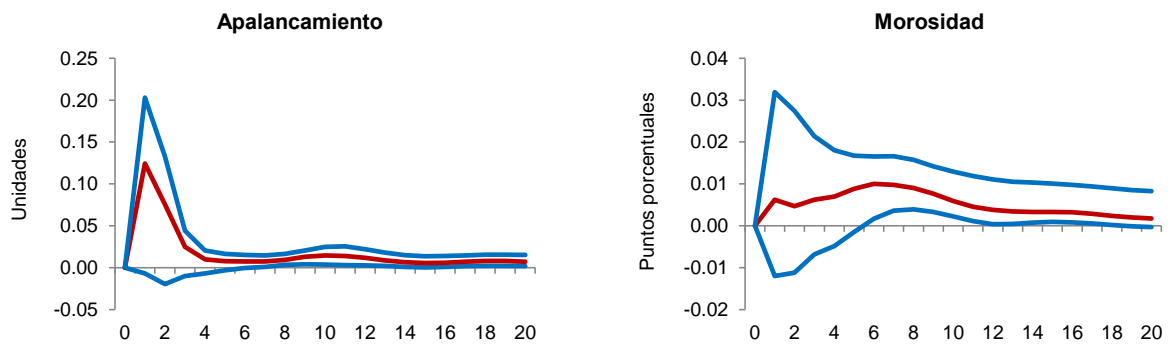
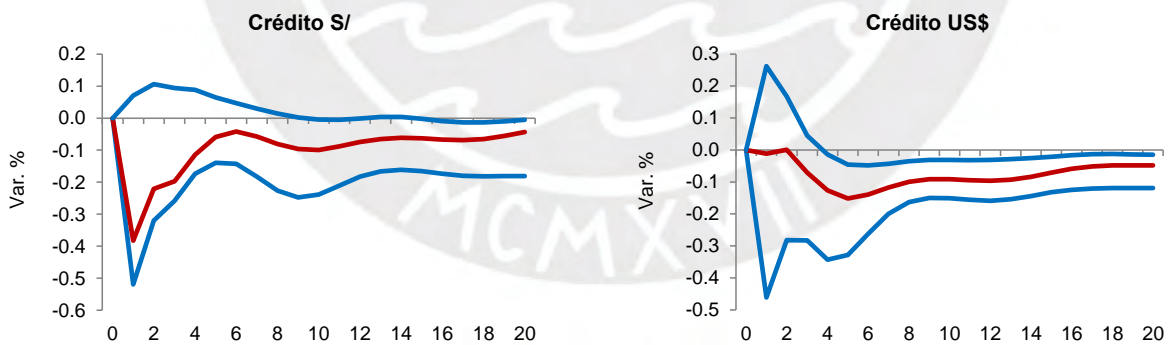
2006-2019: Choque de caída en términos de intercambio sobre Banco Scotiabank
 (horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)



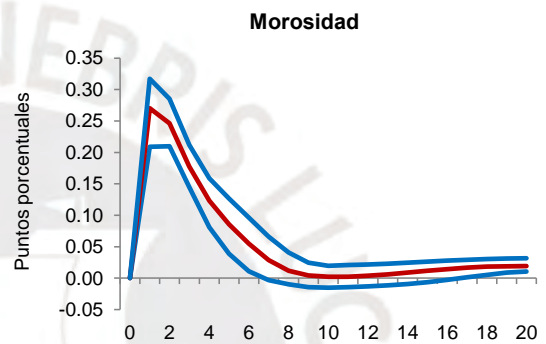
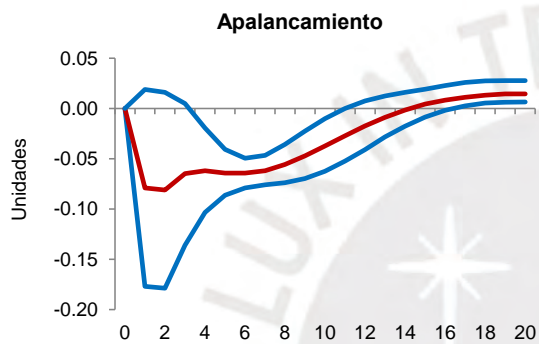
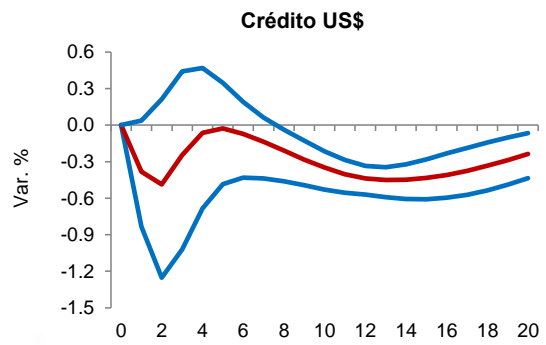
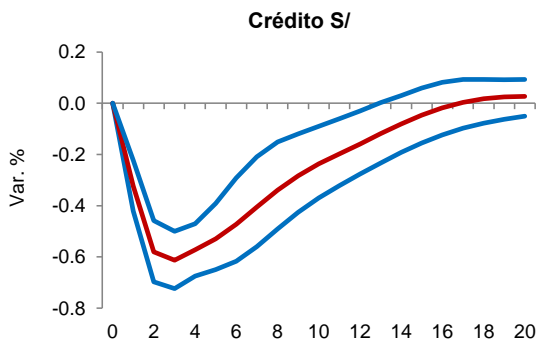
2006-2019: Choque de aumento en tasa Fed sobre Banco Interbank
 (horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)



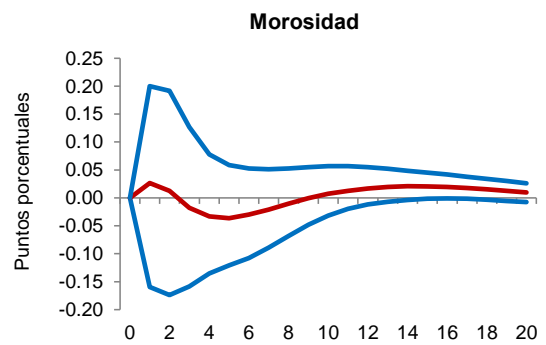
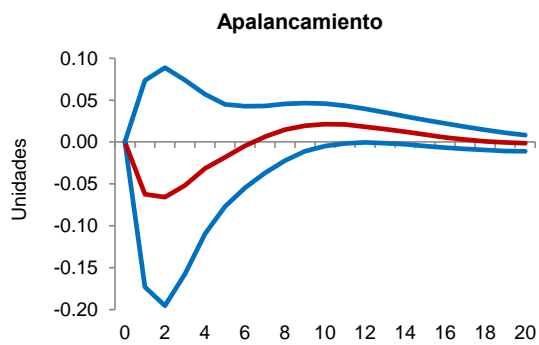
