



Estimación de un Índice de Condiciones Financieras para el Perú

RAFAEL NIVÍN Y FERNANDO J. PÉREZ FORERO*

Se estima un Índice de condiciones financieras (ICF) para la economía peruana en el periodo comprendido entre 2004 y 2018. Para ello, se utiliza la metodología propuesta por Koop y Korobilis (2014), la cual emplea un modelo VAR aumentado por factores y que contiene parámetros que cambian en el tiempo (TVP-FAVAR). Así, esta metodología produce un indicador representativo de todas las variables relevantes para el sistema financiero y, dada su flexibilidad, también permite que las contribuciones de las variables incluidas en el modelo cambien a lo largo de la muestra. Utilizando este ICF se cuantifica la interrelación entre el sector real y financiero en la economía peruana, donde en particular se estima la reacción del índice estimado frente a distintos choques macroeconómicos y se estudia también el movimiento de este con el crecimiento del PBI. Posteriormente, se muestra la descomposición histórica estructural de dicho índice. La agenda futura se centra en evaluar en la capacidad predictiva de este ICF y también en su capacidad de convertirse en una mecanismo de alerta temprana (Gómez y Otros, 2011).

Palabras Clave : Condiciones Financieras, TVP-FAVAR, BVAR.

Clasificación JEL : C58, G10

Desde el año 2002 el Banco Central de Reserva del Perú (BCRP) pone en práctica el esquema de Metas Explícitas de Inflación (MEI), donde la meta actual es 1 %-3 % y donde el instrumento de política es la tasa de interés interbancaria. Así, las operaciones monetarias y cambiarias del BCRP se orientan a que dicha tasa de interés interbancaria se ubique sobre su nivel de referencia, el cual es consistente con la proyección de inflación de mediano plazo. Asimismo, debido a que el sistema financiero peruano cuenta con la particular característica de la dolarización financiera (de créditos y depósitos), es necesario tomar en cuenta también los riesgos macroeconómicos y financieros asociados a dicha dolarización, pues estos pueden comprometer la estabilidad del sistema financiero¹. Es por esta razón que el BCRP cuenta también

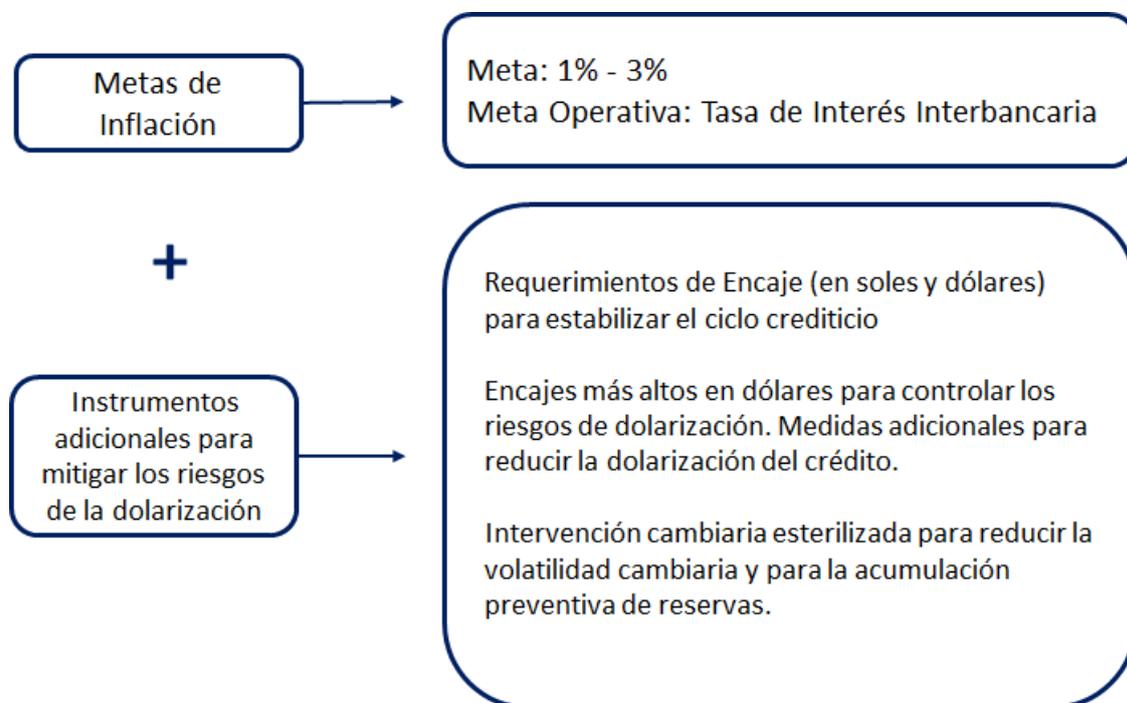
* Nivín: Jefe del Departamento de Investigación Financiera, Banco Central de Reserva del Perú (BCRP) (email: rafael.nivin@bcrp.gob.pe). Pérez: Jefe del Departamento del Programa Monetario, Banco Central de Reserva del Perú (BCRP) (email: fernando.perez@bcrp.gob.pe).

Los autores agradecen los comentarios de Paul Castillo, Rocío Gondo, Carlos Montoro, Youel Rojas, de los participantes del XXXVI Encuentro de Economistas del BCRP y de los participantes del seminario de investigación del BCRP.

¹ Hammond (2012) describe las prácticas estándares en materia de la implementación del esquema MEI. Asimismo, enfatiza que luego de la crisis financiera internacional de 2008 se tiene en cuenta el uso de instrumentos adicionales asociados al monitoreo de la estabilidad financiera dentro del esquema de política monetaria. Ver también el caso de América del Sur en Castillo y Otros (2018).

con instrumentos adicionales tales como las tasas de encaje en ambas monedas y la intervención cambiaria para reducir la volatilidad del tipo de cambio.

