



REPORTE DE ESTABILIDAD FINANCIERA

Septiembre de 2011

Relación entre el riesgo sistémico del sector real y
el sistema financiero

Wilmar Cabrera
Javier Gutiérrez Rueda
Juan Carlos Mendoza
Luis Fernando Melo Velandia

Relación entre el riesgo sistémico del sector real y el sistema financiero*

WILMAR CABRERA*

JAVIER GUTIÉRREZ RUEDA**

JUAN CARLOS MENDOZA***

LUIS FERNANDO MELO VELANDIA****

Resumen

En este documento se analiza la relación existente entre el riesgo del sector real y del sistema financiero. Para esto, se estima un modelo FAVAR en el cual se incluyen un conjunto de variables que reflejan la evolución de la dinámica común de las series de los diferentes sectores de la economía y un componente idiosincrático. Dado el proceso generador de datos identificado en el modelo antes mencionado, es posible estimar las medidas de riesgo del sistema financiero y del sector real utilizando la metodología de regresión por cuantiles. Posteriormente, se usa la medida de *CoVaR*, propuesta por Adrian & Brunnermeier (2011) para medir el grado de codependencia entre los riesgos de estos sectores. Los resultados muestran que los indicadores de riesgo reflejan las situaciones de estrés que se han presentado en el sector real y el financiero de la economía colombiana. Adicionalmente, mediante las estimaciones del modelo FAVAR se realiza un análisis de impulso respuesta para analizar cómo se transmiten choques adversos entre un sector y otro.

Clasificación JEL: *C32, C5, G2, G32*

Palabras clave: FAVAR, regresión por cuantiles, codependencia, *CoVaR*.

Abstract

In this paper we analyze the codependence between the risk of the real sector and the financial system. We do so by estimating a FAVAR model that includes a set of variables that reflects the common dynamic of the economy and an idiosyncratic factor. With the data generation process found, we construct two risk indicators using quantile regression, one for the real sector and another for the financial system. Besides, we use the measure of *CoVaR* proposed by Adrian and Brunnermeier (2011) to quantify the degree of codependence between the risks of these sectors. The results show that the risk indicators capture the main financial and real sector turmoils. Additionally, we performed impulse response exercises using the FAVAR to analyze the spillovers between sectors.

JEL classification: *C32, C5, G2, G32*

Keywords: FAVAR, Quantile Regression, Codependence, *CoVaR*.

*Las opiniones contenidas en este documento son exclusivas de los autores y no comprometen al Banco de la República ni a su Junta directiva. Los autores son responsables de los errores que persistan.

*Profesional, Departamento de Estabilidad Financiera. E-mail: wcabrero@banrep.gov.co

**Profesional especializado, Departamento de Estabilidad Financiera. E-mail: jgutieru@banrep.gov.co

***Profesional especializado, Departamento de Estabilidad Financiera. E-mail: jmendogu@banrep.gov.co

****Econometrista principal, Gerencia Técnica. E-mail: lmelovel@banrep.gov.co

1. Introducción

La crisis financiera de 2008 y 2009 ocasionó devastadores efectos sobre la economía mundial. Entre los efectos de la crisis se puede mencionar una notable desaceleración de las economías y del producto global, cuantiosas pérdidas en el sector financiero, significativas reducciones en el comercio internacional, alteraciones en el flujo de capitales, una alta volatilidad en las monedas y en los mercados de capitales, incrementos en la tasa de desempleo en muchos países, entre otros.

De acuerdo con el *World Economic Outlook* de abril de 2009 del Fondo Monetario Internacional (FMI), el PIB mundial se contrajo en 6.25 % durante el último trimestre de 2008¹, lo que equivale a reducción aproximada de USD\$4.5 trillones (t). Las economías avanzadas fueron las que experimentaron el efecto más fuerte, ya que su PIB se contrajo en 7.5 %, mientras que el de las economías emergentes se redujo en 4 % durante este periodo (International Monetary Fund (2009)).

Asimismo, las pérdidas para el sistema financiero mundial fueron cuantiosas. En el *Global Financial Stability Report* de abril de 2010, el FMI estima que las pérdidas para el sistema financiero originadas por la crisis alcancen USD\$2.28 t, de las cuales USD\$588 billones (b) corresponden a los bancos estadounidenses, USD\$422 b a los de la zona Euro y USD\$399 b a los del Reino Unido (International Monetary Fund (2010)).

En relación a la tasa de desempleo, la Organización Internacional del Trabajo en su informe *Global Employment Trends* de enero de 2010, estima un incremento aproximado de 80 puntos básicos en la tasa de desempleo durante 2010, lo que representa un aumento de 34 millones de personas desempleadas a nivel mundial durante este periodo (International Labour Organization (2010)).

Teniendo en consideración que estas pérdidas se ocasionaron como resultado de una crisis que tuvo origen en el sistema financiero y que, posteriormente, se experimentó de manera generalizada en toda la economía, ha surgido la necesidad de comprender mejor la relación que existe entre los riesgos del sistema financiero y los del sector real, y cómo estos están correlacionados. Asimismo, se han hecho esfuerzos en la elaboración de indicadores de alerta temprana, herramientas de monitoreo del sistema y políticas macroprudenciales con las que sea posible anticipar la ocurrencia de futuras crisis y mitigar sus efectos en la economía.

Antes de la crisis financiera mundial, los trabajos de investigación se enfocaban principalmente a analizar como las diferentes variables macroeconómicas afectaban la estabilidad del sistema financiero, con el objetivo de identificar las principales fuentes de vulnerabilidad estructural y de exposición al riesgo que pudiesen resultar en un riesgo sistémico (Wong et al. (2005)). Para esto, las principales metodologías que se empleaban eran las pruebas de estrés y los modelos multivariados de series de tiempo. Por ejemplo, Hoggarth et al. (2005) emplea funciones “impulso-respuesta” de un modelo VAR para evaluar el impacto de distintos escenarios macroeconómicos sobre el indicador de mora² de los bancos en el Reino Unido.

Asimismo, Alves (2004) estima un modelo VEC uniecuacional para determinar la relación existente entre algunas variables macroeconómicas y la probabilidad de incumplimiento esperado (EDF) de los sectores corporativos en la Unión Europea. Por su parte, Wong et al. (2005) desarrollan un marco de pruebas de estrés para el portafolio de créditos de los bancos de Hong Kong. Se estima la probabilidad de incumplimiento por medio de modelos de regresión múltiple y la exposición de riesgo de cada banco al ambiente macroeconómico.

¹Corresponde a la medida anualizada del PIB y las contracciones corresponden a los cambios con respecto al cuarto trimestre de 2007.

²El indicador de mora se define como la razón entre cartera vencida y cartera bruta total.

Para el caso colombiano, se encuentran estudios como el de Gutiérrez & Vásquez (2008) en el que se utiliza un modelo VEC para estimar los efectos de choques macroeconómicos sobre la rentabilidad y la estabilidad de las entidades de crédito del sistema financiero. Por su parte, Morales & Estrada (2010) estiman un modelo VEC para pronosticar el comportamiento del indicador de estabilidad financiera (IEFI) empleando variables macroeconómicas. Por otra parte, Arias et al. (2010) se basaron en la estimación del indicador *CoVaR* para analizar la codependencia en el riesgo de mercado de las diferentes entidades del sistema financiero colombiano.

Sin embargo, estos trabajos sólo consideran una cara de la moneda, es decir, analizan como se transmiten las crisis del sector real hacia el sistema financiero. No obstante, este tipo de análisis resulta insuficiente para explicar como se puede propagar un choque adverso en el sistema financiero hacia el sector real. Como resultado de la crisis de 2008-2009, la literatura se ha interesado en explicar estas dinámicas. Entre estos trabajos, se encuentra el de De Nicolò & Luchetta (2010), en el cual se utiliza el modelo FAVAR (*Factor Augmented Vector Autoregression*), propuesto inicialmente por Bernanke et al. (2005), y la metodología de regresión por cuantiles, de Koenker & Bassett (1978), para calcular unos indicadores de riesgo para el sector real y el sistema financiero. Adicionalmente, emplean la metodología de CoVaR (Adrian & Brunnermeier (2011)) para hallar su codependencia. Para esto utilizan datos de la actividad real y financiera de las economías del G-7³ para el periodo entre 1980 y 2009. Los autores encuentran evidencia del poder predictivo de los indicadores en casos de estrés del sector real para varios países, por lo que sugieren la utilización de estos como medidas de monitoreo.

Para el caso colombiano aún no se encuentran trabajos que analicen esta relación, por lo que este documento constituye una primera aproximación a este tema. En este trabajo se busca identificar la relación existente entre las principales variables del sector real y del financiero, así como construir un indicador de riesgo sistémico para cada uno de los sectores. Con estos indicadores se pretende analizar la codependencia existente entre los riesgos de estos.

Los resultados reflejan que una desaceleración en el sector real tiene efectos significativos sobre la rentabilidad, la morosidad, el apalancamiento, entre otros indicadores del sistema financiero. Asimismo, un choque en el sector financiero produce una disminución en la dinámica de crecimiento del sector real. En particular, esto se observa en una disminución en el crecimiento del PIB, en el consumo de los hogares, en la inflación y un aumento en el desempleo. Asimismo, los indicadores de riesgo encontrados reflejan las situaciones de estrés que se han presentado en el sector real y el financiero de la economía colombiana durante 1997 y 2011.

Además de la introducción, este documento se encuentra organizado de la siguiente manera: en la sección 2 se presenta el modelo utilizado para estimar los indicadores de riesgo y su codependencia. En la sección 3 se revisan los datos utilizados en las estimaciones. Por su parte, en la cuarta sección se analizan los resultados de las diferentes estimaciones. Finalmente, el documento presenta algunas conclusiones.

2. Modelo

Para estudiar la correlación existente entre los riesgos a los que están expuestos el sector real y el sistema financiero, en esta sección se presenta la metodología utilizada para lograr tal objetivo. Siguiendo el enfoque propuesto por De Nicolò & Luchetta (2010), primero se estima un modelo FAVAR sobre el conjunto de series utilizadas, en donde se identifica el proceso generador de datos de las series de interés

³Los países que conforman el G7 son Estados Unidos, Japón, Alemania, Reino Unido, Italia, Francia y Canada.

en los diferentes sectores de análisis. A partir de esto, con el modelo identificado con el FAVAR se estiman las medidas no condicionales de riesgo para cada uno de los sectores. Adicionalmente, con el fin de encontrar la codependencia del estrés del sector real y del sistema financiero se emplea la medida *CoVaR* propuesta por Adrian & Brunnermeier (2011).

2.1. FAVAR

Una forma tradicional para analizar la dinámica de un conjunto de variables es mediante el uso de modelos VAR. Sin embargo, el número de parámetros que se estima en estos modelos se incrementa de forma exponencial al aumentar el número de variables estudiadas. Por esto, no se suele utilizar esta metodología cuando se desean analizar un conjunto amplio de variables. En estos casos, una alternativa apropiada es utilizar la metodología de *Factor Augmented Vector Autoregression* (FAVAR) propuesta por Bernanke et al. (2005).

El modelo FAVAR combina las metodologías de factores dinámicos y VAR, con lo que se logra una representación parsimoniosa aún cuando se utilice un gran número de series. En esta técnica la dinámica común de las series analizadas es explicada por un número pequeño de factores, los cuales a su vez son utilizados para estimar un modelo VAR.

Este modelo puede ser estimado en una o dos etapas. La metodología de dos etapas utiliza componentes principales (CP) y VAR; mientras que la de una etapa estima simultáneamente todos los parámetros del modelo bajo técnicas de análisis Bayesianas⁴, las cuales pueden ser basadas en el algoritmo *MCMC multi-move Gibbs sampling* (GS)⁵.

El modelo que se propone en este documento adiciona un componente idiosincrático⁶ al modelo FAVAR presentado por Bernanke et al. (2005), el cual es representado como sigue:

$$X_t = \Lambda F_t + G(L)X_{t-1} + e_t \quad (1)$$

$$F_t = \Phi(L)F_{t-1} + u_t \quad (2)$$

En la ecuación (1) el vector de variables observadas X_t de dimensiones $N \times 1$ son explicadas por un componente común, uno idiosincrático y un término de error. El vector de factores F_t de dimensión

⁴El análisis bayesiano combina las distribuciones *priors* que reflejan las creencias o conocimiento anterior sobre las distribuciones de interés con la verosimilitud que refleja la información contenida en los datos utilizados en el estudio. Finalmente, la estimación se realiza sobre la distribución posterior, que reúne la distribución *prior* y la verosimilitud, lo cual implica que se utiliza toda la información de la que se dispone.

⁵Un algoritmo alternativo al *multi-move Gibbs-sampling* es el *single-move Gibbs-sampling*. El algoritmo *single-move* de Carlin et al. (1992) supone que la distribución marginal del vector de estado condicionada a los datos se puede aproximar como $p_F(F_t|F_{j \neq t}, X_T, \Theta) \forall t = 1, \dots, T$, con lo cual es posible generar los valores del vector de estado para cada momento t a partir de la información contenida en los periodos alrededor de t .