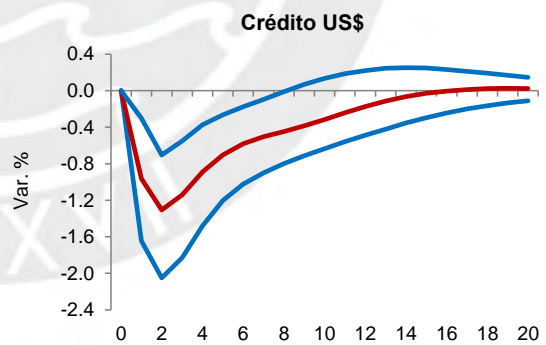
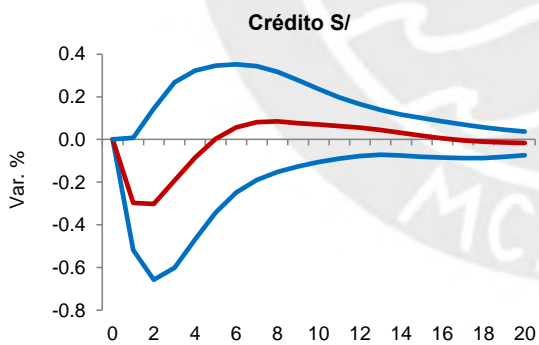
2006-2019: Choque de caída en términos de intercambio sobre Banco Interbank
 (horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)



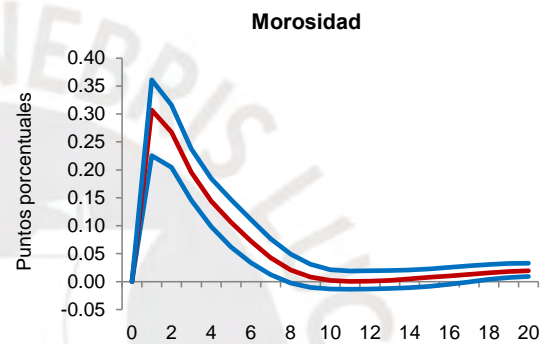
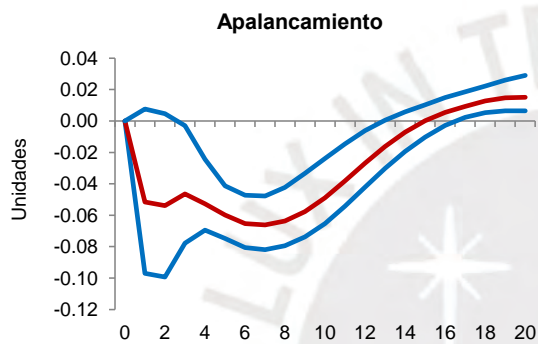
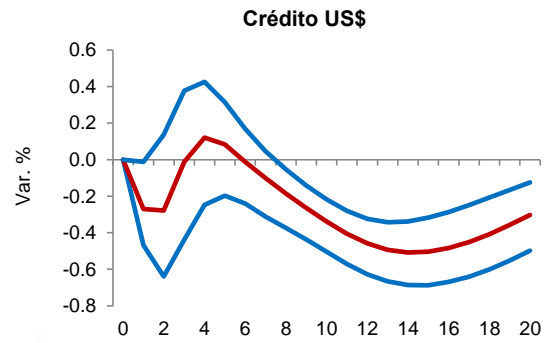
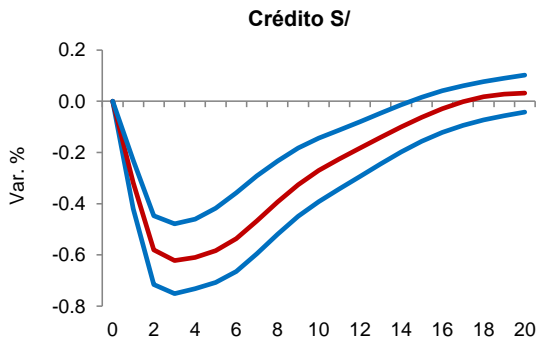
*2006-2019: Choque de aumento en tasa Fed sobre Caja Arequipa
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



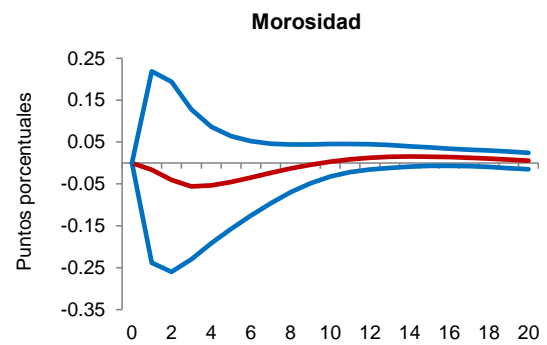