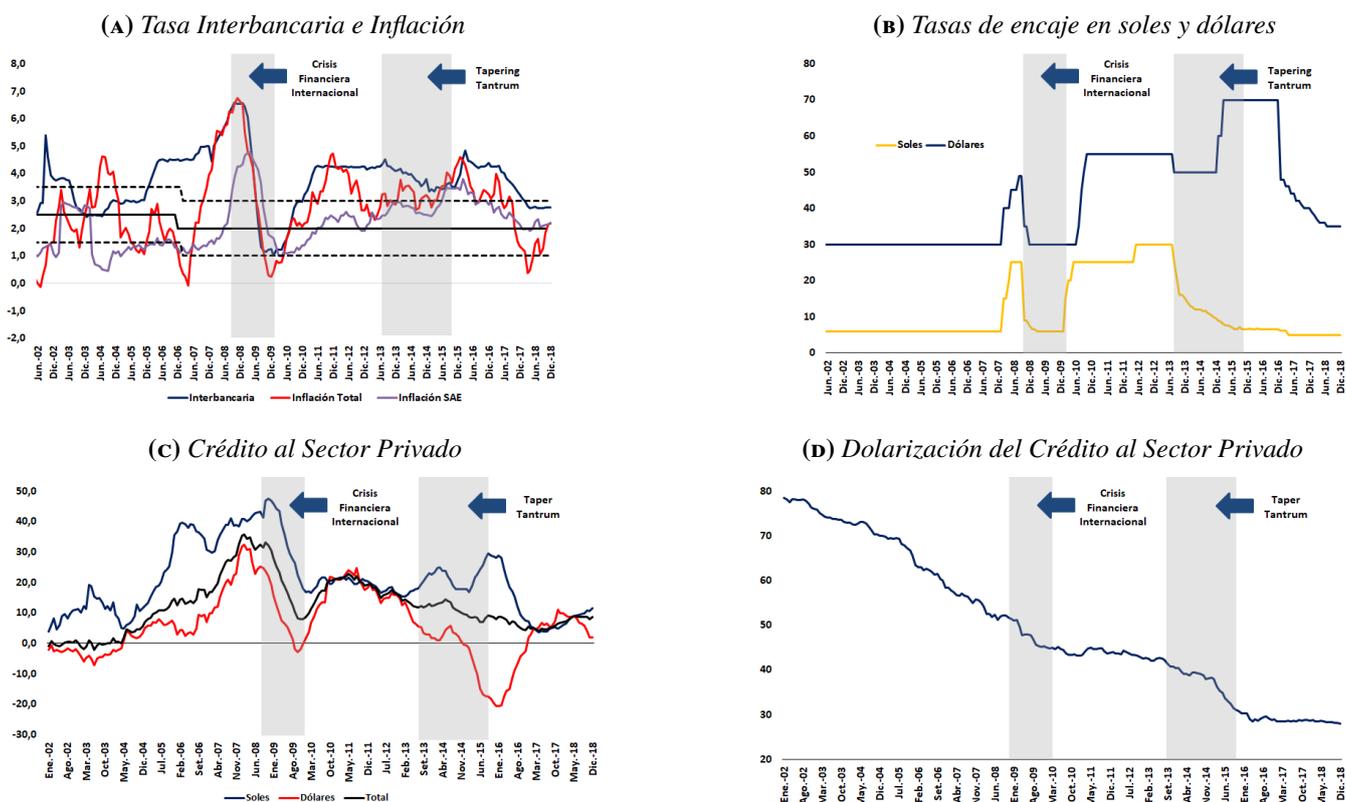
GRÁFICO 1. Esquema de Política Monetaria del BCRP (Armas y Otros, 2014)



El esquema MEI descrito (ver Gráfico 1) demanda entonces el seguimiento de los riesgos financieros (ver detalles adicionales en Armas y Otros (2014)), y por esta razón proponemos en este trabajo un Índice de Condiciones Financieras (ICF) estimado, el cual tiene el objetivo de resumir la información contenida en diversas variables financieras, de modo tal que sirva como una medición de la situación actual del sistema financiero (variable de estado) y como potencial variable de alerta temprana. En línea con lo anterior, es conveniente señalar que, en el marco en el que el BCRP ha venido implementando medidas para mitigar los riesgos asociados a la dolarización, la tasa de inflación se mantiene actualmente dentro del rango meta, la dolarización financiera se ha reducido significativamente en los últimos años, y la fijación de las tasas de encaje de manera cíclica han contribuido a regular el ciclo crediticio (ver Gráfico 2).

En este contexto, eventos tales como la crisis financiera internacional han evidenciado que los choques financieros, no necesariamente relacionados con las acciones de política monetaria, puede tener un impacto significativo sobre el sector real, y por ello existe la necesidad de monitorear las condiciones financieras de una economía. Hatzius y Otros (2010) señala que un ICF debe resumir la información contenida en distintas variables relacionadas a la situación actual y futura del sistema financiero. Idealmente, debería medir choques financieros (cambios exógenos en las condiciones financieras), los cuales pueden afectar la evolución futura de la actividad económica y de la inflación. De otro lado, la importancia de un ICF recae también en su potencial uso como mecanismo de alerta temprana (Gómez y Otros, 2011).

En este trabajo se estima un ICF para la economía peruana utilizando un modelo VAR aumentado por factores y con parámetros que cambian en el tiempo (TVP-FAVAR) propuesto por Koop y Korobilis (2014). El propósito es contar con una herramienta útil que resuma las condiciones financieras de la economía peruana, y cuyas fluctuaciones puedan servir para alertar sobre potenciales riesgos asociados a la estabilidad del sistema financiero (Riesgo sistémico). La estimación señala que las condiciones financieras en el Perú se endurecieron durante los episodios de Crisis Financiera Internacional (2008-2009) y de *Tapering* (2013-2015), los cuales están asociados a una fuerte depreciación del sol. Por otro

GRÁFICO 2. Política Monetaria y Dolarización Financiera en el Perú

lado, en la actualidad la posición expansiva de la política monetaria y la reducción de los encajes han contribuido a flexibilizar las condiciones financieras domésticas.

Asimismo, se estudia la respuesta sistemática del ICF ante la ocurrencia de distintos choques macroeconómicos, resaltando el rol que cumple éste índice en la amplificación y propagación de estos choques. Para ello, se estima un modelo de Vectores Autorregresivos (VAR) utilizando el índice estimado junto con variables macroeconómicas relevantes, y se identifican los choques estructurales asociados tanto a la política monetaria como a la macroprudencial, junto con el resto de choques macroeconómicos que suelen estar presentes en la economía agregada. Posteriormente, se estudia la descomposición histórica del índice estimado para el periodo 2004-2018. Se encuentra que la política monetaria y de encajes del BCRP contribuye significativamente a la evolución de dichas condiciones financieras. Esto es, una elevación (reducción) de la tasa de interés de política y de los encajes contribuye a endurecer (flexibilizar) las condiciones financieras domésticas.

Cabe señalar que este trabajo está en línea con el capítulo 3 de [Fondo Monetario Internacional \(2017\)](#), en donde se especifican las variables principales que se utilizan para obtener este ICF en el caso de economías avanzadas y otras economías emergentes. En nuestro caso, la estimación propuesta difiere de dicho trabajo, en la medida en que se controla también por variables financieras que capturan el efecto de la dolarización financiera.

El documento está organizado de la siguiente manera: la sección 1 describe la metodología empleada en el ejercicio empírico, la sección 2 detalla los datos utilizados, la sección 3 expone los principales resultados del ejercicio y la sección 4 presenta las conclusiones del trabajo.

1. METODOLOGÍA

1.1. MODELO TVP-FAVAR

Siguiendo a [Koop y Korobilis \(2014\)](#), sea x_t ($t = 1, \dots, T$) un vector $n \times 1$ de variables financieras. Sea y_t un vector $s \times 1$ de variables macroeconómicas, que influyen indicadores de actividad económica, inflación e instrumentos de política (tasa de interés de referencia y requerimientos de encaje, así como la exposición a factores externos, tales como el tipo de cambio y los precios de exportaciones e importaciones, los cuales son medidos a través de los términos de intercambio).

El modelo TVP-FAVAR con p rezagos tiene la siguiente representación:

$$x_t = \lambda_t^y y_t + \lambda_t^f f_t + u_t. \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} y_t \\ f_t \end{bmatrix} = c_t + B_{t,1} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ f_{t-1} \end{bmatrix} + \dots + B_{t,p} \begin{bmatrix} y_{t-p} \\ f_{t-p} \end{bmatrix} + \varepsilon_t. \quad (2)$$

Donde λ_t^y son los coeficientes del modelo, λ_t^f son los ‘loadings’ del factor común, f_t es el factor latente interpretado con el ICF, c_t es un vector de interceptos, $(B_{t,1}, \dots, B_{t,p})$ son los coeficientes del modelo de vectores autorregresivos, y u_t y ε_t son perturbaciones normalmente distribuidas con media cero y matrices de covarianzas que cambian en el tiempo V_t y Q_t , respectivamente. En particular la primera ecuación del modelo permite purgar las variables financieras de aquellos movimientos que son endógenos al ciclo económico, con lo que el factor común que resulta de la estimación estaría midiendo eventos propios al sector financiero.