Por otro lado, el algoritmo *multi-move Gibbs-sampling* desarrollado por Carter & Kohn (1994) genera el vector de estado suponiendo que la distribución marginal condicionada puede ser aproximada por $p_F(F_T|X_T, \Theta)$ con $F_T : \{F_1, \dots, F_T\}$, $X_T : \{X_1, \dots, X_T\}$. Es de notar, que en cada etapa del algoritmo se genera el vector de estado para todos los periodos de tiempo, aunque esta aproximación es menos general que el algoritmo *single-move Gibbs-sampling*, en la prueba empírica hecha por los autores se encuentra que el algoritmo multi-move converge más rápido y los momentos de la distribución posterior tienen menor varianza. Para mayor detalle sobre la estimación conjunta ver Melo et al. (2011).

⁶Bernanke et al. (2005) modelan la relación entre los factores y las series observadas por medio de las ecuaciones (1) y (2). Sin embargo, estos autores no incluyen el término $G(L)X_{t-1}$ en la ecuación (1). Los autores suponen que las series observadas son explicadas únicamente por un vector de factores comunes mas una serie ruido blanco, nosotros consideramos que otro componente importante que debe explicar las series observadas es un factor idiosincrático, el cual puede ser modelado incluyendo rezagos de las variables explicativas, tal como se observa en la ecuación (1).

$K \times 1$ ($K \ll N$) representa la dinámica común de las series observadas, mientras que $G(L)$ representa un polinomio de orden q de coeficientes asociados a rezagos de X_{t-1} , cuyos términos corresponden al componente idiosincrático del modelo⁷. Adicionalmente, se supone que el término de error $e_t \stackrel{iid}{\sim} N(0, R)$. Por su parte, en la ecuación (2) los factores se explican por p de sus rezagos ($\Phi(L)F_{t-1}$) y un término de error, $u_t \stackrel{iid}{\sim} N(0, Q)$ que no se encuentra correlacionado con el error de la ecuación (1).

El método de estimación utilizado en este documento es el de dos etapas. En la primera, se encuentran los factores asociados a $\tilde{X}$: $\{\tilde{X}_1, \dots, \tilde{X}_T\}$ ⁸ siguiendo la metodología de Stock & Watson (2002), Stock & Watson (2005). En la segunda, se reemplazan los factores $\hat{F}$: $\{\hat{F}_1, \dots, \hat{F}_T\}$ obtenidos en el paso anterior en las ecuaciones (1) y (2), lo cual hace posible estimar estas de forma estándar. Como lo menciona Bernanke et al. (2005), esta metodología tiene ciertas limitaciones, ya que presenta el problema de regresores generados y no explota la dinámica de la ecuación (2) en la estimación de los factores.

Otra extensión del modelo FAVAR utilizado en este documento considera la agrupación de las series observables en 2 bloques, de tal forma que cada grupo de variables es asociado a unos factores específicos. La idea de este agrupamiento es facilitar la interpretación de los factores latentes. En este caso, las series observadas son divididas en dos grupos: sector financiero y real. Por consiguiente, se tendrían dos tipos de factores asociados a la dinámica de cada grupo. Bajo este tipo de agrupamientos, el modelo es planteado de la siguiente forma:

$$X_t = \Lambda^f F_t^f + \Lambda^y Y_t + G(L)X_{t-1} + e_t \quad (3)$$

$$F_t = \Phi(L)F_{t-1} + u_t \quad (4)$$

con

$$X_t = \begin{bmatrix} X_{t,1} \\ X_{t,2} \end{bmatrix}, \Lambda^f = \begin{bmatrix} \Lambda_1^f & 0 \\ 0 & \Lambda_2^f \end{bmatrix}, F_t^f = \begin{bmatrix} F_{t,1}^f \\ F_{t,2}^f \end{bmatrix}, F_t = \begin{bmatrix} F_t^f \\ Y_t \end{bmatrix} \quad (5)$$

Donde el vector de series observadas se encuentra subdividido en 2 bloques y la dimensión del i -ésimo bloque de X_t , $X_{t,i}$, es $N_i \times 1$ para $i = 1, 2$ tal que $\sum_{i=1}^2 N_i = N$. Por otro lado, la matriz Λ_i^f , de dimensión $N_i \times k_i$, corresponde a las ponderaciones de los factores latentes del i -ésimo bloque, $F_{t,i}^f$, asociadas con $X_{t,i}$, $i = 1, 2$. Por lo tanto, el número total de factores latentes es $K = \sum_{i=1}^2 k_i$.

Este modelo supone que el vector de variables observadas es explicado por un componente común determinado por dos tipos de factores y un componente idiosincrático. Esta especificación del componente común implica que cada una de las series que conforman el i -ésimo bloque es explicada por factores asociados al grupo al que pertenece, $F_{t,i}^f$, y a factores globales que afectan a todas las variables, $Y_t (N_i \times M)$, que corresponden a un vector de series que tiene gran efecto en la economía⁹. Siguiendo a Bernanke et al. (2005), Y_t es tomada como la tasa de intervención del Banco Central, la cual es aproximada en este documento con la tasa interbancaria (TIB).

⁷Para evitar los problemas de sobreparametrización del VAR de las variables observadas, las matrices del polinomio $G(L)$ son diagonales.

⁸ $\tilde{X}_t = X_t - \hat{G}(L)X_{t-1}$.

⁹Adicionalmente, se asume que esta serie que no tiene ruido en su medición ya que el banco central la determina; por lo cual, se puede considerar como un factor totalmente observado, mientras el resto de series se encuentran sujetas a errores de medición.

Es importante anotar que Bernanke et al. (2005), al igual que otros autores, imponen ciertas restricciones para identificar los factores del modelo. Estas buscan que tanto el factor latente (F_t^f), como el observado (Y_t) aporten información diferente a la explicación del conjunto de series de interés, para lo cual es necesario identificar un conjunto (K) de variables que sean exógenas contemporaneamente con el factor observado. A partir de esto, es posible encontrar las ponderaciones que cumplan con estas restricciones.

En este documento se asume que el bloque superior $k_i \times k_i$ de $\Lambda_i^{f\ddagger}$ es una matriz identidad y que el bloque superior $k_i \times M$ de $\Lambda_i^{y\ddagger}$ es una matriz de ceros, $\forall i = 1, 2$ ¹⁰. Esto implica que no debe existir una relación contemporánea entre las primeras k_i series de $X_{t,i}$ y los factores observados¹¹. Además se asume que las matrices R y Q son diagonales.

Para cada bloque i , para $i = 1, 2$, las anteriores restricciones sobre las matrices Λ_i^f se obtienen a través de las siguientes transformaciones. En primer lugar, se realiza la descomposición matricial QR sobre Λ_i^f y, en segundo lugar, se premultiplican las matrices resultantes de la primera etapa por una matriz A , tal como se explica a continuación:

$$\begin{aligned} \text{i) } \Lambda_i^f &= \mathcal{R}_i^f Q_i^f \\ \text{ii) } A_i^f &= \mathcal{R}_i^f_{[(1:k_i), (1:k_i)]}, \quad \Lambda_i^{f\ddagger} = \mathcal{R}_i^f (A_i^f)^{-1}, \quad F_{t,i}^{f\ddagger} = A_i^f Q_i^f F_{t,i}^f \end{aligned}$$

donde $\mathcal{R}_i^f_{[(1:k_i), (1:k_i)]}$ corresponde al bloque de las primeras k_i filas y k_i columnas de la matriz $\mathcal{R}_i^f$.

Por lo tanto, $\Lambda_i^f F_{t,i}^f = \Lambda_i^{f\ddagger} F_{t,i}^{f\ddagger}$.

2.2. VaR y CoVaR

Después de identificar la relación existente entre las diferentes variables a través del modelo FAVAR, se calculan las medidas de riesgo *Value at Risk* (VaR) y *Conditional Value at Risk* (CoVaR) para cada uno de los sectores, empleando la estructura de rezagos del modelo descrito en la sección anterior.

Los indicadores de riesgo del sector real y del sistema financiero se estiman utilizando la metodología de regresión por cuantiles, propuesta por Koenker & Bassett (1978), siguiendo la estructura de rezagos identificada en el FAVAR. En una primera instancia se construye una medida de riesgo no condicional (VaR) para cada uno de los sectores de la siguiente manera:

$$CPIB_t^q = \beta_0^q + \Lambda_1^q F_{t,1} + G^q(L)CPIB_{t-1} + \epsilon_{t,1} \quad (6)$$

$$IEFI_t^{*q} = \alpha_0^q + \Lambda_2^q F_{t,2} + G^q(L)IEFI_{t-1}^* + \epsilon_{t,2} \quad (7)$$

donde $CPIB_t$ es el crecimiento real anual del PIB en el periodo t , $IEFI_t^*$ es el negativo del índice de estabilidad financiera de Morales & Estrada (2010) en el periodo t , $F_{t,i} = [F_{t,i}^f, Y_t]$ es un conjunto de factores que resumen el comportamiento de las variables del sector i en el periodo t , con $i = 1, 2$, siendo

¹⁰Donde $\Lambda^y = [\Lambda_1^{y'}, \Lambda_2^{y'}]'$. Adicionalmente, se supone que el componente idiosincrático, $\mathcal{G}\tilde{X}_{t-1}$, de las k_i primeras series de $X_{t,i}$ es cero para $i = 1, 2$.

¹¹Estas restricciones de identificación implican que las series de cada bloque deben encontrarse ordenadas de tal forma que las primeras k_i cumplan las restricciones sugeridas.

el primero el sector real y el segundo el financiero. Asimismo $\Lambda_i = [\Lambda_i^f, \Lambda_i^y]$ representa las ponderaciones de estos factores sobre las series.

Las estimaciones se realizan para el cuantil 5 %, con el fin de obtener un indicador de riesgo para cada sector. De esta manera, se obtienen las siguientes medidas:

$$CPIBaR_t^{q=5\%} = \hat{\beta}_0^{q=5\%} + \hat{\Lambda}_1^{q=5\%} F_{t,1} + \hat{G}^{q=5\%}(L)CPIB_{t-1} \quad (8)$$

$$IEFIaR_t^{*q=5\%} = \hat{\alpha}_0^{q=5\%} + \hat{\Lambda}_2^{q=5\%} F_{t,2} + \hat{G}^{q=5\%}(L)IEFI_{t-1}^* \quad (9)$$

donde $CPIBaR^{q=5\%}$ se refiere al menor crecimiento anual que se puede presentar a un nivel de significancia del 5 % en un horizonte de pronóstico, y el $IEFIaR^{*q=5\%}$ es el menor índice de estabilidad financiera que se puede observar al mismo nivel de significancia. Estos indicadores son similares a un valor en riesgo (VaR) tanto para el sector real como para el sistema financiero.

Una vez estimados los indicadores de riesgo no condicionales para los dos sectores, se utiliza el $CoVaR$ para medir la codependencia entre estos. Esta metodología ha sido empleada en diferentes trabajos, como en Chan-Lau (2008), en donde se calcula la codependencia en el riesgo *default* de diferentes entidades multinacionales con el fin de identificar cual de estas era la más sistémica o la que generaba el mayor contagio a las otras entidades. En este trabajo seguimos la definición de $CoVaR$ de Adrian & Brunnermeier (2011), donde la medida está definida como:

$$Pr(CPIB \leq Co(CPIBaR_q) \mid F_t^R, IEFI^* = C(IEFI_t^{*\alpha})) = q \quad (10)$$

$$Pr(IEFI^* \leq Co(IEFIaR_q^*) \mid F_t^F, CPIB = C(CPIB_t^\alpha)) = q \quad (11)$$

donde $C(Z_t^\alpha)$ indica la ocurrencia de algún evento en la serie Z , durante el periodo t y en el cuantil α .

