

DOCUMENTOS DE TRABAJO

Índice de sincronía bancaria y ciclos financieros

Juan Francisco Martínez
Daniel Oda

N° 841 Septiembre 2019

BANCO CENTRAL DE CHILE





BANCO CENTRAL DE CHILE

CENTRAL BANK OF CHILE

La serie Documentos de Trabajo es una publicación del Banco Central de Chile que divulga los trabajos de investigación económica realizados por profesionales de esta institución o encargados por ella a terceros. El objetivo de la serie es aportar al debate temas relevantes y presentar nuevos enfoques en el análisis de los mismos. La difusión de los Documentos de Trabajo sólo intenta facilitar el intercambio de ideas y dar a conocer investigaciones, con carácter preliminar, para su discusión y comentarios.

La publicación de los Documentos de Trabajo no está sujeta a la aprobación previa de los miembros del Consejo del Banco Central de Chile. Tanto el contenido de los Documentos de Trabajo como también los análisis y conclusiones que de ellos se deriven, son de exclusiva responsabilidad de su o sus autores y no reflejan necesariamente la opinión del Banco Central de Chile o de sus Consejeros.

The Working Papers series of the Central Bank of Chile disseminates economic research conducted by Central Bank staff or third parties under the sponsorship of the Bank. The purpose of the series is to contribute to the discussion of relevant issues and develop new analytical or empirical approaches in their analyses. The only aim of the Working Papers is to disseminate preliminary research for its discussion and comments.

Publication of Working Papers is not subject to previous approval by the members of the Board of the Central Bank. The views and conclusions presented in the papers are exclusively those of the author(s) and do not necessarily reflect the position of the Central Bank of Chile or of the Board members.

Documentos de Trabajo del Banco Central de Chile
Working Papers of the Central Bank of Chile
Agustinas 1180, Santiago, Chile
Teléfono: (56-2) 3882475; Fax: (56-2) 3882231

Índice de sincronía bancaria y ciclos financieros*

Juan Francisco
Martinez S.
Central Bank of
Chile

Daniel Oda
Central Bank of
Chile

Abstract

This paper proposes an early warning indicator for the banking system. The methodology focus is a timely measure of banking risks, such as credit risk. This indicator is based on the synchronization of risk indicators of the banks within the system, which has been called Synchrony indicator of Banking or SiB. This makes it possible to analyse a banking system taking into account the heterogeneity of its participants. From this, theoretical and empirical properties of the indicator are analysed. In this context, the recent risk evolution of the Chilean banking system is reviewed following this proposal. Significant advantages over conventional indicators have been found: anticipation and interpretability.

Resumen

Este trabajo propone un indicador de alerta temprana para el sistema bancario. La metodología se centra en medir oportunamente los riesgos bancarios, tales como el riesgo de crédito. El indicador se basa en la sincronía de los indicadores de riesgo de los bancos dentro del sistema y ha sido denominado Indicador de Sincronía Bancaria o SiB. Este permite analizar un sistema bancario considerando la heterogeneidad de sus participantes. A partir de esto, se analizan las propiedades del indicador a nivel teórico y empírico. En este contexto, se revisa la evolución reciente de riesgos del sistema bancario chileno a la luz de esta nueva propuesta. Se encuentran ventajas importantes respecto de indicadores tradicionales: anticipación e interpretabilidad.

* Agradecimientos para Joaquín Fariña por su excelente asistencia en esta investigación. J.F. Martinez jmartinez@bcentral.cl ; D. Oda dodaze@bcentral.cl.

1 Introducción

Danielsson y Shin (2002) relatan la historia del *Millennium Bridge*. En Junio de 2000, la reina Elizabeth inauguró un nuevo puente sobre el río Támesis en Londres. La estructura había sido diseñada para soportar el paso de miles de personas. Sin embargo, al ser abierto al público, el puente mostró fuertes oscilaciones y tuvo que ser cerrado temporalmente para su revisión.

Existe la posibilidad que los puentes oscilen por el paso sincronizado de soldados marchando, pero si el caminar de los transeúntes se compone de eventos independientes, es fácil pensar que la probabilidad que miles de personas caminen en sincronía es cercana a cero. En este caso, un factor exógeno, como una ráfaga de viento, hizo que las personas que transitaban por el puente adecuaran su paso hacia una misma dirección al mismo tiempo. Este movimiento sincronizado ocasionó que el puente se mueva, lo que generó un nuevo ajuste en el caminar de las personas, que a su vez aumentó el movimiento del puente y así sucesivamente. Esto es lo que Danielsson y Shin (2002) llaman respuesta endógena: una reacción amplificada en el interior del sistema.