El modelo es lo suficientemente flexible en tanto que permite que todos los parámetros tengan diferentes valores en cada periodo t y permite capturar quiebres estructurales. Este supuesto es de vital importancia debido a que la literatura encuentra numerosa evidencia sobre la variabilidad de los *loadings* y de las covarianzas en modelos de factores que utilizan variables macroeconómicas y financieras, como ha sido sugerido por [Banerjee y Otros \(2008\)](#), [Breitung y Eickmeier \(2011\)](#) y [Bates y Otros \(2013\)](#). Asimismo, la especificación de espacio estados permite identificar correctamente el ICF, aislando su evolución de los efectos de las condiciones macroeconómicas.

Para completar la estructura del modelo, necesitamos definir la dinámica de los parámetros variantes en el tiempo. Sea el vector de *loading* $\lambda_t = (\lambda_t^{y'}, \lambda_t^{f'})'$ y los coeficientes del modelo VAR $\beta_t = (c_t', \text{vec}(B_{t,1})', \dots, \text{vec}(B_{t,p})')'$, los cuales siguen un proceso de camino aleatorio (*random walk*):

$$\lambda_t = \lambda_{t-1} + v_t. \quad (3)$$

$$\beta_t = \beta_{t-1} + \eta_t. \quad (4)$$

donde $v_t \sim \mathcal{N}(0, W_t)$ y $\eta_t \sim \mathcal{N}(0, R_t)$.

Para estimar este modelo se utiliza un algoritmo que permite simplificar la estimación del ICF. Para tal

fin, Koop y Korobilis (2013) and Doz y Otros (2011) combinan las ideas de dos métodos, i) *variance discounting* y ii) el Filtro de Kalman, para obtener resultados analíticos de la distribución posterior de la variable latente (f_t) y para los parámetros variantes en el tiempo $\theta_t = (\lambda_t, \beta_t)$.

Por su parte, las matrices de varianza-covarianzas de los errores (V_t, Q_t, W_t, R_t) son estimados recursivamente usando el método de *variance discounting*: Para V_t y Q_t se utiliza el modelo EWMA (*decay factors*), mientras que las matrices de varianza-covarianza W_t y R_t se estiman con métodos de tipo *forgetting factors*.

Por lo tanto, para estimar el modelo TVP-FAVAR procedemos a implementar el siguiente algoritmo:

- 1 (a) Se fijan valores para todos los parámetros $\lambda_0, \beta_0, f_0, V_0, Q_0$
(b) Se obtiene un factor \tilde{f} estimado vía componentes principales.
- 2 Se estiman los parámetros θ_t dado \tilde{f}
(a) Se estima V_t, Q_t, R_t y W_t usando *variance discounting*
(b) Se estima λ_t y β_t dado (V_t, Q_t, R_t, W_t) usando el *Filtro de Kalman*.
- 3 Estimar el factor f_t dado θ_t usando *Filtro de Kalman*.

La identificación del modelo FAVAR se alcanza de forma convencional al restringir la matriz V_t para que sea diagonal. Esto asegura la identificación, ya que el factor f_t captura solo movimientos comunes a las variables financieras, x_t , luego de quitar el efecto de las variables macroeconómicas.

Las distribuciones iniciales fueron elegidas del tipo no informativo (*Minnesota priors* para β_0), mientras que los parámetros de las matrices de varianza-covarianza (*variance discounting*) han sido fijados en 0.99.

1.2. MODELO BVAR ESTRUCTURAL

Especificación

Naturalmente, el ICF responde a diferentes choques estructurales presentes en la economía agregada. Es por esta razón que, una vez estimado el ICF utilizando la metodología descrita previamente, se procede a evaluar la interrelación entre dicho ICF y las condiciones macroeconómicas y los instrumentos de política mediante un modelo de vectores autorregresivos. Sea el modelo VAR(p) estructural, donde $p \geq 1$:

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{c} + \Phi_1 \mathbf{Y}_{t-1} + \dots + \Phi_p \mathbf{Y}_{t-p} + \mathbf{A}_0^{-1} \varepsilon_t. \quad (5)$$

Donde $\mathbf{Y}_t (N \times 1)$, $\varepsilon_t \sim i.i.d. \mathcal{N}(\mathbf{0}, I_N)$

En esta especificación, el vector \mathbf{Y}_t incluye las variables macroeconómicas utilizadas en el apartado anterior y también el ICF (factor f_t). Así, se estima este modelo a través de métodos bayesianos de Markov Chain Monte Carlo (MCMC), se utiliza la estrategia de identificación de restricciones de corto plazo (*Cholesky*) para obtener la matriz \mathbf{A}_0 y se construyen los intervalos de confianza de las funciones de impulso respuesta utilizando los resultados de la simulación.

La forma reducida de (5) es re-expresada como un modelo de regresión lineal, donde definimos $\mathbf{U}_t \equiv \mathbf{A}_0^{-1} \varepsilon_t$:

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{B}\mathbf{X}_t + \mathbf{U}_t \text{ for } t = p + 1, \dots, T; \quad (6)$$

donde $\mathbf{X}_t = (1, \mathbf{Y}'_{t-1}, \dots, \mathbf{Y}'_{t-p})'$, \mathbf{B} contiene a los coeficientes de la forma reducida (6). Asimismo, denotamos Σ como la matriz de covarianzas de los residuos \mathbf{U}_t , la cual servirá para obtener la matriz \mathbf{A}_0 , es decir $\mathbf{U}_t \sim i.i.d.N(\mathbf{0}, \Sigma)$, tal que $\Sigma = \mathbf{A}_0^{-1} \mathbf{A}_0^{-1'}$.

En este contexto, es conveniente re-escribir el modelo anterior (6) siguiendo el esquema SUR (Koop y Korobilis, 2010):

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{Z}_t \beta + \mathbf{U}_t. \quad (7)$$

donde $\beta = \text{vec}(\mathbf{B})$ y $\mathbf{Z}_t = (I_K \otimes \mathbf{X}_t)$.

Distribución posterior

En cuanto a la estimación bayesiana, asumiremos una distribución independiente para:

$$p(\beta, \Sigma^{-1}) = p(\beta) p(\Sigma^{-1}).$$

tal que sea Normal-Wishart, por ello:

$$\beta \sim \mathcal{N}(\underline{\beta}, \underline{V}) \quad (8)$$

$$\Sigma^{-1} \sim W(\underline{S}^{-1}, \underline{\nu}). \quad (9)$$

donde $(\underline{\beta}, \underline{V}, \underline{S}^{-1}, \underline{\nu})$ son los hiper-parámetros de la distribución *a priori*. En particular, asumimos que:

$$\underline{\beta} = \mathbf{0}_{K \times 1}.$$

$$\underline{S} = \underline{h} \times I_n.$$

$$\underline{\nu} = K + 1.$$

con $\underline{h} = 1$ y donde K es el número de variables. Asimismo, la matriz de covarianzas \underline{V} toma la forma típica asociada al prior de Minnesota (Litterman, 1986), es decir $\underline{V} = \text{diag}(V_{ij,l})$ tal que:

$$V_{ij,l} = \begin{cases} \frac{\phi_0}{l\phi_3} & , i = j \\ \frac{\phi_0\phi_1}{l\phi_3} \left(\frac{\widehat{\sigma}_j^2}{\widehat{\sigma}_i^2} \right) & , i \neq j \\ \phi_0\phi_2 & , \text{exógena.} \end{cases}$$

donde:

$$i, j \in \{1, \dots, K\} \text{ y } l = 1, \dots, p.$$

En este caso, $\widehat{\sigma}_j^2$ es la varianza de los residuos que se obtienen luego de estimar un modelo $AR(p)$ para cada variable $j \in \{1, \dots, K\}$ y se asume que $\phi_0 = 0,2$, $\phi_1 = 0,5$, $\phi_2 = 1$, $\phi_3 = 2$, similar a lo sugerido por Doan y Otros (1984)². En particular, ϕ_0 representa la precisión agregada de esta distribución del vector de parámetros β , ϕ_1 establece la diferencia entre coeficientes de rezagos propios y de rezagos de otras variables, ϕ_2 le asigna un peso a las variables exógenas (en este caso el intercepto) y ϕ_3 es el parámetro de encogimiento de la varianza para los coeficientes relacionados con los rezagos de orden superior a 1.

Como resultado de lo anterior, la distribución posterior de β viene dada por:

$$\beta \mid Y^T, \Sigma^{-1} \sim N(\bar{\beta}, \bar{V}). \quad (10)$$

donde:

$$\bar{V} = \left[\underline{V}^{-1} + \sum_{t=p+1}^T \mathbf{Z}'_t \Sigma^{-1} \mathbf{Z}_t \right]^{-1}. \quad (11)$$

y

$$\bar{\beta} = \bar{V} \left[\underline{V}^{-1} \underline{\beta} + \sum_{t=p+1}^T \mathbf{Z}'_t \Sigma^{-1} \mathbf{Y}_t \right]. \quad (12)$$

En el caso de Σ , la distribución posterior viene dada por:

$$\Sigma^{-1} \mid Y^T, \beta \sim W(\bar{S}^{-1}, \bar{v}). \quad (13)$$

donde:

$$\bar{S} = \underline{S} + \sum_{t=p+1}^T (\mathbf{Y}_t - \mathbf{Z}_t \beta) (\mathbf{Y}_t - \mathbf{Z}_t \beta)'. \quad (14)$$

$$\bar{v} = T + \underline{v}. \quad (15)$$

² Por simplicidad se adoptó esta configuración de hiper-párametros. Naturalmente, ello se podría extender al caso en el que se consideren parámetros tal que se maximice la densidad marginal del modelo (Dieppe y Otros, 2016).

2. DATOS UTILIZADOS Y ESTIMACIÓN

2.1. DATOS

Con respecto a los datos utilizados, para x_t se utilizaron datos de 22 variables financieras para el período comprendido entre enero de 2004 hasta diciembre de 2018, las cuales cubren precios de activos, crédito y apalancamiento, prima por riesgo, entre otros. Las variables macroeconómicas en y_t corresponden a los precios de exportación, el nivel de precios, el PBI real, el tipo de cambio (S/ por USD), la tasa de interés de referencia y la tasas de encaje en soles y dólares. Todas las variables fueron transformadas según lo indicado en el Cuadro 1, de manera que éstas sean estacionarias al ser introducidas al modelo. Adicionalmente, siguiendo a [Hatzius y Otros \(2010\)](#) las variables fueron estandarizadas en escala y nivel, en línea con el uso de modelos de factores dinámicos ([Stock y Watson, 2010](#)).

CUADRO 1. *Variables financieras utilizadas*

| Variable | Transformación |
|---|------------------------------------|
| Crédito total (TC Constante) | var % 12 meses |
| Crédito comercial | var % 12 meses |
| Crédito comercial/Activos | var % 12 meses |
| Crédito de consumo | var % 12 meses |
| Crédito de consumo/ Activos | var % 12 meses |
| Crédito hipotecario | var % 12 meses |
| Crédito hipotecario/Activos | var % 12 meses |
| Morosidad | ciclo (filtro HP) |
| Activos Totales | valor respecto a promedio 12 meses |
| Precio de viviendas | var % 12 meses |
| Portafolio de AFP/PBI | var % 12 meses |
| Índice bursátil | var % 3 meses |
| Capitalización bursatil / PBI | var % 12 meses |
| Crédito de minería / PBI | var % 12 meses |
| Bonos / PBI | var % 12 meses |
| Crédito / PBI | var % 12 meses |
| <i>Spread CDS</i> | nivel |
| <i>Spread Embig</i> | nivel |
| <i>Spread Tasa interbancaria vs. Referencia</i> | nivel |
| <i>Spread Tasa activa vs. Tasa pasiva</i> | ciclo (filtro HP) |
| Volatilidad BVL | nivel (GARCH) |
| Volatilidad TC | nivel (GARCH) |

Fuente: BCRP, SBS y Bloomberg.

La lista de variables financieras utilizadas fueron elegidas para cubrir los distintos mercados y sectores relacionados con el sistema financiero del Perú. Considerando que este sistema financiero está caracterizado por una actividad de intermediación concentrada en la banca, la mayoría de variables elegidas corresponden a dicho bloque financiero. Asimismo, se incluyó como variable relevante al crédito al sector minero y también variables de riesgo soberano, con el fin de capturar el efecto de choques externos sobre las condiciones financieras domésticas. Esto último está motivado en la literatura reciente que muestra que para economías emergentes con la peruana que se caracteriza por estar parcialmente dolarizada, los choques externos (como por ejemplo, el alza de las tasas de interés internacionales o cambios en los precios de *commodities*) tienen efectos en la economía doméstica principalmente a través del canal financiero ([Shousha, 2017](#); [Drechsel y Tenreiro, 2018](#)).

2.2. ESTIMACIÓN DEL MODELO TVP-FAVAR

El Algoritmo para la estimación del TVP-FAVAR sigue de cerca lo propuesto por [Koop y Korobilis \(2014\)](#), y es de la siguiente manera:

- 1 (a) Iniciar los parámetros $\lambda_0, \beta_0, f_0, V_0, Q_0$.
(b) estimar el factor \tilde{f} via componentes principales.
- 2 Estimar los parámetros θ_t dado \tilde{f}
 - (a) Estimar V_t, Q_t, R_t y W_t usando *variance discounting*
 - (b) Estimar λ_t y β_t dado (V_t, Q_t, R_t, W_t) usando *Kalman filter and smoother*.
- 3 Estimar el factor f_t dado θ_t usando *Kalman filter and smoother*.

La identificación del modelo TVP-FAVAR se realiza de manera estándar, restringiendo V_t para que sea una matriz diagonal. Ello asegura que el factor f_t capture los movimientos que son comunes a las variables financieras, x_t , luego de haber controlado por el efecto de las condiciones macroeconómicas. Asimismo, los *priors* elegidos son básicamente no informativos (*Minnesota priors* para β_0), mientras que se fijan parámetros de encogimiento (de la estructura EWMA) en 0.99 y los *forgetting factors* en 0.99.