De esta forma, el $CoVaR$ representa el nivel de riesgo de un sector condicional al desempeño de otros sectores. Para la estimación de esta medida se utiliza la metodología de regresión por cuantiles de Koenker & Bassett (1978), ya que ésta permite estimar la codependencia entre los riesgos bajos diferentes escenarios o condiciones de la economía. En particular, si se estima el $CoVaR$ en un cuantil alto o cercano a uno, estamos midiendo la codependencia de los riesgos en un escenario de alto crecimiento económico y bajo riesgo. Por el contrario, si se estima en un cuantil bajo o cercano a cero, se estaría calculando la codependencia entre los riesgos en un escenario de incertidumbre económica y alto riesgo. La estructura para estimar la codependencia entre los riesgos se define de la siguiente manera:

$$CPIB_t^q = \beta_0^q + \beta_1^q IEFI_\tau^* + \Lambda_1^q F_{t,1} + G^q(L)CPIB_{t-1} + \epsilon_{t,1} \quad (12)$$

$$IEFI_t^{*q} = \alpha_0^q + \alpha_1^q CPIB_\tau + \Lambda_2^q F_{t,2} + G^q(L)IEFI_{t-1}^* + \epsilon_{t,2} \quad (13)$$

$$\tau \in [1, ..\tau.max] \quad (14)$$

En particular el $CoVaR$ se define como el nivel del riesgo de un sector dado que el otro sector se encuentra en una situación de estrés. Así, este indicador se calcula utilizando las estimaciones de las ecuaciones (12) y (13), como se muestra a continuación:

$$Co(CPIBaR_t^{q=5\%}) = \hat{\beta}_0^{q=5\%} + \hat{\beta}_1^q IEF IaR_\tau^* + \hat{\Lambda}_1^{q=5\%} F_{t,1} + \hat{G}^{q=5\%}(L)CPIB_{t-1} \quad (15)$$

$$Co(IEFIaR_t^{*q=5\%}) = \hat{\alpha}_0^{q=5\%} + \hat{\alpha}_1^{q=5\%} CPIBaR_\tau + \hat{\Lambda}_2^{q=5\%} F_{t,2} + \hat{G}^{q=5\%}(L)IEFI_{t-1}^* \quad (16)$$

$$\tau \in [1, \dots, \tau.max] \quad (17)$$

Adicionalmente, para cuantificar el efecto que tiene incluir en la medición de riesgo de un sector el riesgo de otro sector, se estima el $\Delta CoVaR_t$, así:

$$\Delta Co(CPIBaR_t) = Co(CPIBaR_t^{q=5\%, IEF IaR_t}) - Co(CPIBaR_t^{q=50\%, IEF I_t^{50\%}}) \quad (18)$$

$$\Delta Co(IEFIaR_t) = Co(IEFIaR_t^{*q=5\%, CPIBaR_t}) - Co(IEFIaR_t^{*q=50\%, CPIB_t^{50\%}}) \quad (19)$$

3. Los datos

Para modelar el riesgo del sector real y del financiero se seleccionó un indicador que fuera representativo de cada actividad. La condición primordial que debe cumplir cada indicador es que debe reflejar los periodos de estrés y de auge en cada sector. Siguiendo a De Nicolò & Luchetta (2010) se utilizó el crecimiento del PIB real (CPIB) como fuente para calcular el riesgo del sector real. Por su parte, para el sector financiero se utiliza el negativo del Indicador de Estabilidad Financiera (IEFI*) desarrollado por Morales & Estrada (2010)¹².

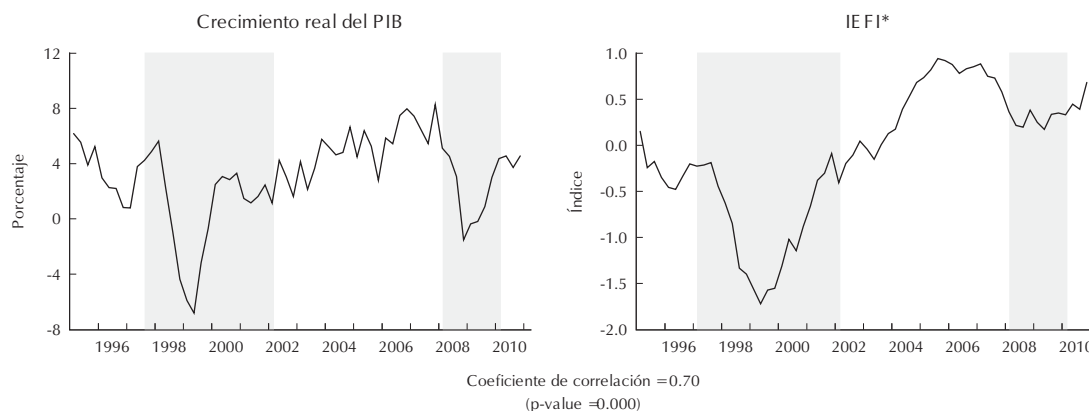
En el Gráfico 1 se presentan las series del crecimiento del PIB y del IEFI*. En general, se observa que las variables recogen los periodos de mayor estrés que han evidenciado cada uno de los sectores; así como también los momentos de mayor crecimiento y estabilidad. Asimismo, es importante resaltar la alta correlación que existe entre los indicadores ($\rho = 0.70$). Al analizar el periodo de la crisis de finales de los noventa se evidencia el peor evento de riesgo conjunto del sector real y financiero, durante el cual tanto el crecimiento del PIB y el IEFI* registraron los valores más bajos durante el periodo de estudio (-6.8% y -1.72, respectivamente). Por su parte, al evaluar la evolución de los indicadores durante la desaceleración de 2008-2009 se observa un fuerte efecto en el desempeño de la economía, más no así en el del sistema financiero. Vale la pena resaltar que durante el periodo de recuperación de la crisis¹³, el indicador del sistema financiero mostró una mayor dinámica que el del sector real, lo cual se vio reflejado en el ritmo de crecimiento de los activos del sistema, especialmente, de la cartera real, la cual creció a un ritmo 3 veces mayor al del PIB, en promedio.

Con el objetivo de incorporar la mayor cantidad de información posible sobre el estado y las fluctuaciones de las distintas ramas de la economía y para evitar la exclusión de variables que se pueda traducir en sesgo de los parámetros estimados, se utilizó la metodología de componentes principales para estimar los factores que se incluyen en la estimación del modelo FAVAR. Para esto, se seleccionaron variables representativas que reflejen el comportamiento del mercado monetario, las condiciones del sistema financiero y la evolución

¹²La razón de utilizar el negativo del indicador radica en poderle dar la misma lectura que al PIB, ya que en la serie original valores negativos del índice reflejan momentos de estabilidad, mientras que los positivos situaciones de estrés. De aquí en adelante, el negativo de este índice se denotará como IEFI*.

¹³Definido entre 2004 y 2007.

GRÁFICO 1: Variables endógenas



Fuente: cálculos de los autores.

del sector real. Para la selección de las variables se tuvo en cuenta la periodicidad, la longitud de las series, la disponibilidad y su relevancia en cada sector.

Con los criterios señalados se obtuvo información para 43 variables para los tres sectores. Al analizar la periodicidad y la longitud de las series, se encontró que cerca del 70 % de estas se encontraban disponibles desde 1995 y con una periodicidad, al menos, trimestral. Por tanto, se decidió utilizar para la estimación de los modelos 29 variables con una periodicidad trimestral desde 1995 (la lista de variables que se utilizaron se presentan en el Apéndice A).

Adicionalmente, se realizaron las pruebas de KPSS, *Phillips-Perron* y *Elliott, Rothenberg and Stock* para determinar el tipo de transformación necesaria para garantizar la estacionariedad de las variables utilizadas en el FAVAR (Ver Apéndice B).

4. Resultados

En esta sección se presentan los principales resultados obtenidos de las estimaciones del FAVAR y el *CoVaR*. En primer lugar, se exponen los criterios para seleccionar la estructura del modelo FAVAR y se realiza un análisis de las funciones de impulso respuesta para observar la dinámica de las variables ante choques en el sector real y en el financiero. En segundo lugar, se presentan las medidas de riesgo para ambos sectores, así como la codependencia que existe entre estos. Adicionalmente, se realiza el *Conditional Coverage Test* de Christoffersen (1998) para verificar que los indicadores de riesgo encontrados tengan un buen desempeño.

4.1. Resultados Modelo FAVAR

Para realizar las estimaciones del modelo FAVAR se debe escoger primero la estructura de rezagos de los factores y de cada una de las variables que permitan realizar la mejor estimación posible del modelo. Para esto, se siguieron los criterios de información de Akaike (AIC), Hannan-Quinn (HQC) y Schwarz (SIC). Los resultados se presentan en el Cuadro 1. Como se puede observar el modelo con un rezago en los factores y cinco autorregresivos es el que logra un mayor ajuste bajo cada uno de los criterios. Este

resultado implica, que en general las variables empleadas en el modelo FAVAR dependen de las condiciones generales de la economía de un trimestre atrás y de su evolución en los últimos cinco trimestres.

CUADRO 1

Rezago de los factores	Componente autoregresivo	HQC	AIC	SIC
1	5	-1010.6	-2907.8	-666.0
2	5	-1004.1	-2884.3	-648.2
3	5	-979.0	-2804.9	.
1	4	-957.5	-2761.3	-646.4
5	5	-957.3	-2731.6	.
1	3	.	.	-637.8
2	4	.	.	-618.5

HQC criterio de información de Hannan-Quinn.

AIC criterio de información de Akaike.

SIC criterio de información de Schwarz.

Después de identificar la estructura del modelo que logra una mejor estimación, se realizaron dos ejercicios de impulso respuesta para observar la dinámica de las diferentes variables empleadas en el modelo ante choques adversos en el sistema financiero y en el sector real. El primer ejercicio consiste en un choque adverso al sistema financiero, es decir, se supone una caída en el factor que recoge la dinámica del sistema financiero de una desviación estándar. De manera similar, en el segundo ejercicio se realiza el mismo choque sobre el factor que refleja la dinámica del sector real.

Adicionalmente, el análisis de las funciones de impulso respuesta fue estimado de dos formas, la primera corresponde a la metodología tradicional de impulso-respuesta (Cholesky) y en la segunda se utiliza la adaptación hecha por Melo et al. (2011) del método de restricciones de signo desarrollado por Uhlig (2005), en la cual se supone que el choque del sector financiero está dado por una caída en el *IEFI** y el del sector real por una disminución en el crecimiento del PIB. Esto se realiza con el fin de verificar si el PIB y el *IEFI** son indicadores líderes que reflejan la dinámica del sector real y financiero, respectivamente.

Los resultados de los ejercicios se presentan en el Anexo Apéndice C. En general, los impulsos respuesta son similares al utilizar ambas metodologías. En el caso en el que ocurra un choque adverso en el sistema financiero se observa, como es de esperarse, un deterioro en todos los indicadores de este sector, como los son la rentabilidad, la morosidad, el crecimiento de la cartera, entre otros. Asimismo, ante este choque se presenta una caída en el crecimiento del PIB, una disminución en el consumo agregado, en las importaciones, en la inflación y en el índice de producción industrial, así como un aumento en el desempleo. De esta forma tal como ocurrió en la crisis financiera internacional de 2008, un choque en el sector financiero se trasmite a los principales indicadores del sector real.

Por otra parte, si el choque ocurre en el sector real, se presenta una disminución en los niveles de crecimiento de la cartera total y en la rentabilidad. Asimismo, los niveles de morosidad de la cartera aumentan, así como el apalancamiento de las entidades. Por su parte, el margen de intermediación se incrementa como resultado de un mayor aumento en la tasa activa que en la pasiva, dado los mayores niveles de riesgo de crédito. En cuanto a la liquidez del sistema no se encuentra un efecto significativo ante este choque.

En ambos ejercicios los efectos sobre la tasa de cambio (TRM) y el índice general de la bolsa de valores de Colombia (IGBC) no son significativos. Es decir, a través de este modelo no se puede establecer los efectos que tiene un choque en el sector financiero o en el real sobre estos indicadores. Esto se podría explicar a que el comportamiento de estos indicadores se ve afectado adicionalmente por factores externos y por variables de mas corto plazo que no son incluidas en el modelo.

De esta forma, a partir de los ejercicios de impulso respuesta se puede observar que el modelo captura correctamente la dinámica que existe entre el sector real y el sistema financiero. Adicionalmente permite observar como choques que ocurren en un sector se transmiten hacia el otro. De la misma manera, los resultados son similares mediante las dos metodologías de impulso respuesta, lo que sugiere que el PIB y el $IEFI^*$ son indicadores líderes que reflejan la dinámica del sector real y el sector financiero, respectivamente.