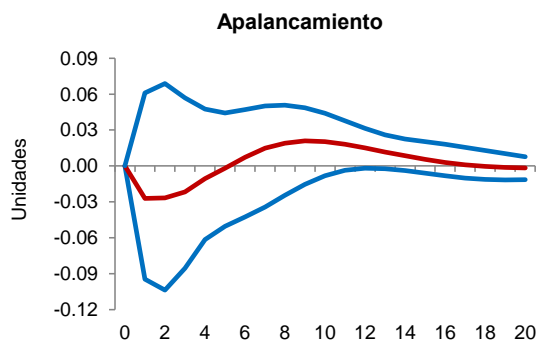
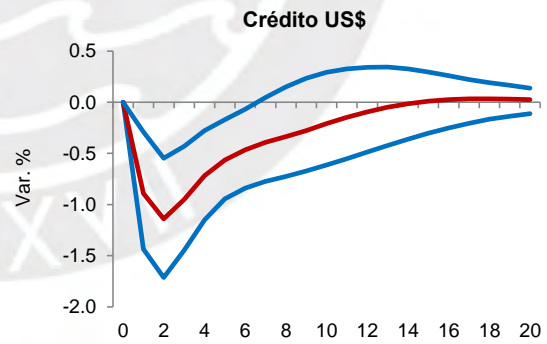
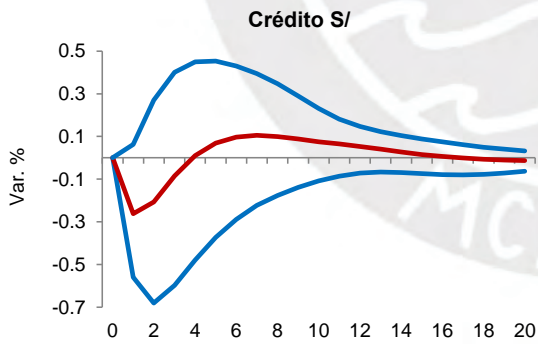
*2006-2019: Choque de caída en términos de intercambio sobre Caja Arequipa
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



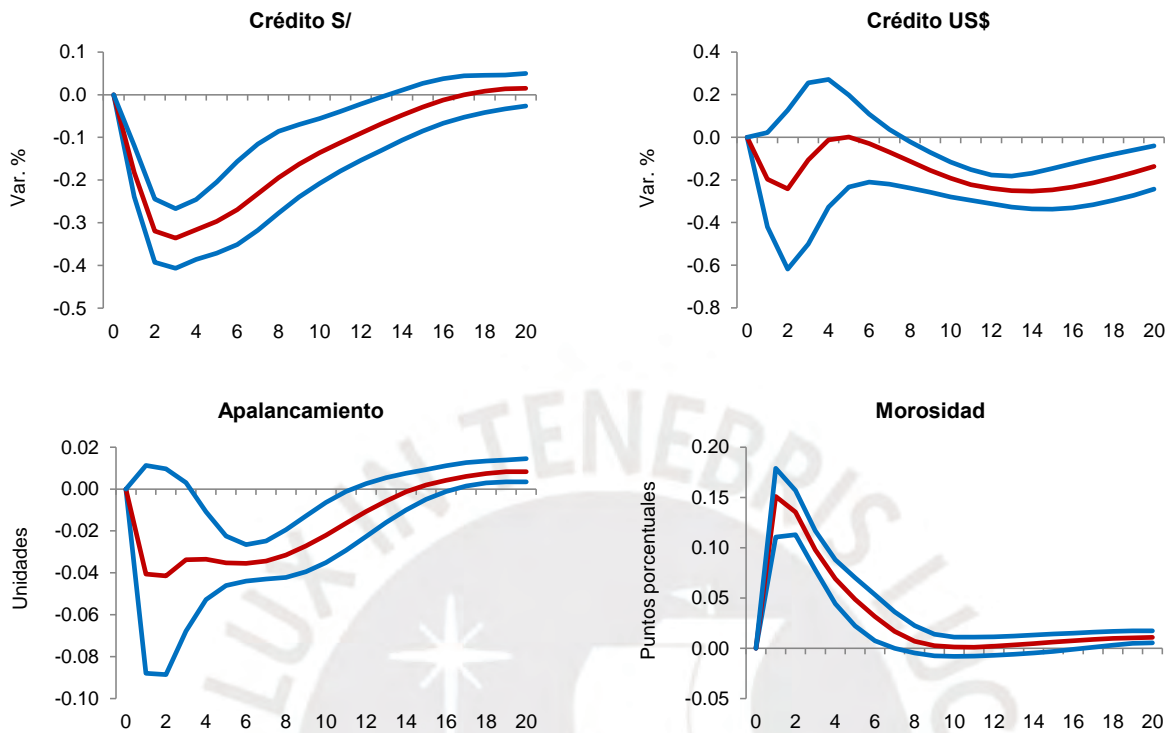
2006-2019: Choque de aumento en tasa Fed sobre Caja Piura
 (horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)



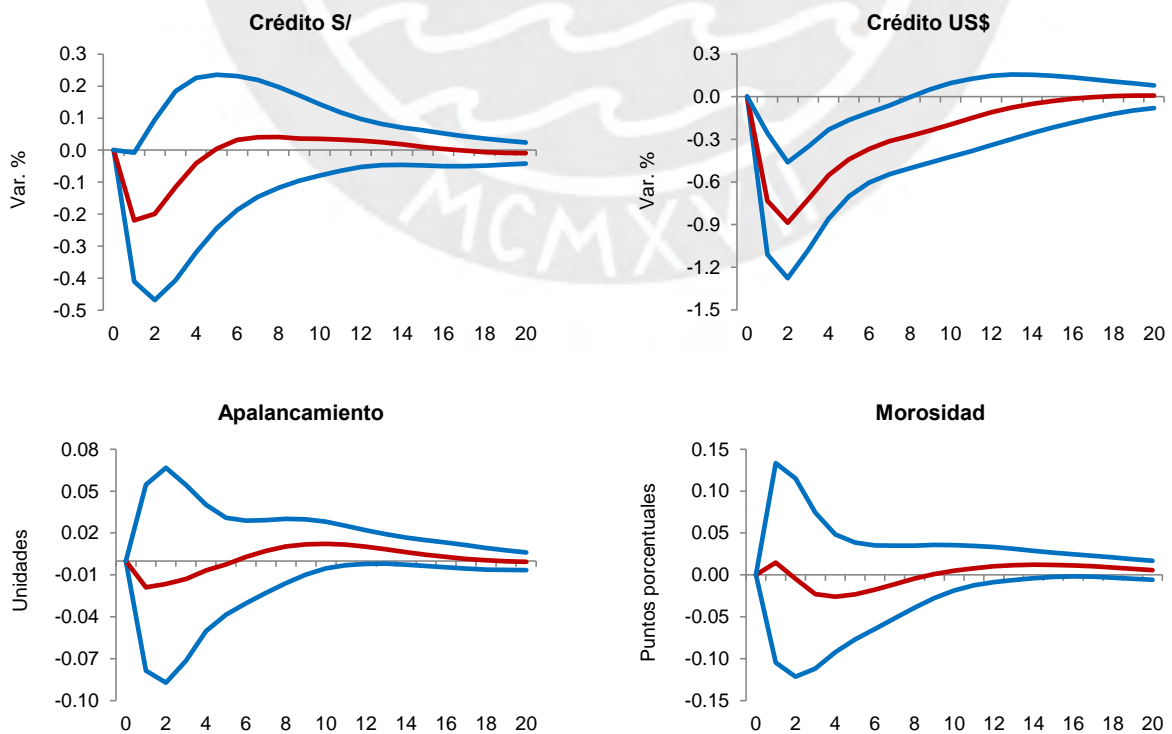
2006-2019: Choque de caída en términos de intercambio sobre Caja Piura
 (horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)