Dicho de otra manera, las personas, que tienen componentes idiosincráticos propios, reaccionan a factores externos de una manera similar, aunque no necesariamente en la misma magnitud. Esto hace que como grupo tengan un determinado comportamiento. Luego, ellos observarán este efecto (agregado) y ajustarán nuevamente su comportamiento. Lo anterior seguirá ocurriendo, incluso si la acción de factores externos ya se ha disipado, haciendo que se observe un comportamiento sincronizado.

La *Sincronía* es definida como la coexistencia o coincidencia de sucesos, fenómenos o circunstancias en un mismo período temporal, por tanto, esto implica que ciertos hechos se desarrollen simultáneamente o de manera concordante.

Algo similar ocurre en el sistema financiero, donde el análisis se basa principalmente en indicadores agregados (movimiento del puente), aunque se reconoce la heterogeneidad dentro del mismo (movimiento de cada persona). Y tal como el viento en el caso del *Millennium Bridge*, un suave shock externo tiene el potencial de impactar en el mercado, bajo ciertas condiciones. No obstante, en el sistema financiero es difícil determinar cuáles son los factores que determinan los movimientos en ciertas variables del sistema, más aún cuando sus participantes pueden reaccionar de forma diferenciada a las mismas. Por tanto, es importante estudiar la sincronía de los bancos ya que esta revela información relevante sobre la dinámica del sistema bancario agregado.

Forbes & Rigobon (1999) describen un mecanismo de propagación internacional de shocks. Este se basa en tres componentes: shocks agregados que afectan los fundamentales de uno o más países, shocks específicos a un país pero que afectan los fundamentales de otros, y shocks

no explicados por los fundamentales. Este mecanismo genera un co-movimiento de los países, que puede ser cuantificado mediante correlaciones ajustadas.

Por otro lado, Morck et al. (2000) estudian la sincronía de los retornos de las acciones y hallan que ésta es mayor en economías emergentes. Estos resultados están relacionados por el grado de desarrollo institucional de cada país y no con otras características estructurales. En la misma línea, Francis et al. (2012) buscan identificar los determinantes de la sincronía de acciones, en particular, de los bancos. Ellos encuentran que, entre otros factores específicos a los países, los movimientos de las acciones bancarias se sincronizan durante los periodos de crisis.

Tal como en el ejemplo del *Millennium Bridge*, el modelamiento de los agentes con comportamiento únicamente idiosincrático puede llevar a graves errores de estimación. En particular, es posible que en periodos normales de un ciclo (fuera de crisis), los agentes no compartan la misma visión sobre la evolución de ciertas variables y las consecuencias que sus decisiones tienen sobre éstas, básicamente porque sus componentes idiosincráticos están guiados por un factor aleatorio. Sin embargo, esto puede variar en periodos de crisis, donde sean afectados por shocks que los hagan reaccionar de manera conjunta.

Este trabajo propone indicadores de alerta temprana, cuyo objetivo es la detección oportuna de riesgos en sistemas bancarios, que incorporan la información del movimiento conjunto de métricas individuales, el cual denominamos *Indicador de Sincronía Bancaria* o *SiB*. Este indicador tiene como base a los ratios tradicionales de riesgo a nivel bancario y utiliza una nueva metodología para su agregación, la cual será detallada más adelante. De este modo, se analiza al sistema bancario considerando la heterogeneidad de sus componentes. A partir de esto, se estudian las propiedades del indicador a nivel teórico y empírico con datos del sistema bancario chileno. A la luz de esta propuesta, se examina la evolución reciente de riesgos y se encuentran ventajas importantes respecto a otros indicadores tradicionales como anticipación e interpretabilidad.

La organización de este trabajo es como sigue. En la sección 2 se contextualiza brevemente el comportamiento cíclico de las variables financieras, la sección 3 detalla la formulación del indicador propuesto, las secciones 4 y 5 tratan propiedades y características de éste. Luego, en la sección 6 se realiza un análisis empírico con datos del sistema chileno; la sección 7 analiza los determinantes del indicador y su relación con los resultados de este trabajo, y finalmente se presentan comentarios y conclusiones en la sección 8.