4.2. Estimación de los indicadores de riesgo y del CoVaR

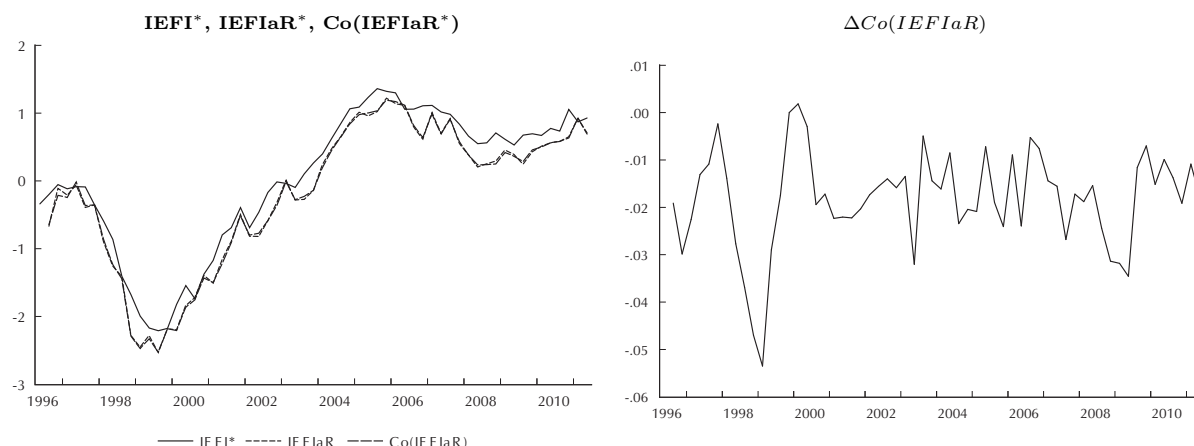
Después de identificar el proceso generador de datos de las series de interés con el modelo FAVAR y de encontrar que el PIB y el IEFI son indicadores que reflejan el comportamiento de los dos sectores analizados, se utilizó la metodología propuesta por Koenker & Bassett (1978) para estimar los diferentes indicadores de riesgo para cada sector. Las estimaciones se realizaron para el cuántil 5. En el Gráfico 2 se presenta el indicador de estabilidad financiera ($IEFI^*$), el indicador de riesgo estimado para el sistema financiero ($IEFIaR^*$) y el $Co(IEFIaR^*)$. El $IEFIaR^*$ representa el peor nivel que puede tener el $IEFI^*$ a un nivel de significancia del 5%, por lo que un incremento de este indicador refleja una disminución del riesgo sistémico para el sector financiero. Adicionalmente, si el valor del indicador es positivo el nivel de riesgo es bajo, ya que refleja una situación de estabilidad financiera. Como se puede apreciar, tanto el $IEFI^*$ como el $IEFIaR^*$ presentan un valor positivo durante la mayor parte del periodo analizado con excepción de la crisis de finales de los noventa, cuando se registró el mayor nivel de estrés del sistema en las últimas dos décadas. Por su parte, durante la primera mitad de 2011 el $IEFIaR^*$ y el $Co(IEFIaR^*)$ registran una tendencia decreciente, lo que sugiere un incremento en el riesgo para el sistema financiero; no obstante, este se mantiene en niveles bajos, ya que los indicadores toman valores positivos.

Para analizar el nivel de riesgo del sistema financiero dado una situación de estrés en el sector real, se calculó el indicador de riesgo condicional (CoVaR) propuesto por Adrian & Brunnermeier (2011). Este indicador ($Co(IEFIaR)$) presenta una relación contemporánea con el nivel de riesgo del sector real¹⁴, lo que indica que choques en este ultimo se transmiten de manera rápida en el desempeño del sistema financiero. Al observar la evolución de este indicador (Gráfico 2, panel A), vemos que este es levemente inferior al $IEFIaR^*$, lo que refleja un incremento en el nivel de riesgo del sistema financiero al considerar el riesgo del sector real.

Adicionalmente, se puede cuantificar la magnitud en la que se incrementa el riesgo del sistema financiero al considerar el del sector real, a través del $\Delta Co(IEFIaR)$. Como se puede apreciar, durante la crisis de los noventa esta medida se hace más negativa, lo que refleja una mayor transmisión del riesgo del sector real al sistema financiero. Por su parte, el indicador muestra que durante la reciente crisis el menor desempeño del sector real colombiano no se transmitió con la misma intensidad al sistema financiero que en la crisis de finales de los noventa.

¹⁴Esta relación se identifica a partir de diferentes estimaciones, dentro de las cuales el modelo con un choque contemporáneo es el que refleja la dinámica esperada por el indicador de riesgo del sistema financiero.

GRÁFICO 2: IEFiaR



Fuente: cálculos de los autores.

De la misma forma, se estimó el indicador de riesgo del sector real ($CPIBaR$), como el menor crecimiento de la economía que se puede presentar a un nivel de significancia del 5 %. De esta manera, mientras menor sea este indicador mayor es el riesgo de este sector. En el Gráfico 3 se presenta el crecimiento del PIB en Colombia entre 1997 y 2011, así como el $CPIBaR$ y el $Co(CPIBaR)$ (panel A), y la evolución del $\Delta Co(CPIBaR)$ (panel B). Al analizar la evolución del $CPIBaR$ se observa que este refleja adecuadamente los momentos de mayor estrés en la economía colombiana dentro del periodo analizado (la crisis de finales de los noventa y la reciente crisis internacional). Adicionalmente, a pesar de que durante el primer semestre de 2011 el crecimiento real anual del PIB presentó un incremento en comparación al registrado en el 2010, el $CPIBaR$ y el $Co(CPIBaR)$ reflejan un aumento en el riesgo para el sector real durante este periodo al exhibir una tendencia decreciente.

Asimismo, cuando se analiza el riesgo del sector real teniendo en cuenta el riesgo del sistema financiero ($Co(CPIBaR)$), se encuentra que las situaciones de estrés en el segundo se transmiten al sector real en aproximadamente un semestre¹⁵. De la misma manera, el $\Delta Co(CPIBaR)$ presenta valores negativos durante todo el periodo de análisis, lo que sugiere que al considerar una situación de estrés en el sistema financiero el riesgo estimado para el sector real se incrementa (Gráfico 3, panel B).

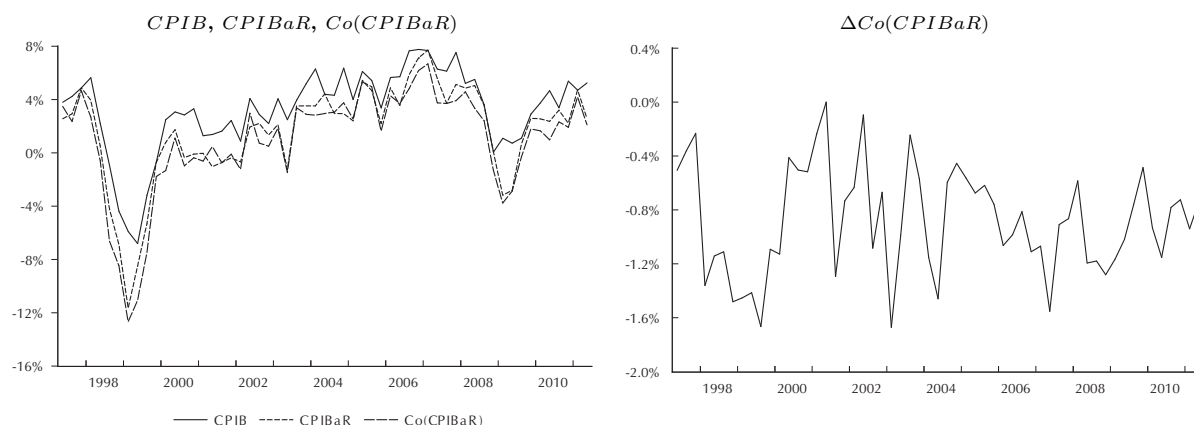
4.3. Prueba de desempeño de los indicadores de riesgo

Para evaluar el desempeño de los indicadores de riesgo estimados se realizó la prueba de *backtesting* de Christoffersen (1998), la cual verifica si el indicador de riesgo cumple con las condiciones de número de fallas esperadas, teniendo en consideración que estas pueden o no ser independientes. Los resultados del *test* para el $CPIBaR$ y el $IEFIaR^*$ se presentan en el Cuadro 2. Para los dos indicadores se encuentra que no es posible rechazar la hipótesis nula¹⁶, por lo que se puede afirmar que los indicadores de riesgo cumplen con las propiedades de fallas esperadas y pueden ser utilizados como una medida de riesgo adecuada.

¹⁵Esta relación se identifica a partir de diferentes estimaciones, dentro de las cuales el modelo con un choque rezagado de un semestre es el que refleja la dinámica esperada por el indicador de riesgo del sector real.

¹⁶Empleando un nivel de significancia del 1 %.

GRÁFICO 3: C.PIBaR



Fuente: cálculos de los autores.

CUADRO 2: Prueba de Backtesting

	CPIBaR	IEFIaR
Número de observaciones	60	60
Número de Fallas	6	5
Cuantil de estimación	0.05	0.05
LRcc	7.467	2.282
<i>p-valor</i>	0.0239	0.3195

Fuente: cálculos de los autores.

En resumen, los indicadores de riesgo estimados reflejan los periodos de estrés de los sectores analizados, así como un buen desempeño corroborado con la prueba de *backtesting*. Adicionalmente, el $\Delta Co(CPIBaR)$ y el $\Delta Co(IEFIaR)$ permiten observar la contribución en riesgo entre los sectores.

5. Conclusiones

En este documento se empleó el modelo FAVAR para identificar la dinámica existente entre el sector real y el sistema financiero en la economía colombiana. A través de ejercicios de impulso respuesta se verificó que el modelo estimado reproduce de manera adecuada la relación entre las diferentes variables empleadas. Los resultados reflejan que una desaceleración en el sector real tiene efectos significativos sobre la rentabilidad, la morosidad, el apalancamiento, entre otros indicadores del sistema financiero. Asimismo, un choque en el sector financiero produce una disminución en la dinámica de crecimiento del sector real. En particular, esto se observa en una reducción en el crecimiento del PIB, en el consumo de los hogares, en la inflación y un aumento en el desempleo.

Además de esto, se puede verificar el hecho de tomar el PIB e IEFI como indicadores líderes, ya que al realizar el ejercicio de impulsos respuesta por restricciones de signo, se observa que los efectos de una disminución en estas variables presentan los mismos resultados que choques al total del cada sector.

Adicionalmente, se empleó la metodología de regresión por cuantiles para estimar unos indicadores de riesgo para el sector real y el sistema financiero, considerando el comportamiento de diferentes variables de

la economía. Asimismo, se estimó la codependencia de riesgo empleando el indicador (*CoVaR*) propuesto por Adrian & Brunnermeier (2011). Los resultados muestran que los indicadores de riesgo reflejan las situaciones de estrés que se han presentado en el sector real y el financiero de la economía colombiana. Adicionalmente, por medio de pruebas *backtesting* se verificó la robustez de los resultados y se encontró que las medidas de riesgo son consistentes con los supuestos utilizados para su estimación.

Por su parte, se observó que la relación entre los riesgos se transmiten de forma diferente entre el sector real y el financiero. Por ejemplo, una situación de riesgo en el sector real se refleja contemporáneamente en el indicador de riesgo del sistema financiero, aunque de forma leve; mientras que si el sistema financiero está en riesgo este afecta el indicador de riesgo del sector real aproximadamente dos trimestres después.

De esta forma, en este documento se desarrolló un esquema en el cual se modela la dinámica de las principales variables de la economía, y que además sirve como base para la estimación de los indicadores de riesgo de cada sector, los cuales pueden ser actualizados fácilmente y permiten monitorear de una manera continua los niveles de riesgo del sector real y el financiero. A pesar de que se realizaron ejercicios de impulso respuesta no es posible cuantificar los efectos puntuales de los choques. De esta forma, se hace necesario trabajar en este sentido con el objetivo de realizar ejercicios de sensibilidad.

Referencias

- Adrian, T. & Brunnermeier, M. (2011), ‘Covar’, *Staff Reports, Federal Reserve Bank of New York* **No. 348**.
- Alves, I. (2004), ‘Sectoral fragility: factors and dynamics’, *Bank for International Settlements* **Vol. 22**, 450–480.
- Arias, M., Mendoza, J. & Perez-Reyna, D. (2010), ‘Applying *CoVaR* to measure systemic market risk’, *Banco de la República, Temas de Estabilidad Financiera* .
- Bernanke, B., Boivin, J. & Eliasziw, P. (2005), ‘Measuring the effects of monetary policy: A factor-augmented vector autoregressive (favar) approach’, *Quarterly Journal of Economics* **120**, 387–422.
- Carlin, B., Polson, N. & Stoffer, D. (1992), ‘A monte carlo approach to nonnormal and nonlinear state-space modeling’, *Journal of the American Statistical Association* **Vol. 87**(418), 841–862.
- Carter, C. & Kohn, P. (1994), ‘On gibbs sampling for state space models’, *Biometrika* **81-3**, 541–553.
- Chan-Lau, J. A. (2008), ‘Default risk codependence in the global financial system: Was the bear stearns bailout justified’, <http://www.bcentral.cl/conferencias-seminarios/seminarios/index.htm>. .
- Christoffersen, P. (1998), ‘Evaluating interval forecasts’, *International Economic Review* **Vol. 39**, 841–862.
- De Nicolò, G. & Luchetta, M. (2010), ‘Systemic risks and the macroeconomy’, *International Monetary Fund, Working paper WP/10/29*. .
- Gutiérrez, J. & Vásquez, D. (2008), ‘Un análisis de cointegración para el riesgo de crédito’, *Banco de la República, Temas de Estabilidad Financiera* .
- Hoggarth, G., Sorensen, S. & L., Z. (2005), ‘Stress tes of uk banks using var approach’, *Bank of England, Working Paper* **No. 282**.
- International Labour Organization (2010), ‘Global employment trends’, (*Washington: International Labour Organization*) .
- International Monetary Fund (2009), ‘Global economic outlook’, (*Washington: International Monetary Fund*) .
*<http://www.imf.org/external/pubs/ft/weo/2009/01/index.htm>
- International Monetary Fund (2010), ‘Global financial stability report’, (*Washington: International Monetary Fund*) .
- Koenker, R. & Bassett, G. (1978), ‘Regression quantiles’, *Econometrica* **Vol. 45**(1), 33–50.
- Melo, L., Parra, D. & Cabrera, W. (2011), ‘Efectos de la política monetaria en colombia bajo el enfoque de un modelo favar bayesiano’, *Mimeo* .
- Morales, M. & Estrada, D. (2010), ‘A financial stability index for colombia’, *Annals of Finance* **Vol. 6**(4), 555–581.