2.3. ESTIMACIÓN DEL MODELO BVAR (Gibbs Sampling)

La distribución posterior del conjunto de parámetros (β, Σ^{-1}) viene dada por:

$$p(\beta, \Sigma^{-1} | \mathbf{Y}^T) \propto p(\mathbf{Y}^T | \beta, \Sigma^{-1}) p(\beta, \Sigma^{-1}). \quad (16)$$

Con ello, dicha distribución posterior es factorizada convenientemente de acuerdo a las ecuaciones (10) y (13), de forma tal que luego es posible implementar el siguiente algoritmo de *Gibbs Sampling*. Dados los valores iniciales β_0 y Σ_0 , y dado $s = 1$ y un número de simulaciones totales S , se procede de la siguiente manera:

1. Simular $p(\beta^* | Y^T, \Sigma_{s-1}^{-1})$ utilizando (10).
 - a) Si β^* conlleva a un modelo estable, luego $\beta_s = \beta^*$.
 - b) Si β^* no conlleva a un modelo estable, luego $\beta_s = \beta_{s-1}$.
2. Simular $p(\Sigma_s^{-1} | Y^T, \beta_s)$ utilizando (13).
3. Fijar $s = s + 1$ y volver al paso 1.

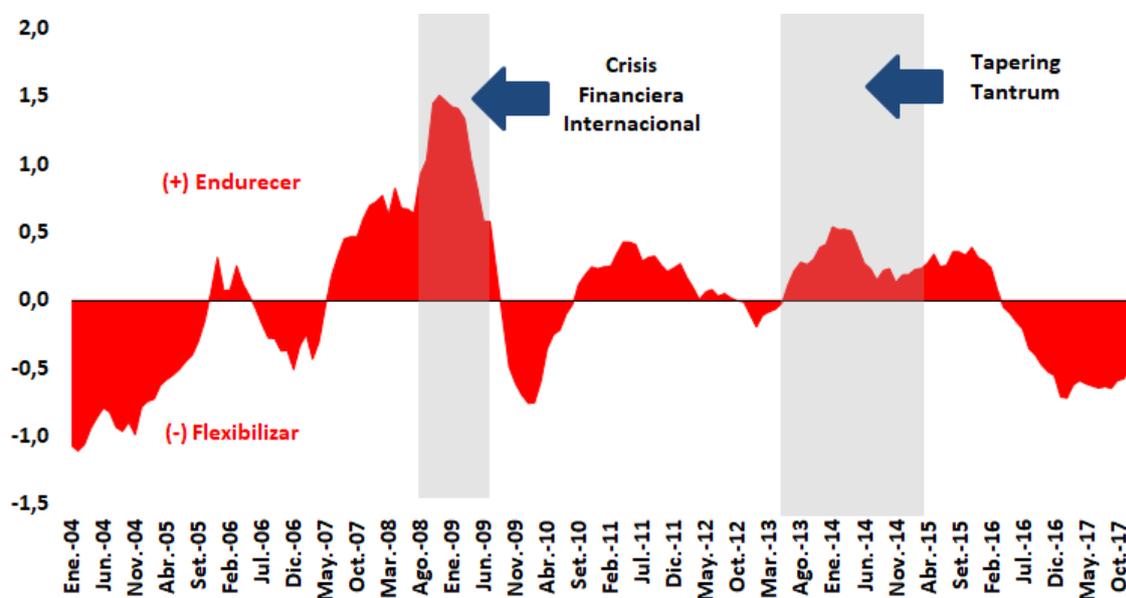
Al alcanzar las S simulaciones, se descartará una primera porción de ellas, S_0 , de modo tal que se elimine el efecto de las condiciones iniciales y se asegure la convergencia a la distribución posterior. En el caso específico de este ejercicio empírico, se fija $S = 150,000$, $S_0 = 100,000$ y de las 50,000 simulaciones restantes se tomó 1 de cada 10 para así reducir la autocorrelación. Asimismo, los mismos datos para el modelo anterior (incluso el mismo periodo de 2004-2018) son incluidos en el vector \mathbf{Y}_t , donde se añade también el factor estimado f_t , el cual está asociado al ICF. En otras palabras, y en línea con la ecuación (2), se tiene que $\mathbf{Y}_t = [y_t', f_t]'$, donde \mathbf{Y}_t incluye las variables: i) Variación de los Términos de Intercambio (*TI*), ii) Inflación (*P*), iii) Expectativas de Inflación (*P^e*), iv) Crecimiento del PBI (*PBI*), v) Tasa de Interés de Política (*R*), vi) Tasa de Encaje Medio en soles (*EncajeMN*), vii) Tasa de Encaje Medio en dólares (*EncajeME*), viii) Depreciación del sol (*TC*) y ix) ICF.

3. RESULTADOS

3.1. ÍNDICE DE CONDICIONES FINANCIERAS PARA EL PERÚ

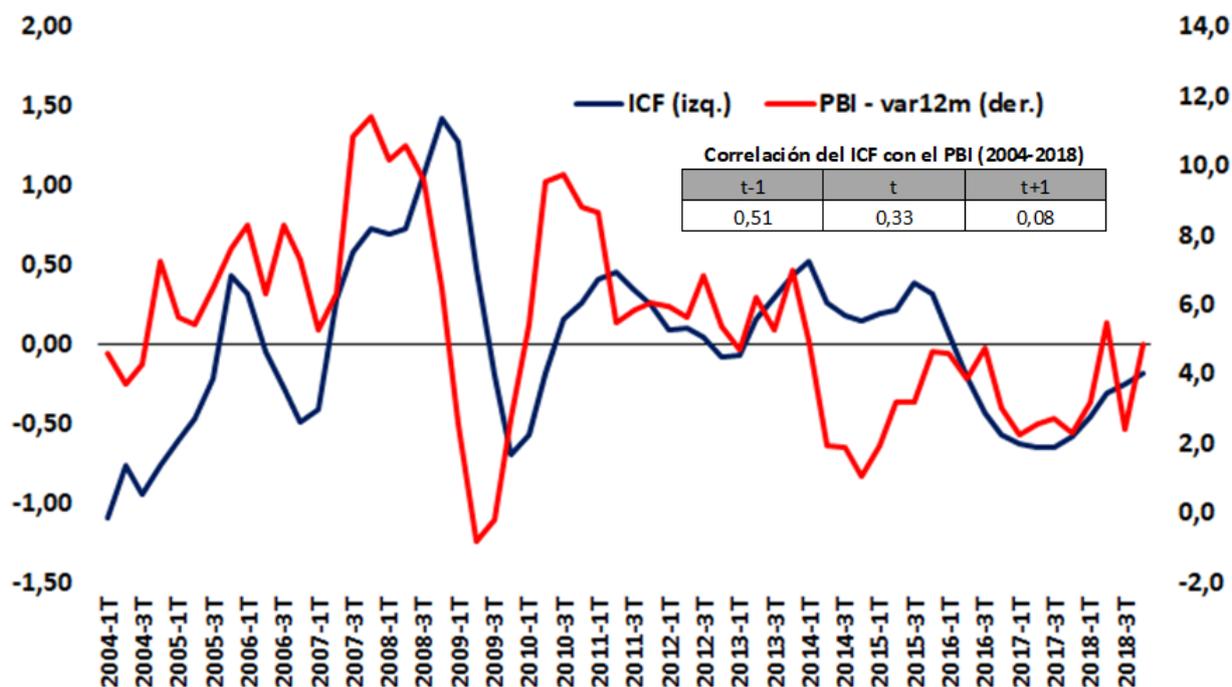
Teniendo en cuenta la metodología descrita en la sección 1 y los datos para el Perú (ver sección 2), se procedió a estimar el ICF, cuya evolución para el período 2004-2018 se puede apreciar en el Gráfico 3. Los resultados de la estimación del ICF para el Perú, muestran que las condiciones financieras fueron flexibles al inicio del período de metas de inflación, incluso hasta el año 2007. Posteriormente, éstas se endurecieron en el episodio de la Crisis Financiera Internacional (2008-2009) y desde fines de 2007. En este contexto de crisis, la reacción del BCRP fue la de elevar las tasas de encaje, en especial en dólares (Armas y Otros, 2014; Pérez y Vega, 2014), para así afectar el ciclo financiero y evitar un episodio de *credit crunch* (ver detalles sobre el ciclo crediticio en Pérez y Vilchez, 2018). En los años posteriores a la crisis financiera internacional (2009-2010) se observó nuevamente un período de condiciones financieras flexibles, lo que estuvo también asociado al alza de precios internacionales de *commodities* y la posterior entrada de capitales y apreciación de la moneda local (Gondo y Pérez, 2018). Luego, en el período comprendido entre 2011 y 2013 se observó un ligero endurecimiento de las condiciones financieras, lo que estuvo de la mano también con la caída de los precios internacionales de *commodities* y la expansión del ciclo crediticio (Pérez y Vilchez, 2018). Posteriormente, el anuncio del retiro del estímulo monetario por parte de la Reserva Federal, episodio conocido como *Tapering* (2013-2015), reflejó un endurecimiento de las condiciones financieras, un evento cualitativamente similar (aunque en menor magnitud) al ocurrido en 2008-2009. Cabe mencionar que los episodios de crisis y *Tapering* estuvieron asociados a una fuerte depreciación del sol que elevó el costo del crédito en dólares, el cual se desarrolló en un contexto de dolarización financiera.