2 Comportamiento cíclico de variables financieras

A lo largo de la historia se han desarrollado diversos enfoques que permiten analizar la dinámica de los ciclos económicos, en los cuales es importante contar con variables que anticipen los períodos de auge y crisis en la economía. Las variables que son observadas a lo largo de los ciclos establecen la base para el desarrollo de metodologías que pretenden anticipar sucesos mediante la construcción de indicadores de alerta temprana.

Ya hace más de un siglo, Moore (1914) entregaba una caracterización general de los ciclos económicos utilizando la función armónica simple. Una interpretación tradicional de ciclo económico según Burns y Mitchell (1946) corresponde a desviaciones conjuntas de las variables macroeconómicas respecto a su tendencia. Estos autores proponen un indicador que permite evaluar correlaciones entre los componentes económicos agregados con el fin de explicar cambios en la actividad económica. En esta misma línea, Stock y Watson (1989) utilizan un modelo de factores dinámicos en base a un conjunto de variables macroeconómicas con el objeto de capturar un único factor común que permita identificar componentes cíclicos.

Por otro lado, se han detectado que algunas variables financieras tienden a comportarse de forma cíclica y sincronizada (Harding & Pagan, 2002ab; Claessens et al., 2011). El estudio de este fenómeno en la economía local chilena es de interés debido a que contiene información acerca de la dinámica del sector bancario y de su interacción con los riesgos financieros.

No obstante, los ciclos financieros y su distinción sobre los ciclos económicos han cobrado interés recientemente. Claessens (2011, 2012), Drehmann (2011) y Borio (2014), en un contexto internacional producto de una crisis financiera, caracterizan a los ciclos financieros. Estos se basan en las propiedades de los indicadores financieros en el tiempo, como frecuencia, amplitud y tendencia. Además, dicha línea de investigación intenta establecer una relación entre ciclos financieros y económicos, a pesar de mostrar diferencias en profundidad y duración. En dicho contexto, el objetivo principal de este trabajo es construir indicadores agregados a partir del comportamiento individual de los bancos, observando su dinámica en el tiempo y explotando la información de corte transversal, que permitan adelantar el comportamiento cíclico de las variables financieras.

Otro factor a considerar es que los indicadores de riesgos bancarios tienen, en general, una alta persistencia, lo cual hace difícil la identificación de vulnerabilidades incipientes. Por tanto, se requieren ratios que reaccionen de forma oportuna y sean interpretables en el sentido financiero. Además, estos deberían recoger la heterogeneidad de la información disponible al analizar el estado del sistema bancario.

En este contexto, existen alternativas frecuentemente utilizadas como los indicadores de comovimiento, las cuales se basan en las correlaciones temporales entre agentes (Barberis et al.,

2005; Harding & Pagan, 2002ab; Claessens, 2011).

Por otra parte, el comportamiento conjunto o sincronizado de los bancos podría estar relacionado con la influencia de instituciones financieras de importancia sistémica (SIFIs) o por un comportamiento de manada (*herding behavior*). Por ejemplo, Brunnermeier y Tobias (2016) proponen una medida de riesgo sistémico denominado CoVar, por la cual determinan la contribución marginal de una institución al riesgo sistémico. En tanto, Bikhchandani y Sharma (2001) estudian el comportamiento de manada en los mercados financieros. Este comportamiento se origina principalmente por la información imperfecta, la preocupación por la reputación y las estructuras de compensación. En tal sentido, el comportamiento de un banco en particular podría generar un comportamiento sincronizado que esparciría los riesgos en el sistema.

Sin embargo, los indicadores utilizados requirieron de información en alta frecuencia, lo que hace que sean poco oportunos, debido al retraso habitual en la disponibilidad de datos de indicadores de riesgo. Otra desventaja de estos, es que no indican la dirección en la cual se producen las fluctuaciones, dificultando su interpretación. Es así que proponemos el indicador *SiB*, cuya metodología se detalla en la siguiente sección.