- Stock, J. & Watson, M. (2002), ‘Macroeconomic forecasting using diffusion indexes’, *Journal of Business and Economic Statistics* **20**(2), 147–62.
- Stock, J. & Watson, M. (2005), ‘Implications of dynamic factor models for var analysis’, *Macroeconomics and Reality, 25 Years Later* .
- Uhlig, H. (2005), ‘What are the effects of monetary policy on output? results from an agnostic identification procedure’, *Journal of Monetary Economics* **52**, 381–419.
- Wong, J., Choi, K. & Fong, T. (2005), ‘A framework for macro stress testing the credit risk of banks in hong kong’, *Hong Kong Monetary Authority Quarterly Bulletin* .

Apéndice A. Variables incluidas en el FAVAR

CUADRO 3: Lista de variables modelo de componentes principales

Sector	Variable
<i>Sistema financiero</i>	IEFI*
	Crecimiento real de la cartera bruta
	Indicador de mora
	Cartera improductiva sobre cartera total
	ROA
	ROE
	RPNC
	Fondos interbancarios sobre activos líquidos
	Pasivos líquidos sobre activos líquidos
	DTF
	Margen ex-post
	Tasa activa
	Tasa pasiva
	Apalancamiento
	IGBC
	TRM
	Base monetaria
	M1
	M2
<i>Sector real</i>	TIB
	Crecimiento real del PIB
	Consumo real de los hogares
	Gasto real del gobierno
	Crecimiento real de las exportaciones
	Crecimiento real de las importaciones
	π
	π alimentos
	π vivienda
	IPI
	IPVN
	Desempleo

Fuente: Superintendencia Financiera, Banco de la República, Bloomberg, DANE.

Apéndice B. Transformaciones aplicadas a las variable en niveles

CUADRO 4: Transformación de las variables

Variable	Transformación
IEFI*	Δ
Crecimiento real de la cartera bruta	Δ
Indicador de mora	Δ
Cartera improductiva sobre cartera total	Δ
ROA	Δ
ROE	Δ
RPNC	Δ
Fondos interbancarios sobre activos líquidos	Δ
Pasivos líquidos sobre activos líquidos	$\cdot$
DTF	Δ
Margen ex-post	Δ
Tasa activa	Δ
Tasa pasiva	Δ
Apalancamiento	Δ
IGBC	ΔLn
TRM	ΔLn
Base monetaria	ΔLn
M1	ΔLn
M2	ΔLn
TIB	Δ
Crecimiento real del PIB	Δ
Consumo real de los hogares	ΔLn
Gasto real del gobierno	Δ
Crecimiento real de las exportaciones	ΔLn
Crecimiento real de las importaciones	ΔLn
π	Δ
π alimentos	Δ
π vivienda	Δ
IPI	ΔLn
IPVN	ΔLn
Desempleo	Δ

$\cdot$ denota que no se realizó ninguna transformación.

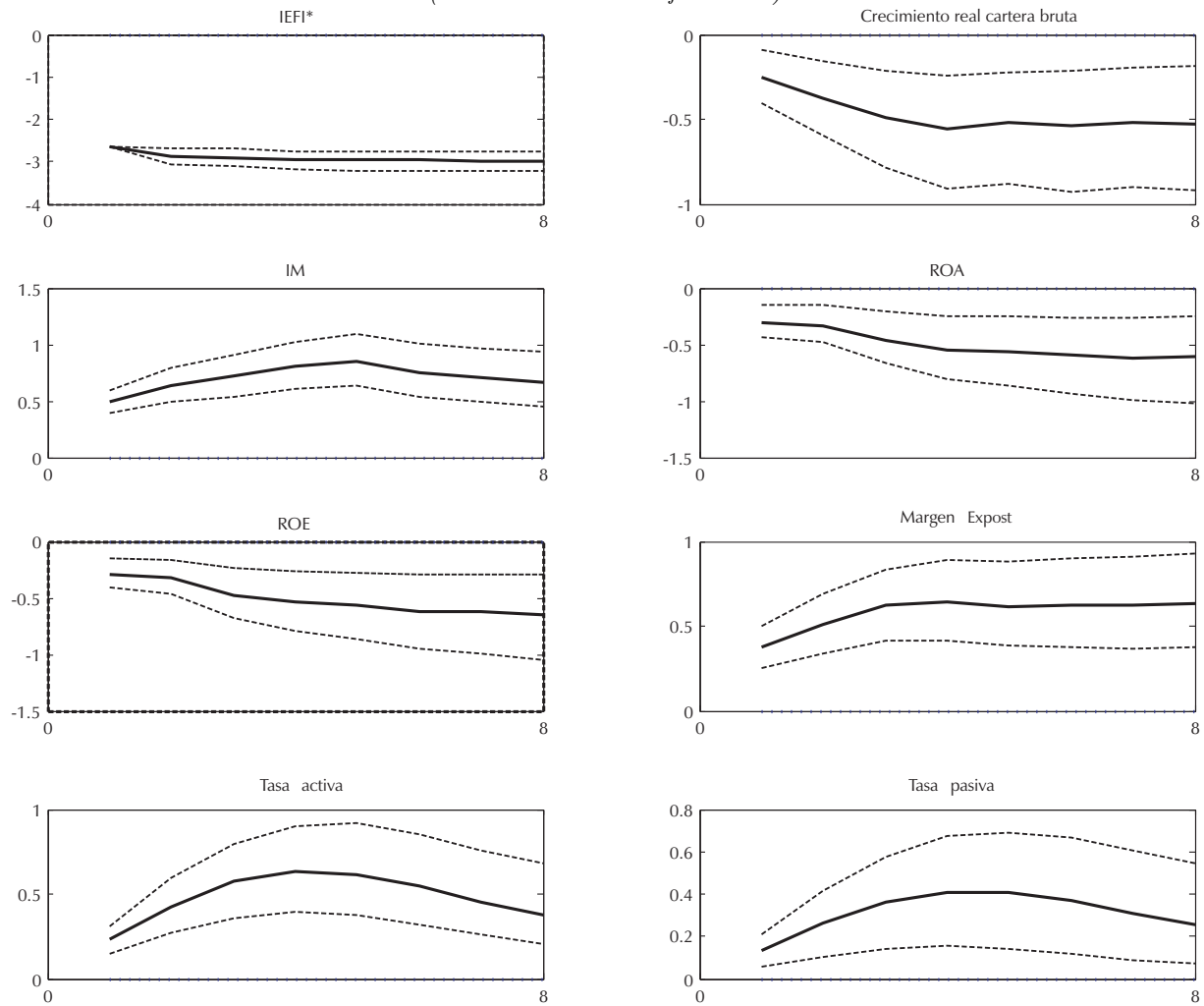
Δ denota primera diferencia.

ΔLn denota primera diferencia logarítmica.

Fuente: Superintendencia Financiera, Banco de la República, Bloomberg, DANE.

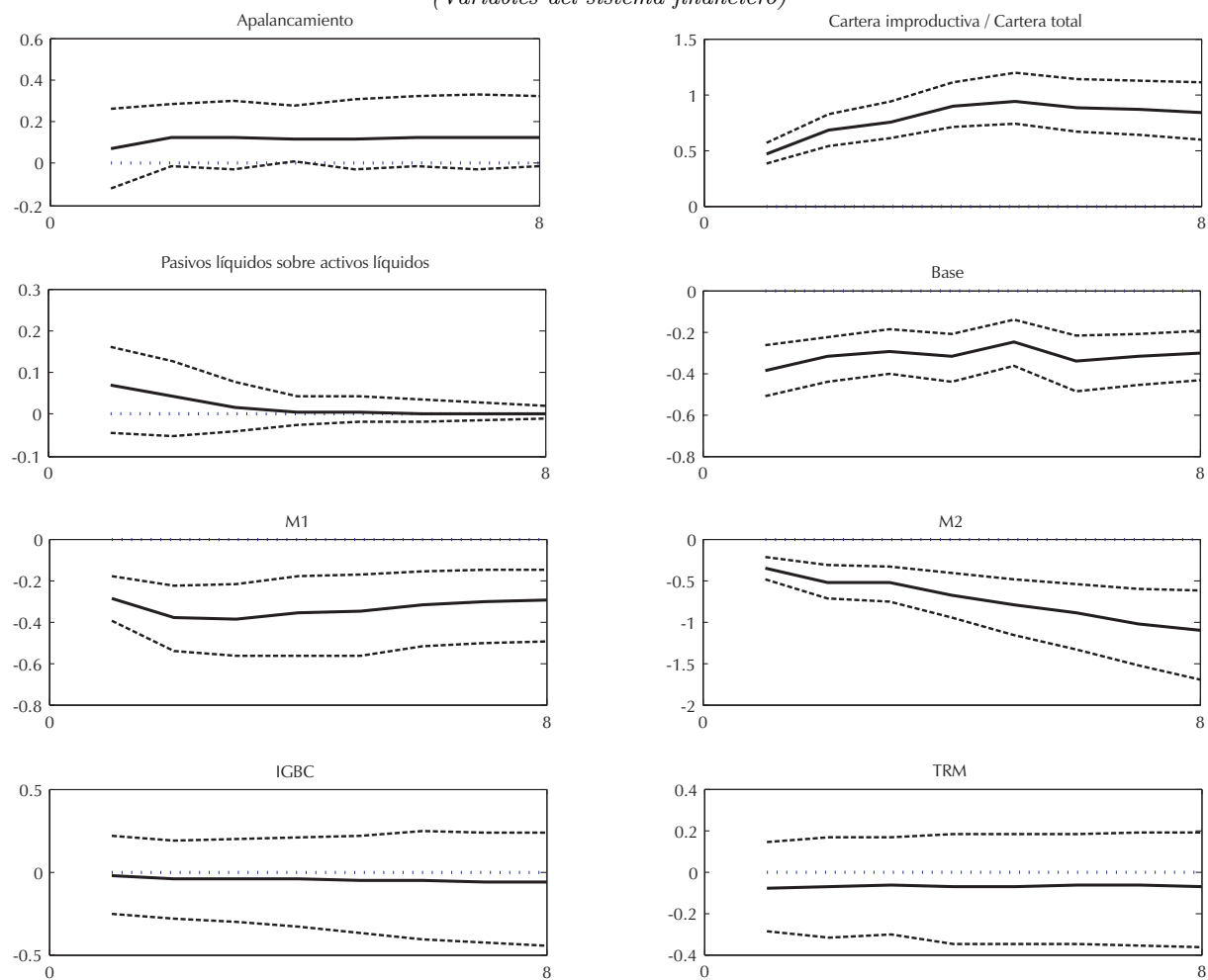
Apéndice C. Resultado de los ejercicios de impulso-respuesta

GRÁFICO 4: Impulso respuesta ante un choque en el sistema financiero (Cholesky)
(Variables del sistema financiero)