GRÁFICO 3. Índice de Condiciones Financieras para el Perú



En línea con lo anterior, es pertinente analizar el co-movimiento que existe entre el índice estimado y el crecimiento del PBI trimestral, lo que puede apreciarse en la (Gráfico 4). En particular, se puede señalar que un mayor crecimiento económico anticipa un endurecimiento de las condiciones financieras en el futuro, lo que sería consistente con la mayor presión por el lado de la demanda. La correlación contemporánea con el crecimiento económico trimestral es también alta (0.33 %), pero esta se diluye al considerar el ICF como adelanto de la actividad económica.

GRÁFICO 4. Índice de Condiciones Financieras y Crecimiento del PBI

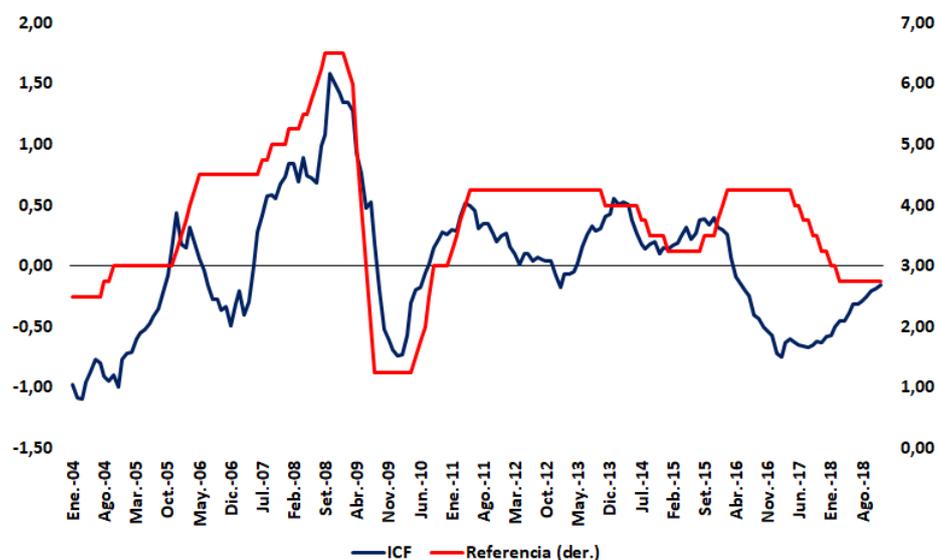


Es pertinente señalar también la relación que existe entre el índice estimado y los instrumentos de política del BCRP, es decir, la tasa de interés de referencia (Gráfico 5) y las tasas de encaje en soles y dólares (Gráfico 6). En particular, se puede apreciar la flexibilización de las condiciones financieras en el episodio de crisis financiera internacional (2008-2009), lo que coincide con el recorte de la tasa de interés de política y de los encajes. Posteriormente, dichas condiciones fueron menos flexibles en la segunda mitad de 2010, lo que estuvo también en línea con la elevación de la tasa de interés de política y de los encajes. Finalmente, desde 2016 se observaron condiciones financieras más flexibles, lo que guarda relación con el recorte de las tasas de encaje y la reducción de la tasa de interés de política de 4,25 % a 2,75 % entre 2017 y 2018.

3.2. RESULTADOS DE MODELO BVAR ESTRUCTURAL

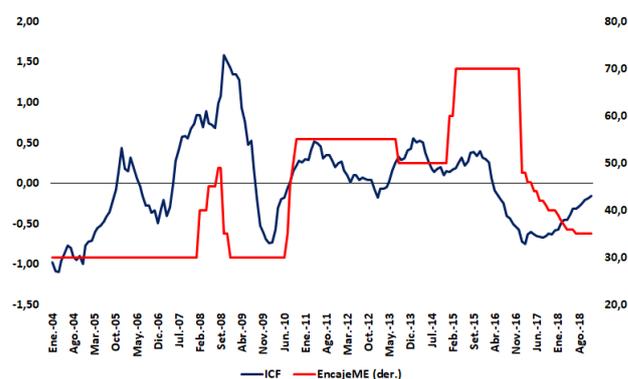
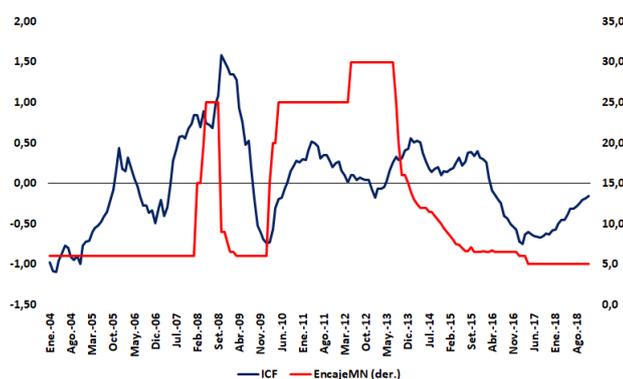
Las respuestas del ICF ante distintos choques macroeconómicos identificados mediante restricciones de corto plazo (*Cholesky*) se pueden observar en el Gráfico 7. Vale la pena mencionar la sensibilidad del índice calculado frente a las fluctuaciones de los términos de intercambio, es decir, el aumento de este índice conlleva a la flexibilización de dichas condiciones financieras. Naturalmente, estos términos de intercambio se encuentran íntimamente relacionados con la evolución de los precios internacionales de *commodities*. Así, la conexión entre los movimientos de dichos precios internacionales y el sector financiero se observa a través del índice EMBI y la apreciación de la moneda local, lo que favorece la mayor entrada de capitales en la economía local (Gondo y Pérez, 2018).