3 Metodología

Se considera un sistema bancario compuesto de n participantes. Para el banco i , existen variables de interés $y_{i,t}$ observables en el periodo t , que son el efecto de de las políticas del mismo banco y del comportamiento del mercado. Ejemplos de estas variables son la rentabilidad, las provisiones, tasas de interés, morosidad, etc. Además, se supone que en el periodo t , los bancos observan un set de factores sistémicos, x_t , el cual puede contener variables rezagadas, magnitudes difíciles de desagregar, expectativas de los agentes, etc. Asimismo, cada banco i exhibe un comportamiento, determinado por una función de reacción $g_i(\cdot)$, la cual recibe como variable a los factores sistémicos. Además, las variables de interés están sometidas a una componente puramente aleatoria, $\xi_{i,t}$, tal que para un cierto periodo t se tiene:

$$y_{i,t} = g_i(x_t) + \xi_{i,t} \quad (1)$$

Así, tomando la diferencia en el tiempo¹ se obtiene:

$$\Delta y_{i,t} = y_{i,t} - y_{i,t-1} = \Delta g_i(x_t) + \Delta \xi_{i,t} \quad (2)$$

Por un lado, es habitual trabajar con el siguiente indicador agregado:

¹Cabe destacar que en la práctica se trabaja con un modelo a tiempo discreto, ya que se dispone de observaciones periódicas, lo que contribuye al análisis empírico de las propuestas de este trabajo, para efectos del cual se considera una frecuencia mensual de los datos.

$$Y_t = \sum_{i=1}^n w_{i,t} \cdot y_{i,t} = \sum_{i=1}^n w_{i,t} \cdot (g_i(x_t) + \xi_{i,t}) \quad (3)$$

Donde $w_{i,t}$ corresponde a algún ponderador para el banco i en el periodo t , el cual puede ser, por ejemplo, el peso o proporción de una determinada cantidad (e.g. al tratarse de colocaciones: $w_{i,t} = col_{i,t} / \sum_j^n col_{j,t}$).

Por otro lado, y como objetivo de este trabajo, se define a partir de la variación en la variable de interés, el indicador de sincronía bancaria², abreviado SiB , como la diferencia entre los porcentajes de bancos que presentan variaciones significativas (dado un cierto umbral) en dirección positiva y aquéllos que exhiben una variación en dirección negativa de ésta. Formalmente:

$$SiB_t = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mathbb{1}_{\Delta y_{i,t} \geq h} - \mathbb{1}_{\Delta y_{i,t} \leq -h}) \quad (4)$$

Donde $\mathbb{1}_A(\cdot)$ es la función indicatriz del conjunto A (vale 1 en el conjunto y 0 fuera) y h es el umbral de variación o nivel de tolerancia, el cual determina un rango simétrico en torno a 0³ (e.g. rango entre el percentil 45 y 55%, con lo cual se considera un 10% de las variaciones como sin cambios), y marca la frontera entre cambios significativos y omitibles en la variable de interés.

El indicador SiB se acerca a 0 cuando no hay variaciones relevantes en los bancos o no hay sincronía en el sistema, es decir, si las variables de interés $y_{i,t}$ no presentan cambios o estos no toman una misma dirección (alza o caída). Al contrario, si los bancos exhiben cambios significativos y sincronizados, entonces el SiB se acerca a 1 ó -1 , dependiendo de la dirección, tomando uno de estos valores sólo cuando hay perfecta sincronía en el sistema. Cualitativamente, el SiB corresponde simplemente a una medida de agregación que considera la heterogeneidad del sistema.

4 Propiedades

Para t fijo, sea y_t la variable aleatoria de interés a través de los integrantes del sistema, donde $F_{\Delta y_t}(\cdot)$ corresponde a la función de distribución acumulada (fda). En este contexto tenemos que:

²Denominamos al indicador "sincronía" y no "coordinación", pues no existe necesariamente un acuerdo previo de los agentes sobre su comportamiento.