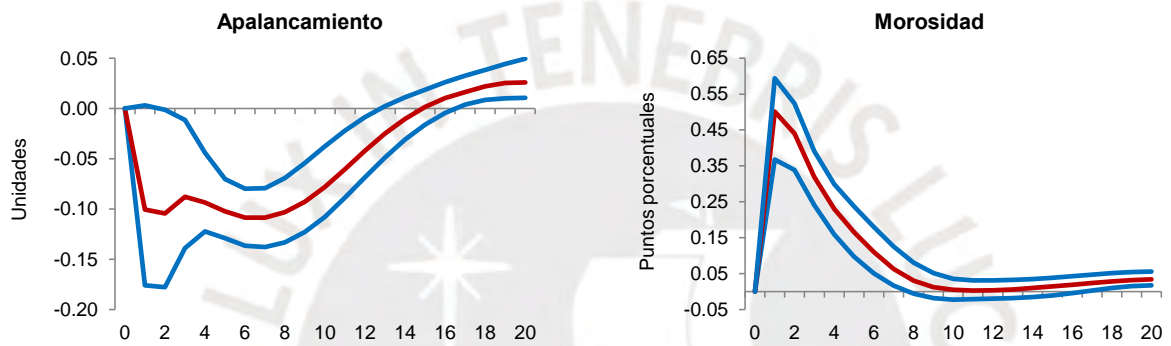
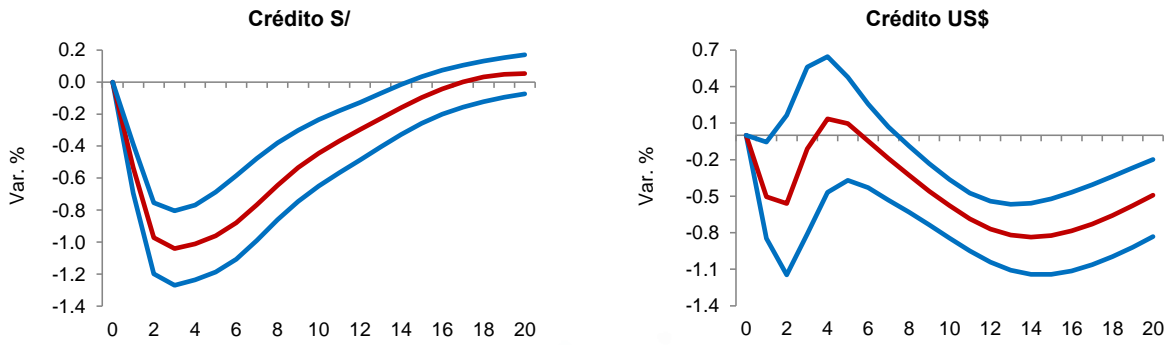
*2006-2019: Choque de aumento en tasa Fed sobre Caja Cusco
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



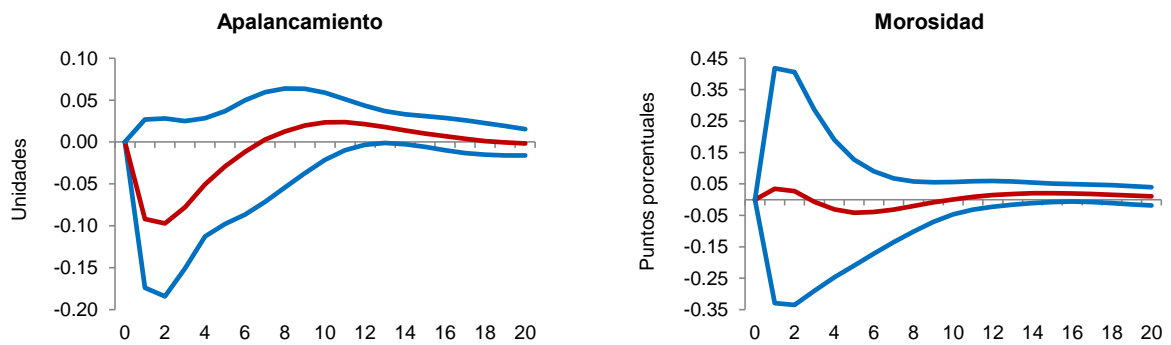
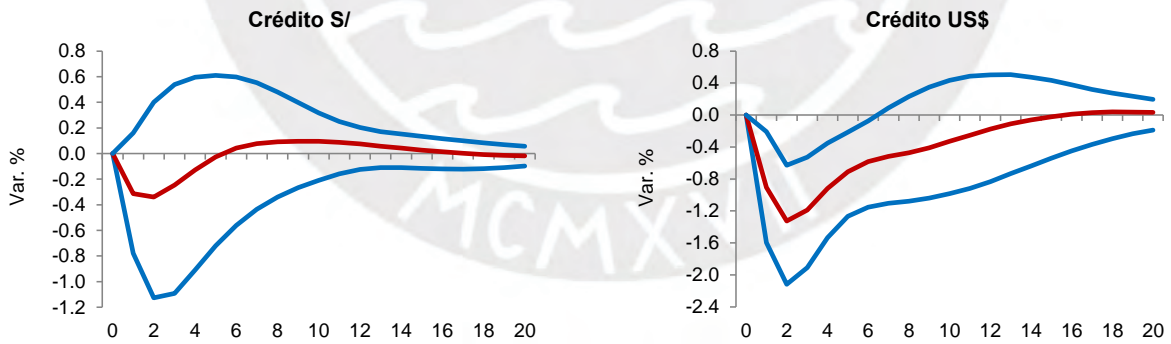
*2006-2019: Choque de caída en términos de intercambio sobre Caja Cusco
(horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)*



2006-2019: Choque de aumento en tasa Fed sobre Caja Sullana
 (horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)



2006-2019: Choque de caída en términos de intercambio sobre Caja Sullana