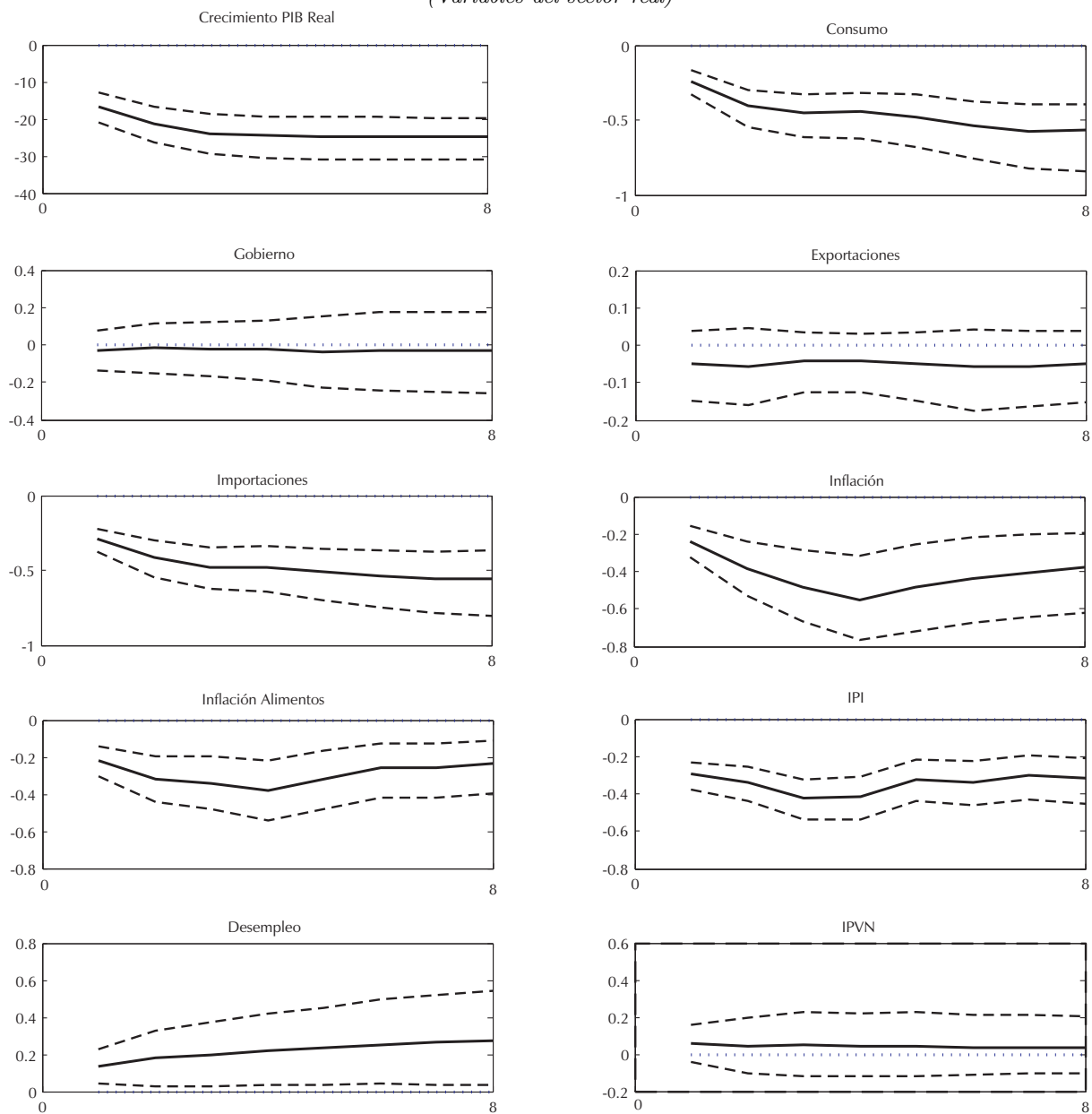
Fuente: cálculos de los autores.

Impulso respuesta ante un choque en el sistema financiero (Cholesky) (... continuación)
(Variables del sistema financiero)



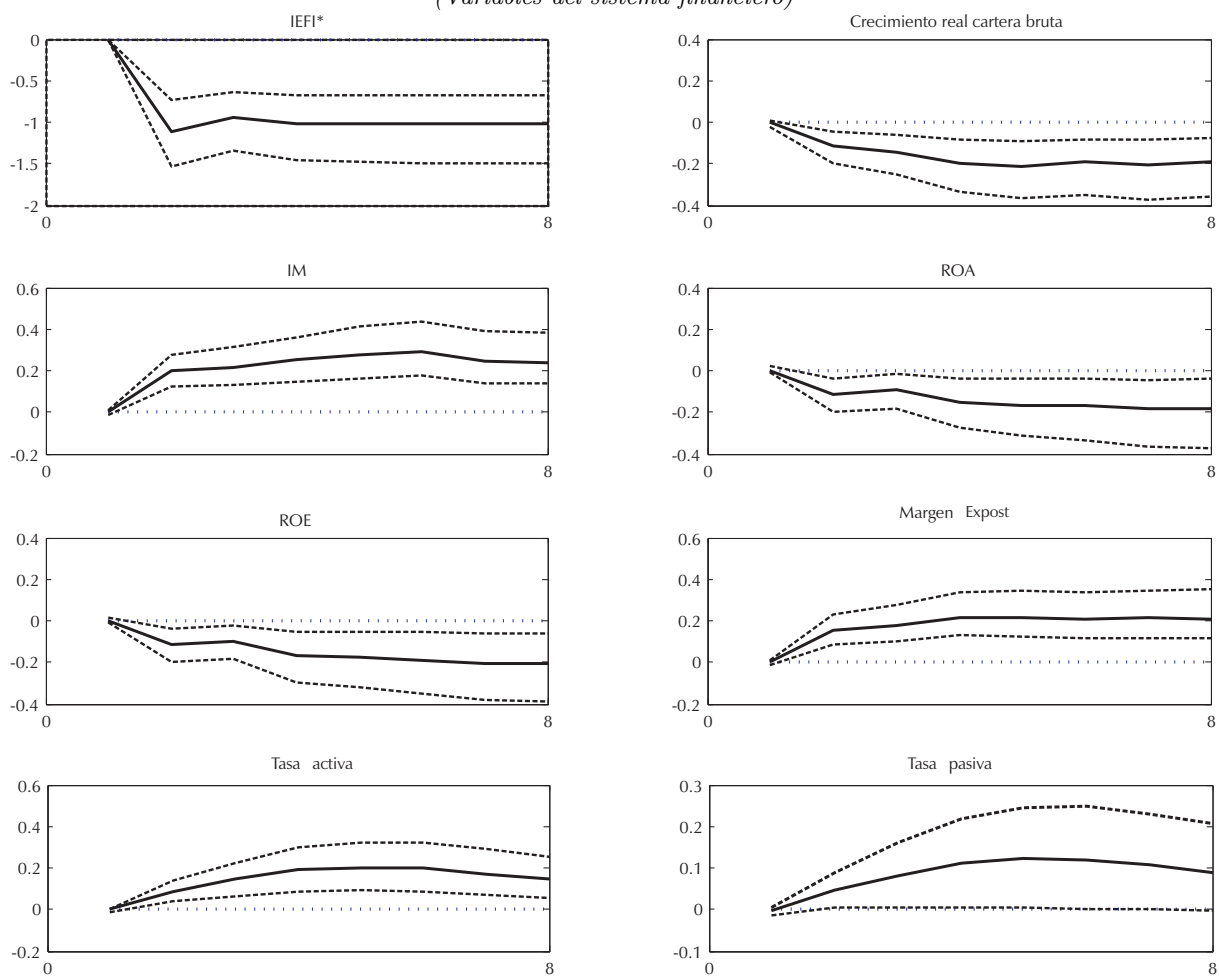
Fuente: cálculos de los autores.

Impulso respuesta ante un choque en el sistema financiero (Cholesky) (... continuación)
(Variables del sector real)



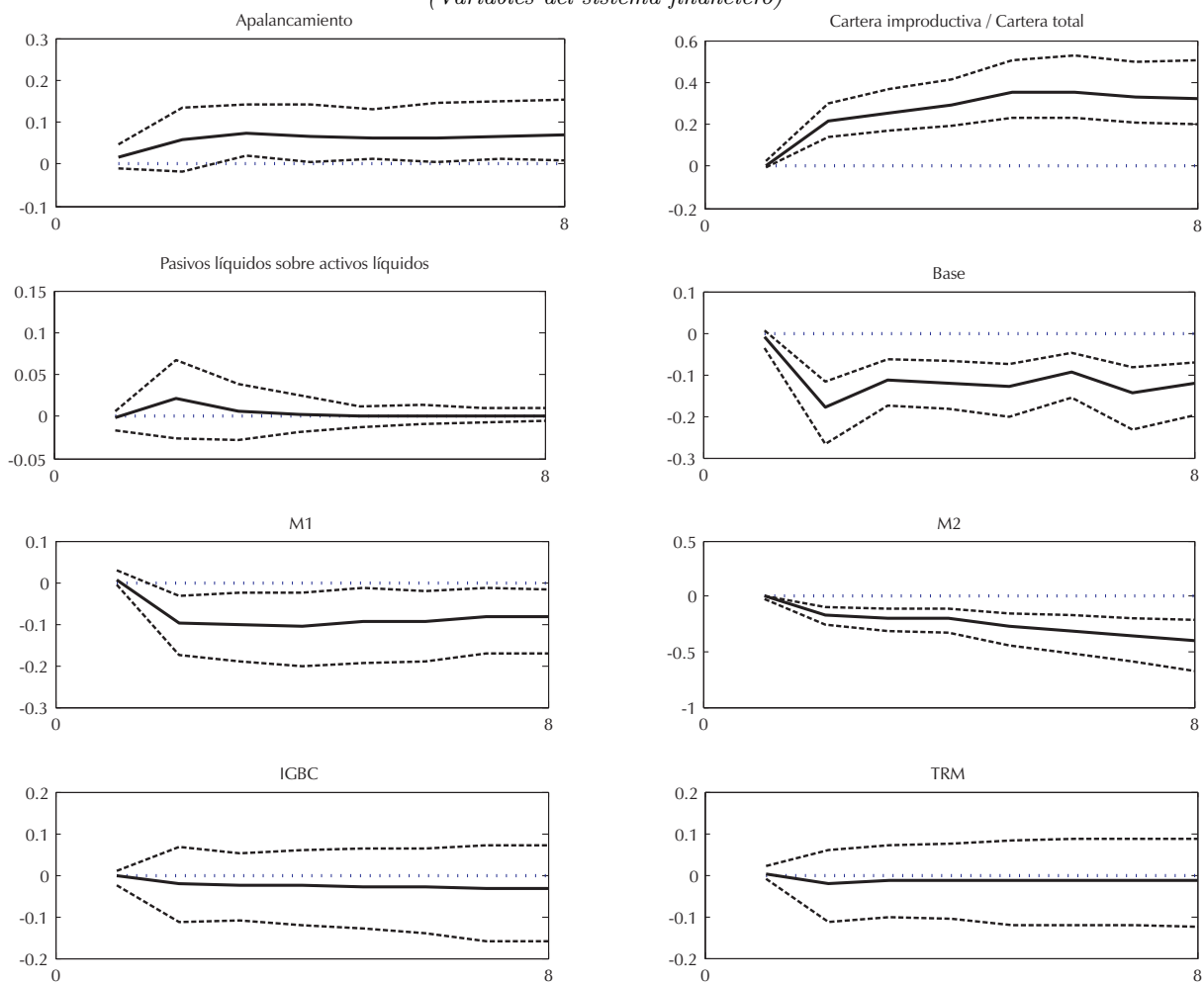
Fuente: cálculos de los autores.

GRÁFICO 5: Impulso respuesta ante un choque en el sector real (Cholesky)
(Variables del sistema financiero)



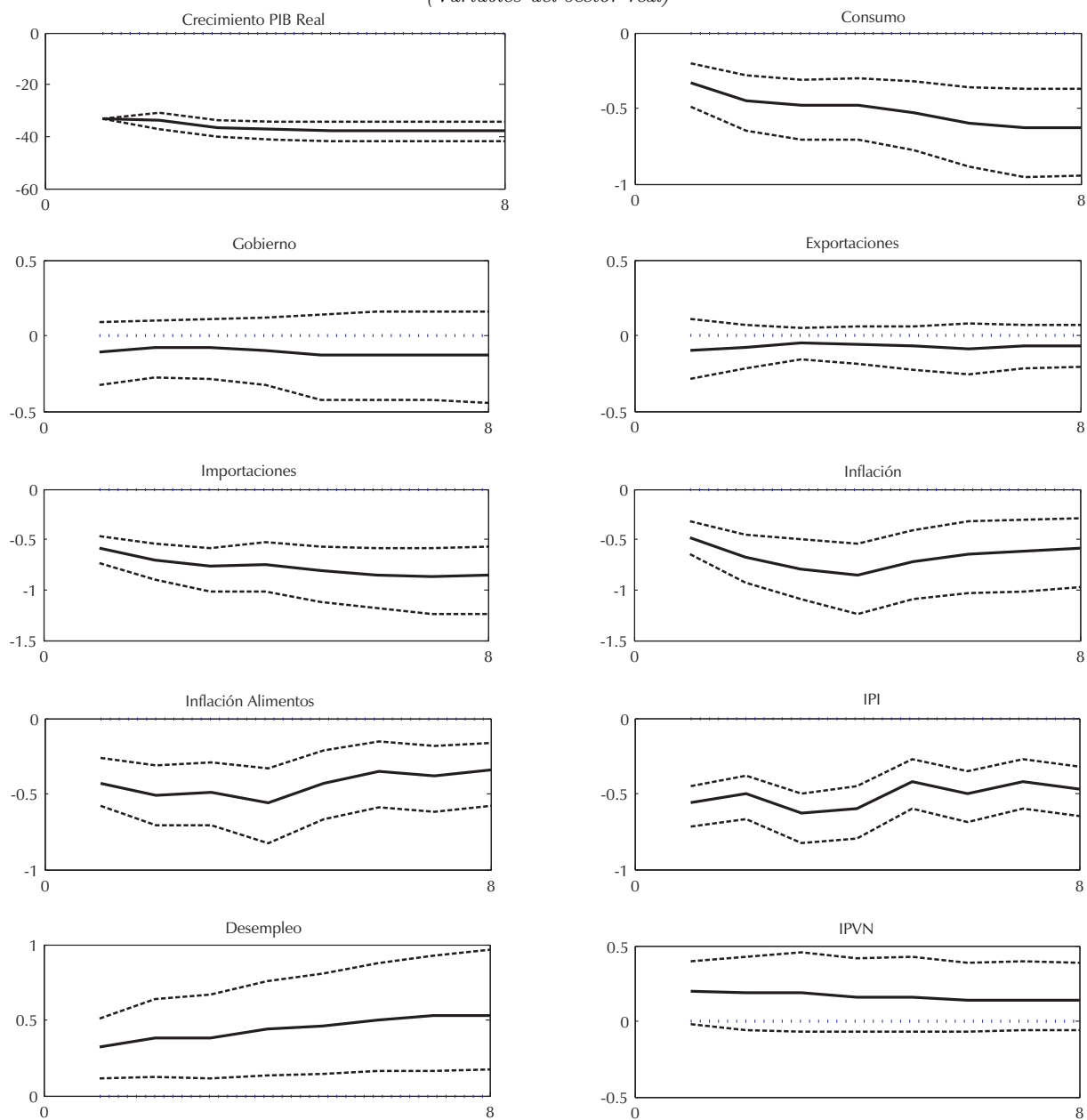
Fuente: cálculos de los autores.