³Por simplicidad se define un rango simétrico, sin embargo, es posible utilizar límites inferiores y superiores distintos. Lo anterior no modifica las propiedades del indicador.

$$\mathbb{E}(\mathbb{1}_{\Delta y_t \geq h} - \mathbb{1}_{\Delta y_t \leq -h}) = \mathbb{E}(\mathbb{1}_{\Delta y_t \geq h}) - \mathbb{E}(\mathbb{1}_{\Delta y_t \leq -h}) \quad (5)$$

$$= \mathbb{P}(\Delta y_t \geq h) - \mathbb{P}(\Delta y_t \leq -h) \quad (6)$$

$$= 1 - (F_{\Delta y_t}(h) + F_{\Delta y_t}(-h)) \quad (7)$$

Luego, para n lo suficientemente grande, y según la ley de grandes números, la media empírica de $[\mathbb{1}_{\Delta y_t \geq h} - \mathbb{1}_{\Delta y_t \leq -h}]$ aproxima la esperanza, de tal manera que:

$$SiB_t \approx 1 - (F_{\Delta y_t}(h) + F_{\Delta y_t}(-h)) \quad (8)$$

Si se consideran además, por simplicidad, los siguientes supuestos:

$$\xi_t \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (9)$$

$$g_i(x_t) = \beta_i \cdot x_t \quad (10)$$

$$\beta \sim N(\bar{\beta}, \sigma_\beta^2) \quad (11)$$

Con $\bar{\beta} \in \mathbb{R}$, $\sigma_t, \bar{\sigma} \in \mathbb{R}^+$ y los coeficientes β_i son modelados por la distribución normal β . Entonces, sigue que:

$$\Delta g(x_t) \sim N(\bar{\beta} \cdot \Delta x_t, (\sigma_\beta \cdot \Delta x_t)^2) \quad (12)$$

Luego, reemplazando en (2):

$$\Delta y_t \sim N(\bar{\beta} \cdot \Delta x_t, (\sigma_\beta \cdot \Delta x_t)^2 + \sigma_{\Delta t}^2) \quad (13)$$

Donde $\sigma_{\Delta t}^2 = \sigma_t^2 + \sigma_{t-1}^2$. Finalmente, reordenando términos y evaluando en (8):

$$SiB_t \approx 1 - \left(\Phi \left(\frac{h - \bar{\beta} \Delta x_t}{\sqrt{(\sigma_\beta \cdot \Delta x_t)^2 + \sigma_{\Delta t}^2}} \right) + \Phi \left(\frac{-h - \bar{\beta} \Delta x_t}{\sqrt{(\sigma_\beta \cdot \Delta x_t)^2 + \sigma_{\Delta t}^2}} \right) \right) \quad (14)$$

Donde $\Phi(\cdot)$ corresponde a la fda de la distribución normal estándar. Esta última expresión resulta particularmente útil, ya que es directamente computable y sirve para estimar la trayectoria del indicador para distintos sets de parámetros.

A continuación se enuncian y demuestran tres proposiciones concernientes al indicador SiB , que enmarcan de manera teórica sus potenciales usos y limitaciones.

Proposición 1: *El SiB varía según los efectos de los riesgos sistémico (asociados a Δx_t) e idiosincrático (asociado a $\Delta \xi_t$): a mayor variación de los efectos sistémicos, mayor es el SiB.*

En caso contrario, ya sea por variaciones poco significativas en los factores sistémicos, baja sensibilidad promedio a la componente sistémica o alta dispersión σ_β , el indicador de sincronía se aproxima a 0.

Demostración: En efecto, tomando Δx_t cercano a 0 en (13), se ve que la fluctuación en $y_{i,t}$ esta determinada por la volatilidad de la componente estocástica individual, $\Delta \xi_t$ (e.g. Figura 2A). De esta manera, según (14):

$$SiB_t \approx 1 - \left(\Phi \left(\frac{h}{|\sigma_{\Delta t}|} \right) + \Phi \left(\frac{-h}{|\sigma_{\Delta t}|} \right) \right) \quad (15)$$

$$= 1 - \left(\Phi \left(\frac{h}{|\sigma_{\Delta t}|} \right) + 1 - \Phi \left(\frac{h}{|\sigma_{\Delta t}|} \right) \right) \quad (16)$$

$$= 0 \quad (17)$$

A menor sensibilidad promedio de la componente sistémica (i.e. $\bar{\beta}$), $\Delta y_{i,t}$ se aproxima a una distribución normal centrada en el origen y así el indicador se aproxima a 0:

$$SiB_t \approx 1 - \left(\Phi \left(\frac{h}{\sqrt{(\sigma_\beta \cdot \Delta x_t)^2 + \sigma_{\Delta t}^2}} \right) + \Phi \left(\frac{-h}{\sqrt{(\sigma_\beta \cdot \Delta x_t)^2 + \sigma_{\Delta t}^2}} \right) \right) = 0 \quad (18)$$