 (horizonte de 20 trimestres, valores de la mediana y bandas al 68%)



9. REFERENCIAS

- Acharya, V., L. Pedersen, T. Philippon y M. Richardson (2012). “Regulating systemic risk”. *Restoring financial stability: How to repair a failed system*. 283-304.
- Adrian, T. y M. Brunnermeier (2011). “CoVar”. *Federal Reserve Bank of New York and Princeton University*. NBER Working Paper 17454.
- Bebczuk, R. y M. Sangiácomo (2008). “Determinantes de la cartera irregular de los bancos en Argentina”. *Banco Central de Argentina*. Ensayos Económicos, Vol. 51.
- Berróspide, J. (2002). “Fragilidad bancaria y prevención de crisis financiera en Perú: 1997-1999”. *Revista de Estudios Económicos del BCRP*.
- Brock, P. y L. Rojas-Suárez (2000). “Understanding the behavior of bank spreads in Latin America”. *Journal of Development Economics*. Vol. 63, 113-134.
- Cabrera, J. y P. Bazerque (2010). “Probabilidad de *default* de los créditos bancarios en una economía dolarizada”. *Banco Central de Uruguay*.
- Cáceres, C., Y. Carrière-Swallow, I. Demir y B. Gruss (2016). “US Monetary Policy Normalization and Global Interest Rates”. *FMI*. Working paper 16/195.
- Carree, M. (2003). “A hazard rate analysis of Russian commercial banks in the period 1994-1997”. *Economic Systems*. 27, 255-269.
- Carrera, C., F. Pérez Forero y N. Ramírez Rondán (2014). “Effects of the US Quantitative Easing on a small open economy”. *Banco Central de Reserva del Perú*. Working Paper 2014-017.
- Castro, C. (2015). “Riesgo sistémico en el sistema financiero peruano”. *Revista de Estudios Económicos del BCRP*.
- Demirguc-Kunt, A. y E. Detragiache (1998). “The determinants of banking crisis in developing and developed countries”. *FMI*.