Impulso respuesta ante un choque en el sector real (Cholesky) (... continuación)
(Variables del sistema financiero)



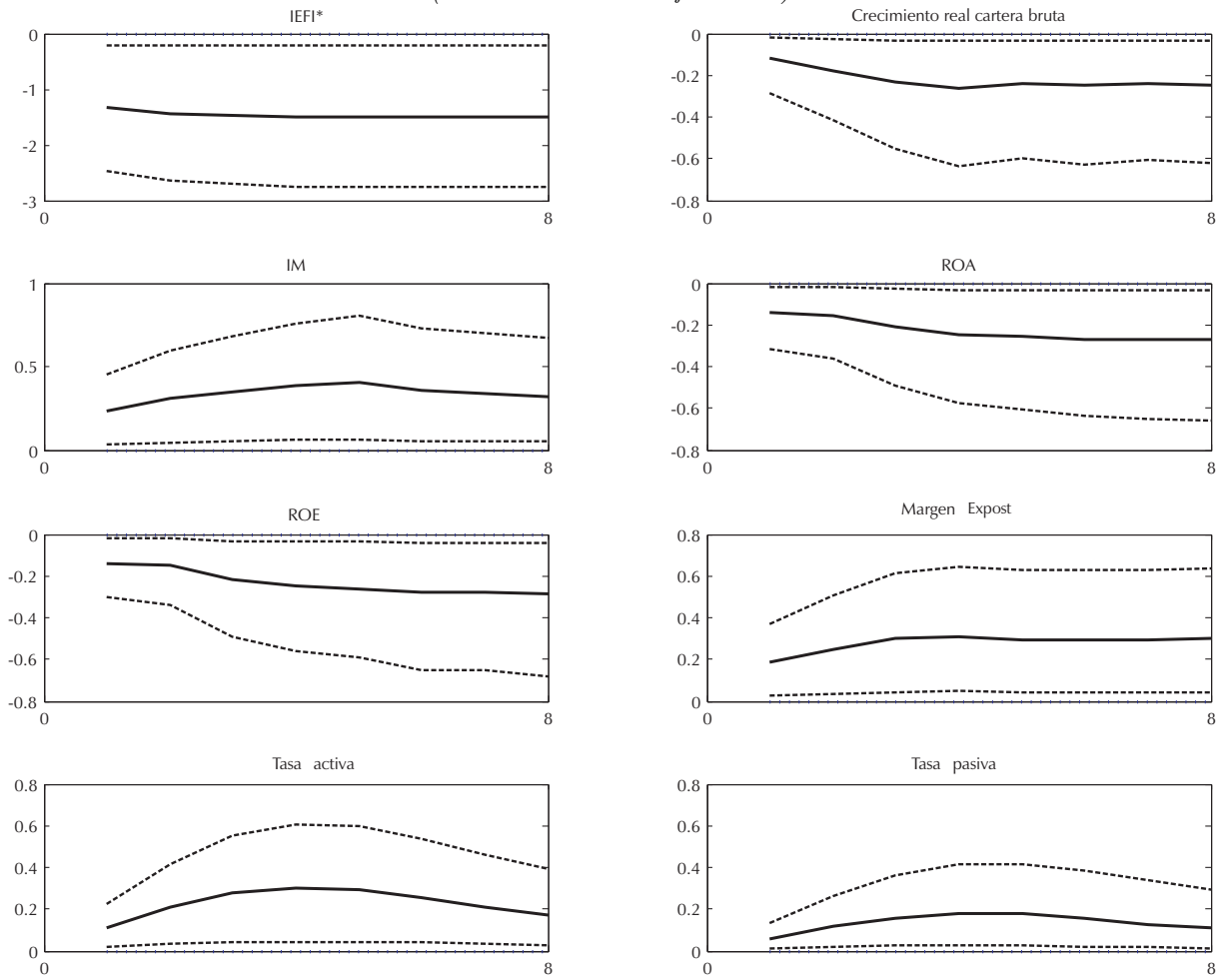
Fuente: cálculos de los autores.

Impulso respuesta ante un choque en el sector real (Cholesky) (... continuación)
(Variables del sector real)



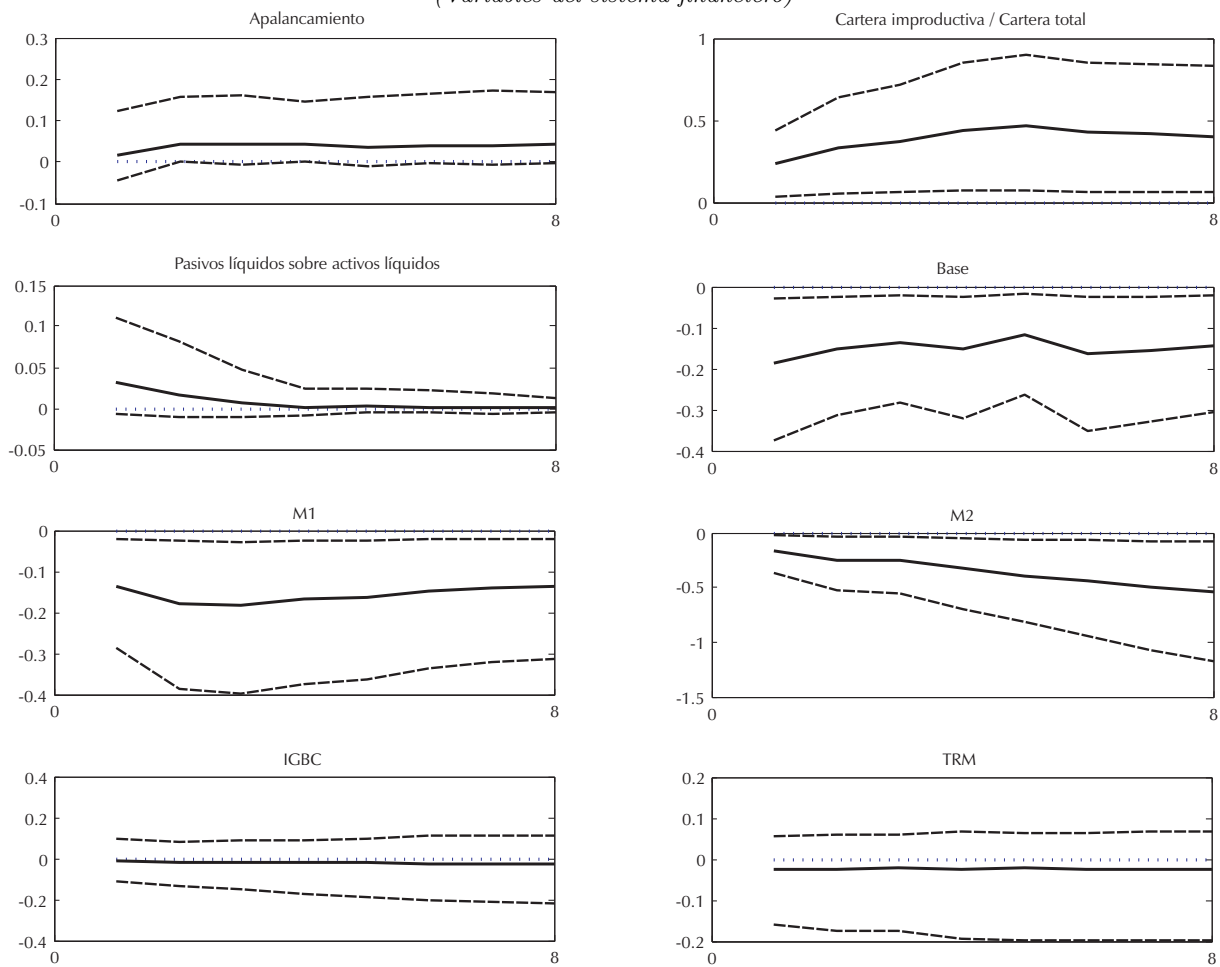
Fuente: cálculos de los autores.

GRÁFICO 6: Impulso respuesta ante un choque en el sistema financiero (Sign restriction)
(Variables del sistema financiero)



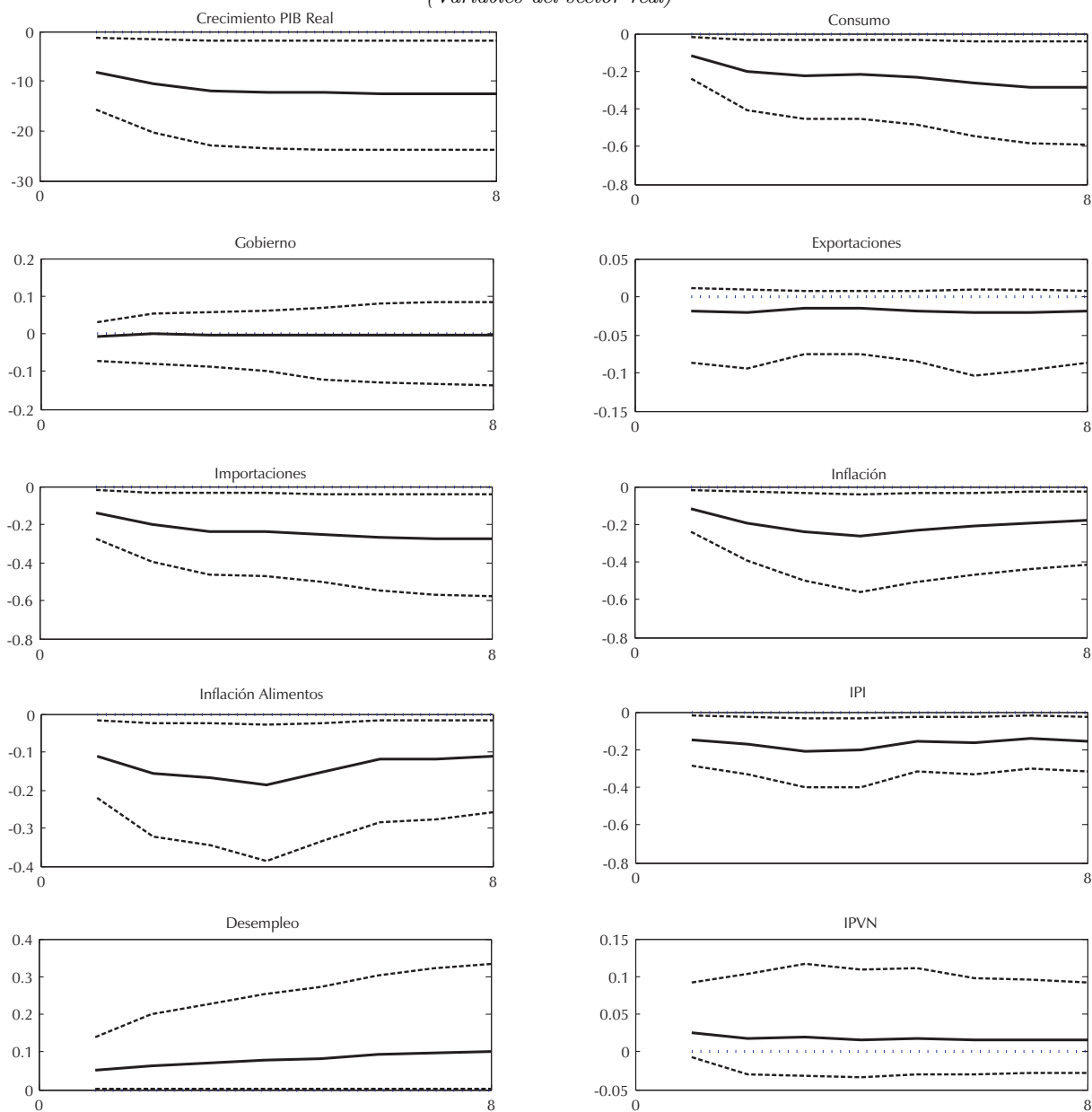
Fuente: cálculos de los autores.