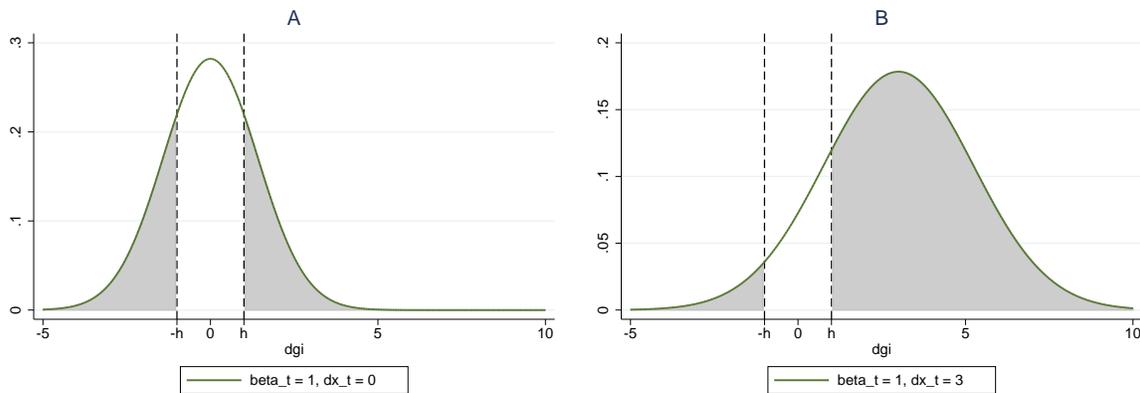


Figura 2: Ejemplos de distribución de $\Delta y_{i,t}$.

Contrariamente, se aprecia en (13), que a mayor variación de x_t , la variación de la componente estocástica se hace menos relevante y la distribución de $\Delta y_{i,t}$ se desplaza cada vez más (en media) del origen (e.g. Figura 2B). De esta forma, variaciones lo suficientemente grandes en la variable de interés hacen que los bancos coincidan cada vez más en la dirección $sign(\bar{\beta} \cdot \Delta x_t)$ y así, el indicador se acerca a ± 1 , es decir:

$$SiB_t \xrightarrow{\Delta x_t \rightarrow \pm\infty} \pm 1 \cdot \text{sign}(\bar{\beta}) \quad (19)$$

No obstante, el aumento de la dispersión σ_β , que da cuenta de la heterogeneidad en la sensibilidad a los factores comunes, hace que la sincronía disminuya (e.g. Figura 3), dado que:

$$SiB_t \xrightarrow{\sigma_\beta \rightarrow \infty} 1 - [\Phi(0) + \Phi(0)] = 0 \quad (20)$$

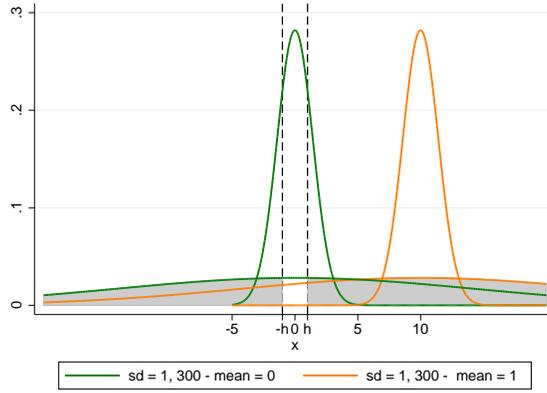


Figura 3: Ejemplos de distribución de $\Delta y_{i,t}$.

■

Proposición 2: *Si la variable x_t se comporta de manera cíclica, entonces el SiB también lo hace, adelantando además al indicador agregado Y_t en un cuarto de periodo.*

Demostración: Por simplicidad, sea x_t un movimiento armónico simple (MAS) con ruido blanco, con frecuencia angular ω , amplitud A , fase inicial ϕ , posición de equilibrio \bar{x} y una componente de error $u_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{u_t})$ tal que:

$$x_t = \bar{x} + A \cos(\omega t + \phi) + u_t \quad (21)$$

Donde además $\omega = 2\pi/T$, con T el periodo de oscilación. Entonces, sustituyendo (10) y (22) en (1):

$$y_{i,t} = \beta_i (\bar{x} + A \cos(\omega t + \phi) + u_t) + \xi_{i,t} \quad (22)$$