Asimismo, destaca también la sensibilidad de éste índice frente a la depreciación del sol, es decir, se registran condiciones financieras menos flexibles en la medida en que se tenga un menor valor relativo de la moneda local frente a la extranjera, donde a su vez el impacto observado es persistente. Naturalmente, la dolarización financiera, que si bien se ha reducido en los últimos años, es un factor importante para la amplificación y propagación de este efecto. Por ello, dado el descalce de monedas existente en el periodo

GRÁFICO 5. Índice de Condiciones Financieras y Tasa de Política Monetaria**GRÁFICO 6.** Índice de Condiciones Financieras y Tasas de Encaje

(A) En Soles

(B) En Dólares



de análisis (2004–2018), una depreciación se traduce en un endurecimiento de las condiciones financieras. Por otra parte, una expansión de la actividad económica estaría asociada a un choque de demanda, el cual también presionaría al alza a los precios y a las expectativas de inflación. Si bien es sabido que las condiciones flexibles favorecen a la actividad económica, de otro lado se tiene que la mayor actividad estaría relacionada con una mayor presión en la demanda del crédito, lo que haría que se presionen al alza las tasas de interés, provocando luego un endurecimiento de las condiciones financieras, y ello estaría en línea con lo observado en el Gráfico 4. Finalmente, no se observan respuestas significativas del ICF frente al resto de choques macroeconómicos identificados.

De otro lado, los choques financieros *per se* también son una fuente adicional de fluctuaciones del ICF, tal como se ve en el Gráfico 7. No obstante, es importante evaluar si estos choques contribuyen también a las fluctuaciones macroeconómicas. En particular, en el Gráfico 8 se observa la respuesta del ICF frente a diferentes choques macroeconómicos, donde se puede observar que, si bien existen respuestas que son intuitivas, como por ejemplo la respuesta positiva (endurecimiento de las condiciones financieras) frente a un alza de las tasas de interés y de encaje, de la tasa de inflación y de sus expectativas, éstas presentan una elevada incertidumbre, la misma que se refleja en la amplitud de los intervalos de confianza.

GRÁFICO 7. *Respuesta del ICF ante choques macroeconómicos*

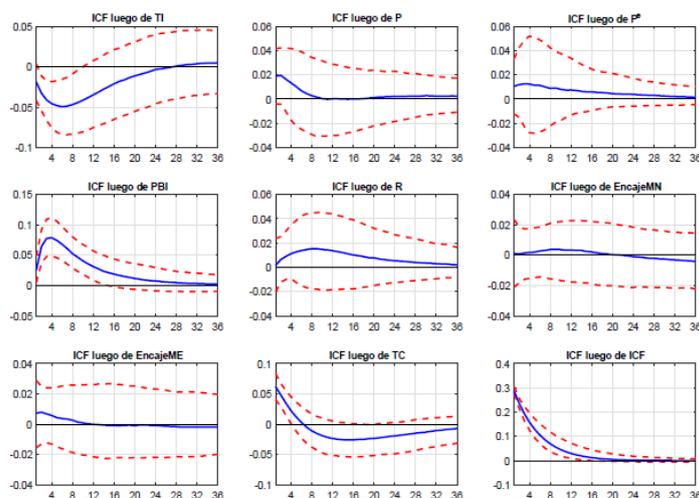
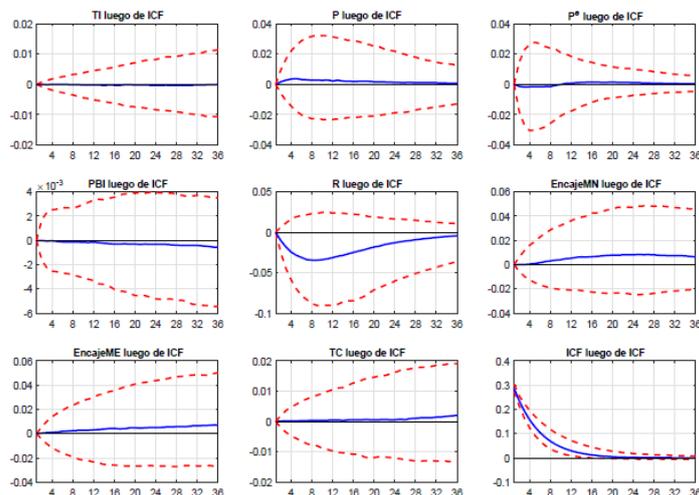


GRÁFICO 8. *Respuestas de variables macroeconómicas ante choques en el ICF*



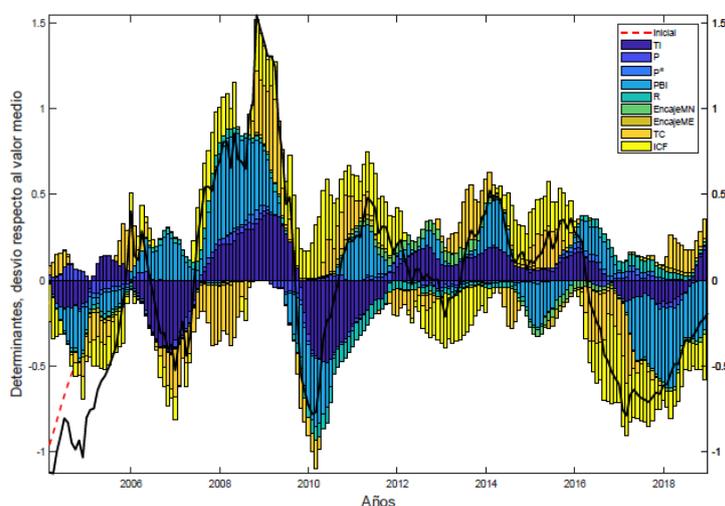
En consecuencia, las condiciones financieras medidas a través del ICF son explicadas por choques macroeconómicos, pero lo contrario no ocurre de forma clara. Ello estaría relacionado con que las variables utilizadas para construir el ICF son de una frecuencia más alta que las que se utilizan para medir fluctuaciones macroeconómicas. Es por esta razón que choques al ICF no afectan significativamente a las variables macroeconómicas típicas, las mismas que suelen presentar una persistencia bastante marcada. Lo que podría observarse es una respuesta significativa de variables financieras, tales como el crédito, frente a choques en el ICF.

Por otro lado, lo que sí es interesante es evaluar el co-movimiento que existe entre dicho índice y los instrumentos de política monetaria y macroprudencial del BCRP. En particular, la posición expansiva de la política monetaria del BCRP, medida a través de la reducción de la tasa de interés de referencia (de 4,25 % en mayo de 2017 a 2,75 % en marzo de 2018) y la reducción de los encajes en dólares (de 70 por ciento en diciembre de 2016 a 35 por ciento en junio de 2018) ha ido de la mano con la flexibilización las condiciones financieras domésticas en el periodo 2016-2018, lo que se ha reflejado luego en una recuperación de la demanda por crédito, en particular en soles, a pesar del incremento de las tasas de interés internacionales. Asimismo, dada la evidencia empírica en este apartado, es posible que éste indicador, lejos de ser una variable que reacciona sistemáticamente frente a otros choques macroeconómicos, sea mas bien un posible

indicador adelantado de actividad económica o de indicador de alerta temprana (Gómez y Otros, 2011). Ello podría ser evaluado mediante la metodología propuesta por Scott y Varian (2015) y aplicada por Pérez (2018) al caso peruano, y es parte de la agenda futura de trabajo.