- Dieppe, A., R. Legrand y B. van Roye (2018). “The bayesian estimation, analysis and regression (BEAR) toolbox. Technical guide”. *Banco Central Europeo*.
- Espino, F. (2013). “Hechos estilizados del sistema bancario peruano”. *Banco Central de Reserva del Perú*. Working Paper 2013-005.
- Espinoza, R. y A. Prasad (2010). “Nonperforming loans in the GCC Banking System and their Macroeconomic Effects”. *FMI*. Working paper 10/224.
- Gómez-González, J. e I. Orozco (2009). “Un modelo de alerta temprana para el sistema financiero colombiano”. *Banco de la República de Colombia*. Borradores de Economía.
- Gondo, R. (2020). “Vulnerabilidad financiera y escenarios de riesgo del PBI usando Growth at Risk (GaR)”. *Banco Central de Reserva del Perú*. Working Paper 2020-001.

- Gondo, R. y F. Pérez Forero (2018). “Transmisión de choques exógenos de precios de *commodities* y petróleo hacia América Latina: un enfoque de paneles autorregresivos”. *Banco Central de Reserva del Perú*. Working Paper 2018-012.
- González-Hermosillo, B., C. Pazarbasioglu y R. Billings (1996). “Banking system fragility: likelihood versus timing of failure: an application of the Mexican financial crisis”. *FMI*.
- Hiroshi, J. y J. Tudela (2017). “Riesgo sistémico en el sistema bancario peruano: una aplicación de la metodología Systemic Contingent Claims Analysis (SCCA)”. *Escuela de Posgrado PUCP*. Con acceso restringido al público.
- Huang, X., H. Zhou y H. Zhu. (2012). “Systemic risk contributions”. *Journal of Financial Services Research*. 42(1-2), 55-83.
- Hutchison, M. y K. McDill (1999). “Are all banking crises alike? The Japanese experience in international comparison”. *NBER*. Working Paper 7253.
- Jarocinski, M. (2010). “Responses to monetary policy shocks in the east and the west of Europe: a comparison”. *Journal of Applied Econometrics*. 25(5): 833:868.
- Lahura, E. y F. Espino (2019). “Cartera morosa en moneda extranjera y tipo de cambio real: Evidencia para el Perú, 2003-2018”. *Banco Central de Reserva del Perú*. Working Paper 2019-009.
- Lehar, A. (2005). “Measuring systemic risk: A risk management approach”. *Journal of Banking Finance*. 29(10), 2577-2603.
- Lo Duca, M. y T. A. Peltonen (2011). “Macrofinancial vulnerabilities and future financial stress. Assessing systemic risks and predicting systemic events”. *Banco Central Europeo*. Working Paper 1311.
- Love, I. y R. Turk (2013). “A Panel Analysis of Economic Shocks and Loan Portfolio Quality”. *FMI – Middle East Center for Economics and Finance*.
- Morón, E. y R. Loo-Kung (2003). “Sistema de alerta temprana de fragilidad financiera”. *Centro de Investigación de la Universidad del Pacífico*. Working Paper 57.
- Nkusu, M. (2011). “Nonperforming loans and macrofinancial vulnerabilities in advanced economies”. *FMI*. Working paper 11/161.
- Pérez Forero, F. (2016). “Comparación de la transmisión de choques de política monetaria en América Latina: un panel VAR jerárquico”. *Revista de Estudios Económicos del BCRP*.
- Ponomarenko, A., A. Rozhkova y S. Seleznev (2018). “Macrofinancial linkages: the role of liquidity dependence”. *Bank for International Settlements*. Working Paper 176.
- Serra, C. y Z. Zúñiga (2002). “Identificando bancos en problemas. ¿Cómo debe medir la autoridad bancaria la fragilidad financiera?”. *Revista de Estudios Económicos del BCRP*.
- Soares, A., y M. Tannuri-Pianto (2007). “Explaining bank failures in Brazil: micro, macro and contagion effects (1994-1998)”. *Banco Central de Brasil*. Working Paper Series 147.