Ponderando por los pesos $w_{i,t}$, relativos a la variable de interés y sumando sobre los individuos (bancos) $i \in \{1, \dots, n\}$ se obtiene el siguiente indicador agregado (dado por (3)):

$$Y_t = \bar{Y}_t + \bar{A}_t \cos(\omega t + \phi) + \varepsilon_t \quad (23)$$

Donde:

$$\bar{Y}_t = \bar{x} \cdot \sum_{i=1}^n w_{i,t} \beta_i \quad \bar{A}_t = A \cdot \sum_{i=1}^n w_{i,t} \beta_i \quad \varepsilon_t = \sum_{i=1}^n w_{i,t} (\beta_i u_t + \xi_{i,t})$$

Por otro lado, reemplazando (22) en (2) se obtiene:

$$\Delta y_{i,t} = \beta_i A (\cos(\omega t + \phi) - \cos(\omega(t-1) + \phi)) + \beta_i \Delta u_t + \Delta \xi_{i,t} \quad (24)$$

$$\approx \beta_i A \frac{\partial}{\partial t} (\cos(\omega t + \phi)) + \beta_i \Delta u_t + \Delta \xi_{i,t} \quad (25)$$

$$= -\omega \beta_i A \sin(\omega t + \phi) + \beta_i \Delta u_t + \Delta \xi_{i,t} \quad (26)$$

$$= \omega \beta_i A \cos\left(\omega\left(t + \frac{T}{4}\right) + \phi\right) + \beta_i \Delta u_t + \Delta \xi_{i,t} \quad (27)$$

$$= \tilde{A} \cos\left(\omega\left(t + \frac{T}{4}\right) + \phi\right) + \Delta \tilde{\varepsilon}_{i,t} \quad (28)$$

donde $\tilde{A} = \omega \beta_i A$ y $\tilde{\varepsilon}_{i,t} = \beta_i u_t + \xi_{i,t}$. De esta manera, notando que $\Delta \tilde{\varepsilon}_{i,t} \sim N(0, \tilde{\sigma}_{i,t})$, se concluye que $\Delta y_{i,t}$ también corresponde a un MAS con ruido, y por ende el indicador de sincronía, que es tal que:

$$SiB_t = SiB(\{\Delta y_{i,t} \mid i = 1, \dots, n\}) \quad (29)$$

exhibe un comportamiento cíclico y adelanta al indicador agregado en un cuarto de periodo ($T/4$). En términos sencillos, dadas la propiedades del MAS, la pendiente máxima de la dinámica de Y_t ocurre un cuarto de periodo antes de observar su nivel máximo. En este contexto, si la pendiente máxima (mínima) domina al componente estocástico, entonces el SiB se aproximará a 1 (-1), adelantando a la variable de interés. ■

La proposición anterior contextualiza el uso del SiB con variables de comportamiento cíclico y pone en evidencia su adelanto con respecto a indicadores agregados. La Figura 4 muestra al SiB utilizando la caracterización dada en (18), para un set dado de parámetros y con Δx_t siguiendo un MAS; quedando a la vista el comportamiento cíclico del indicador de sincronía.

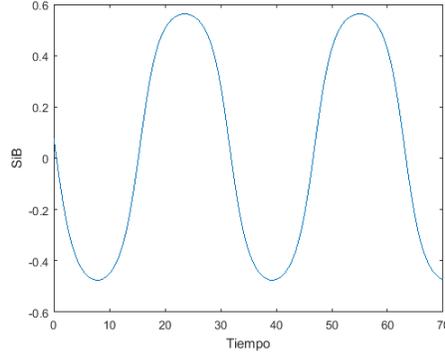


Figura 4: SiB dado por (18) con Δx_t cíclico.

5 Principales características

Típicamente, se ha utilizado el co-movimiento como un indicador de riesgo de variables financieras (Acharya (2009), Binici et al. (2013)) y como indicador de riesgo sistémico de la banca (Rodríguez-Moreno & Peña (2011)), basándose en las correlaciones temporales de las variables de los bancos (e.g. retornos). El indicador SiB entrega información similar al co-movimiento, pero apoyándose en la detección de variaciones sincronizadas, entre los bancos, en las variables de interés.