Posteriormente, se obtiene la descomposición histórica del ICF utilizando los choques estructurales ε_t identificados previamente a través de restricciones de corto plazo (Cholesky), la cual puede observarse en la figura 9. En particular, fuera de los choques propiamente financieros, y en línea con las funciones de impulso respuesta presentadas líneas arriba, los choques de términos de intercambio y cambiarios presentan una contribución significativa, seguidos de resto de choques estructurales identificados anteriormente. En especial, hacia el cierre de 2017 las condiciones financieras se mantenían flexibles. Sin embargo, durante el año 2018 se observó una reversión en dicho índice, en línea con la mayor depreciación del sol (TC) registrada en dicho periodo y, al mismo tiempo, la caída de los términos de intercambio (TI).

GRÁFICO 9. Descomposición histórica del ICF



4. CONCLUSIONES

En este trabajo se estima un Índice de Condiciones Financieras (ICF) para la economía peruana usando la metodología TVP-FAVAR propuesta por Koop y Korobilis (2014). Este es un esquema flexible para estimar una elevada cantidad de parámetros, lo que permite la inclusión de una gran cantidad de variables financieras, las mismas que son necesarias y relevantes para capturar las condiciones de forma correcta.

Las condiciones financieras en el Perú se endurecieron durante los episodios de Crisis Financiera Internacional y del *Tapering*, lo cuales estuvieron asociados a una fuerte depreciación del sol. Por otro lado, en la actualidad la posición expansiva de la política monetaria y la reducción de los encajes han contribuido a flexibilizar las condiciones financieras domésticas. A través de este ICF se resalta también la importancia de las condiciones financieras en la amplificación y propagación de choques macroeconómicos. En especial, hacia el cierre de 2017 las condiciones financieras se mantenían flexibles. Sin embargo, durante el año 2018 se observó una reversión en dicho índice, en línea con la mayor depreciación del sol registrada en dicho periodo y, al mismo tiempo, la caída de los términos de intercambio.

La agenda futura de este trabajo considera extender este análisis hacia un contexto en donde se evalúa la respuesta del ICF en distintos puntos en el tiempo, en línea con Primiceri (2005), Canova y Pérez (2015), entre otros. De esta forma será posible evaluar si la transmisión de choques macroeconómicos hacia las condiciones financieras, y viceversa, ha sido estable durante el periodo de análisis, o si éstas han sufrido

variaciones producto de cambios de régimen, tanto externos como internos. Asimismo, es necesaria la evaluación de la capacidad predictiva de este índice, lo que estaría en línea con ser un indicador de alerta temprana (Gómez y Otros, 2011). Ello podría implementarse mediante la metodología propuesta por Scott y Varian (2015), la misma que ya fue aplicada por Pérez (2018) al caso peruano.

REFERENCIAS

- Armas, A., Castillo, P. y Vega, M. (2014), “Inflation targeting and Quantitative Tightening: Effects of Reserve Requirements in Peru”, Banco Central de Reserva del Perú, Working Papers 2014-003.
- Banerjee, A., Marcellino, M. y Masten, I. (2008), “Forecasting macroeconomic variables using diffusion indexes in short samples with structural change”, IGIER (Innocenzo Gasparini Institute for Economic Research), Bocconi University, Working Papers 334.
- Bates, B., Plagborg-Moller, M., Stock, J. H. y Watson, M. W. (2013), “Consistent factor estimation in dynamic factor models with structural instability”, *Journal of Econometrics*, 163(2), 289-304.
- Breitung, J. y Eickmeier, S. (2011), “Testing for structural breaks in dynamic factor models”, *Journal of Econometrics*, 163(1), 71-84.
- Canova, F. y Pérez, F. J. (2015), “Estimating overidentified, nonrecursive, time-varying coefficients structural vector autoregressions”, *Quantitative Economics*, 6, 359-384.
- Castillo, P., Luna, M., Montoro, C. y Pérez, F. (2018), “Metas de Inflación en América del Sur: Nuevas evidencias y retos para el futuro”. *Rep. tec.*, Banco Central de Reserva del Perú.
- Dieppe, A., Legrand, R. y van Roye, B. (2016), “The BEAR toolbox”, ECB Working Paper 1934.
- Doan, T., Litterman, R. y Sims, C. (1984), “Forecasting and Conditional Projection Using Realistic Prior Distribution”, *Econometric Review*, 3, 1-110.
- Doz, C., Giannone, D. y Reichlin, L. (2011), “A two-step estimator for large approximate dynamic factor models based on Kalman filtering”, *Journal of Econometrics*, 164(1), 188-205.
- Drechsel, T. y Tenreyro, S. (2018), “Commodity booms and busts in emerging economies”, *Journal of International Economics*, 112(C), 200-2018.
- Fondo Monetario Internacional (2017), “Global Financial Stability Report”. *Rep. tec.*, International Monetary Fund.
- Gómez, E., Pabón, A. M. y Gómez, N. Z. (2011), “Financial Conditions Index: Early and Leading Indicator for Colombia?”. *Temas de estabilidad financiera 055*, Banco de la Republica de Colombia.
- Gondo, R. y Pérez, F. (2018), “The Transmission of Exogenous Commodity and Oil Prices shocks to Latin America - A Panel VAR approach”, Banco Central de Reserva del Perú, Working Papers 2018-012.
- Hammond, G. (2012), “State of the art inflation targeting”. *Rep. tec.*, Bank of England.
- Hatzius, J., Hooper, P., Mishkin, F. S., Schoenholtz, K. L. y Watson, M. W. (2010), “Financial Conditions Indexes: A Fresh Look after the Financial Crisis”. National Bureau of Economic Research, Inc., NBER Working Papers 16150.

- Koop, G. y Korobilis, D. (2010), “Bayesian Multivariate Time Series Methods for Empirical Macroeconomics”, *Foundations and Trends in Econometrics*, 3, 267-358.
- Koop, G. y Korobilis, D. (2013), “Large time-varying parameter VARs”, *Journal of Econometrics*, 177(2), 185-198.
- Koop, G. y Korobilis, D. (2014), “A new index of financial conditions”, *European Economic Review*, 71(C), 101-116.
- Litterman, R. B. (1986), “Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions - Five Years of Experience”, *Journal of Business & Economic Statistics*, 4(1), 25-38.
- Pérez, F. (2018), “Nowcasting Peruvian GDP using Leading Indicators and Bayesian Variable Selection”, *Rep. tec.*, Banco Central de Reserva del Perú, Working Paper 2018-010.
- Pérez, F. y Vega, M. (2014), “The Dynamic Effects of Interest Rates and Reserve Requirements”, Banco Central de Reserva del Peru, Working Paper 2014-018.
- Pérez, F. y Vilchez, D. (2018), “Ciclos financieros en el Perú”, *Revista Moneda*, 173, 4-9.
- Primiceri, G. (2005), “Time Varying Structural Vector Autoregressions and Monetary Policy”, *Review of Economic Studies*, 72, 821-852.
- Scott, S. y Varian, H. (2015), “Bayesian Variable Selection for Nowcasting Economic Time Series”, en Goldfarb, A., Greenstein, S. M. y C. E. Tucker (eds.), *Economic Analysis of the Digital Economy*, University of Chicago Press for the National Bureau of Economic Research, 119-135.
- Shousha, S. (2017), “Macroeconomic Effects of Commodity Booms and Busts: The Role of Financial Frictions”, *Rep. tec.*, Manuscript.
- Stock, J. H. y Watson, M. W. (2010), “Dynamic Factor Models”, *Rep. tec.*, en Clements, M. P. y D. F. Henry (eds.) *Oxford Handbook of Economic Forecasting*. Oxford: Oxford University Press.