Impulso respuesta ante un choque en el sistema financiero (Sign restriction) (... continuación)
(Variables del sistema financiero)



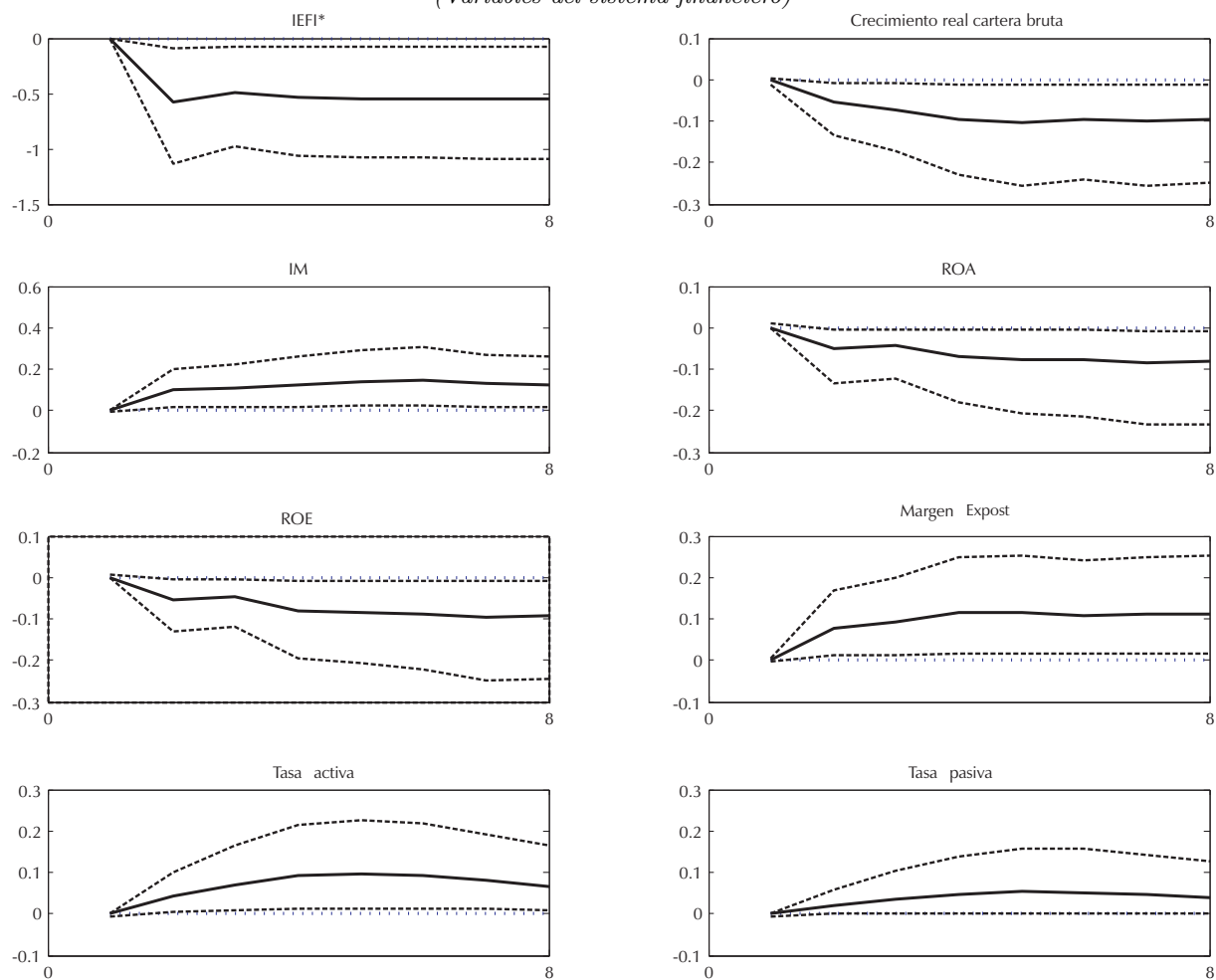
Fuente: cálculos de los autores.

Impulso respuesta ante un choque en el sistema financiero (Sign restriction) (... continuación)
(Variables del sector real)



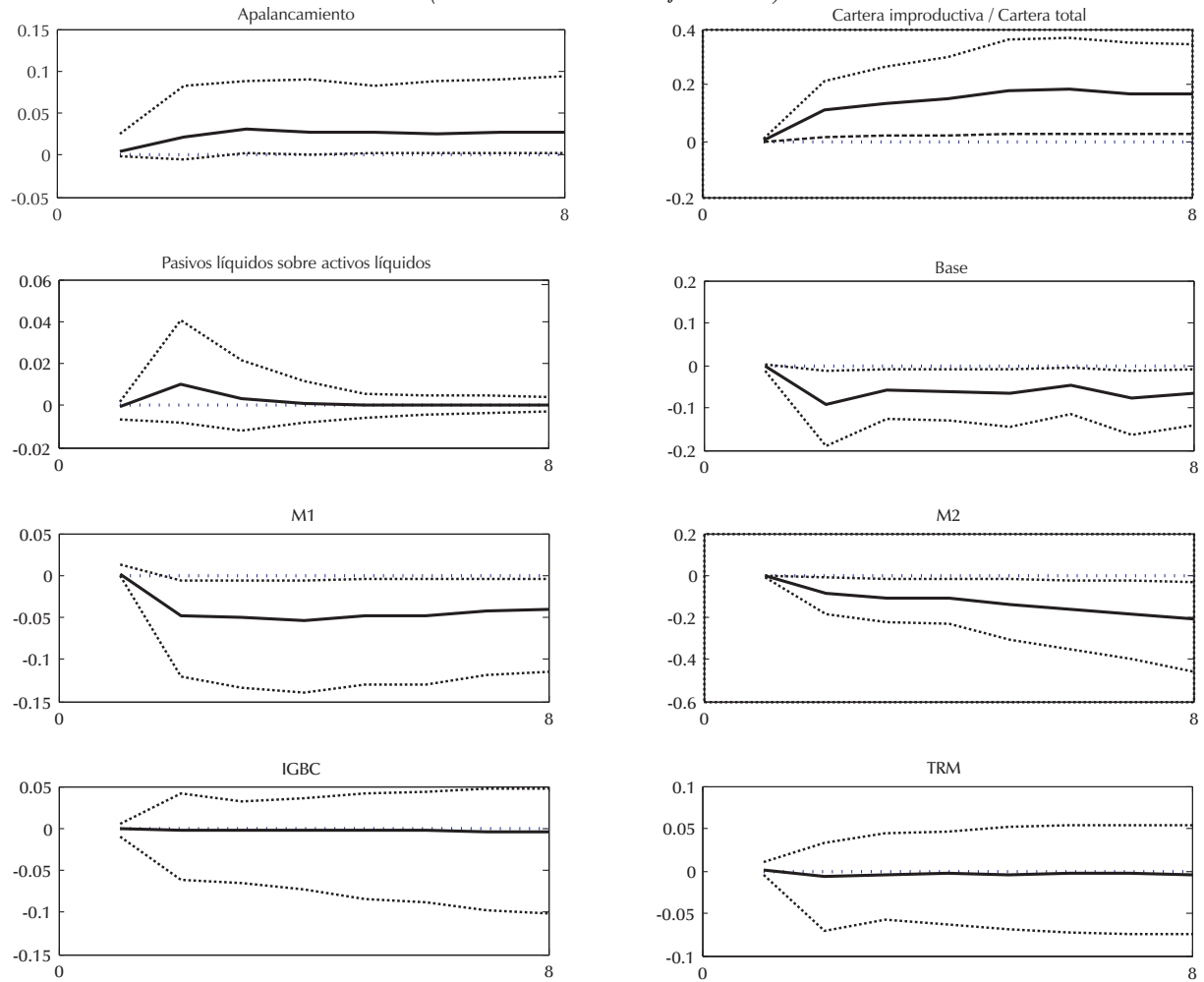
Fuente: cálculos de los autores.

GRÁFICO 7: Impulso respuesta ante un choque en el sector real (Sign restriction)
(Variables del sistema financiero)



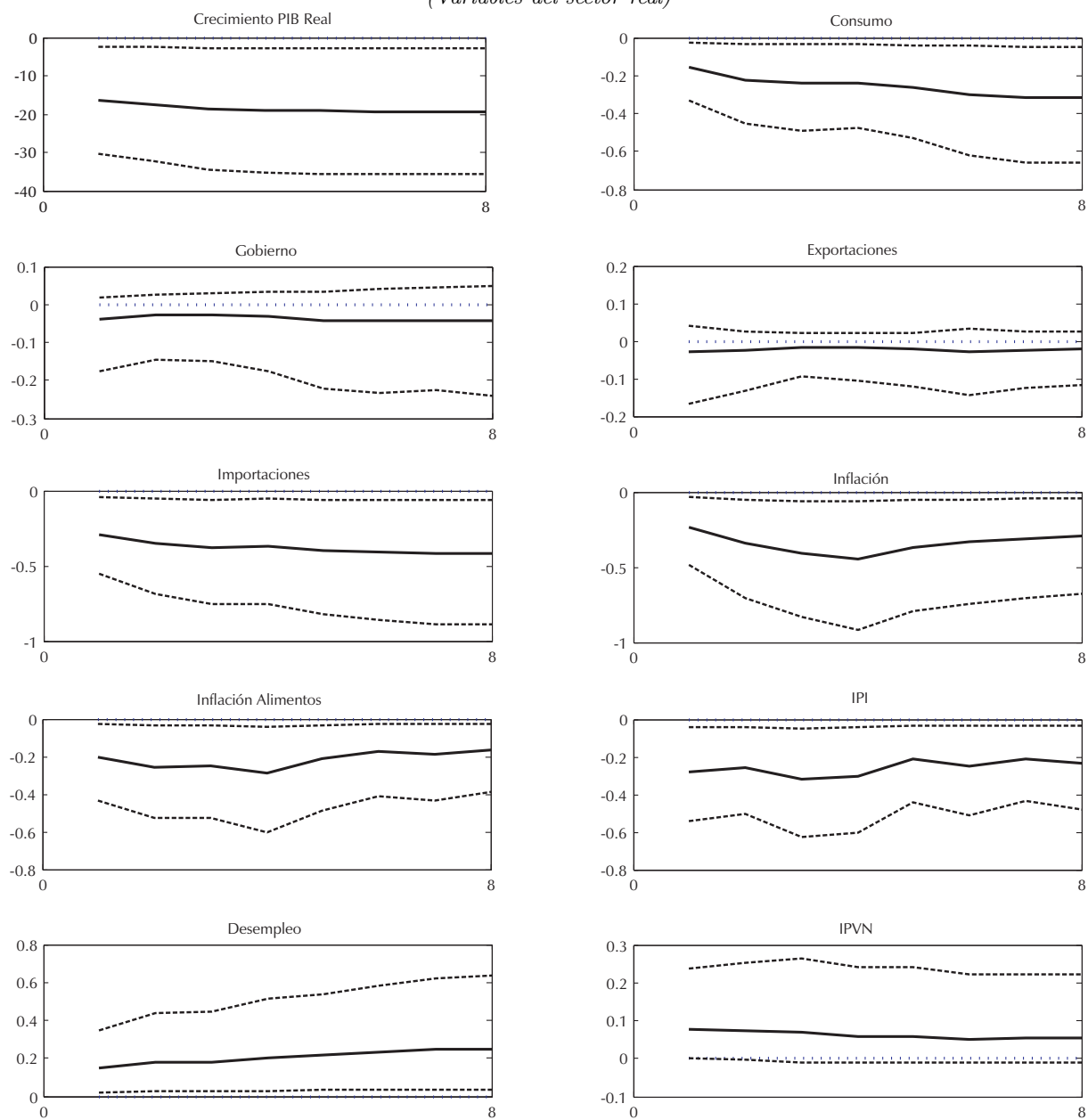
Fuente: cálculos de los autores.

Impulso respuesta ante un choque en el sector real (Sign restriction) (... continuación)
(Variables del sistema financiero)



Fuente: cálculos de los autores.

Impulso respuesta ante un choque en el sector real (Sign restriction) (... continuación)
(Variables del sector real)



Fuente: cálculos de los autores.