En este contexto, el indicador SiB presenta una serie de ventajas sobre otros indicadores. En primer lugar, al ser presentado directamente en forma de ratio, el SiB se interpreta como el excedente de bancos que exhiben variaciones significativas en la variable de interés en la dirección de cambio predominante (si existe). Asimismo, el indicador no sólo muestra la dirección en la cual se producen cambios (signo), sino que también el grado de sincronía en el sistema (magnitud). Adicionalmente, el indicador se encuentra en el rango de $[-1, 1]$ y, por construcción, elimina los efectos de posibles outliers de las series.

Además, el uso de series de tiempo se restringe sólo a la seguida por la variable de interés, simplificando así el tratamiento y presentación de la información. Sin embargo, esto también exige cuidados adicionales en el modelamiento, primero en la elección discrecional del umbral de tolerancia h , ya que pequeños cambios en este pueden llevar a conclusiones engañosas basadas en el indicador. Y por otro lado, también hay que tener cautela en la elección del largo de los periodos ($t_i - t_{i-1}$) a considerar: periodos muy cortos son más ruidosos y no filtran por una posible estacionalidad de la variable; contrariamente, si se consideran periodos muy largos, los resultados podrían ser poco representativos del comportamiento del sistema ya podrían no tomarse en cuenta variaciones significativas ocurridas entre instantes de muestreo.

Otro punto favorable para el *SiB* frente a indicadores de co-movimiento, es que no se requieren estimadores de covarianza. El cálculo de la dinámica de las covarianzas es altamente sensible a la metodología utilizada y actualmente no existe un consenso sobre cuál de ellas es mejor. En este sentido, el indicador de sincronía se desmarca de esta dificultad, aportando información más objetiva. Lo anterior hace, además, que no sea necesario definir una forma en particular de agregación de las covarianzas de los bancos en un solo indicador.

A lo anterior se suma lo expuesto por las proposiciones 1 y 2 de la sección precedente: El *SiB* se comporta cíclicamente si los factores sistémicos también lo hacen, adelantándose al indicador agregado correspondiente, y entregando así una nueva manera de anticipar crisis o periodos de inestabilidad en el sistema bancario. Además, las fluctuaciones y precisión del indicador dependen de factores tanto sistémicos como idiosincráticos, lo que concuerda con el análisis cualitativo.

Sin embargo, es importante destacar que para tener un diagnóstico fiel y robusto del sistema, se hace necesario contar un número razonable de bancos, lo cual no representa un problema para grandes economías, pero que ocasiona un grado de incertidumbre considerable en economías con sistemas bancarios de tamaño reducido.

6 Análisis empírico

Existen diversos indicadores financieros que intentan medir los riesgos del sistema bancario (Alegria et al. (2013), Nkusu (2011) y Fernandez et al. (2015)). Por ejemplo, en relación al riesgo de crédito, se utilizan indicadores como el índice de mora, el índice de cartera vencida, el índice de provisiones o el índice de castigos, entre otros; sin existir un consenso sobre cuál de ellos es una mejor medida. En esta misma línea, existe un reciente desarrollo de medidas que, además de cuantificar el riesgo, incorporan la heterogeneidad del sector económico en el portafolio agregado de créditos de los bancos (el índice de cuota impaga por sector o ICI). Sin embargo, aún queda pendiente considerar la heterogeneidad del comportamiento al interior del sistema bancario.

En la Figura 1, se observa que existe un retraso entre la situación de la economía (periodo de crisis) y los indicadores agregados de riesgos. Cabe señalar que el índice de mora es una medida estándar de riesgo de crédito, el cuál considera el total de la operación con alguna cuota atrasada por más de 90 días. No obstante, esta serie está disponible a partir del 2009, por lo que no logra capturar al menos un ciclo. Por su parte, el índice de provisiones representa un esperado del incumplimiento futuro, en cuanto los mencionados anteriormente recogen la materialización del riesgo. Sin embargo, el ratio de mora tiene una mayor correlación con el índice de cartera vencida, la cual solo considera la cuota atrasada, pero cuya serie es más larga.

Es por este motivo que centraremos nuestro análisis en la serie de cartera vencida. Aunque, a pesar de todo lo anterior, estos indicadores muestran una dinámica muy similar.

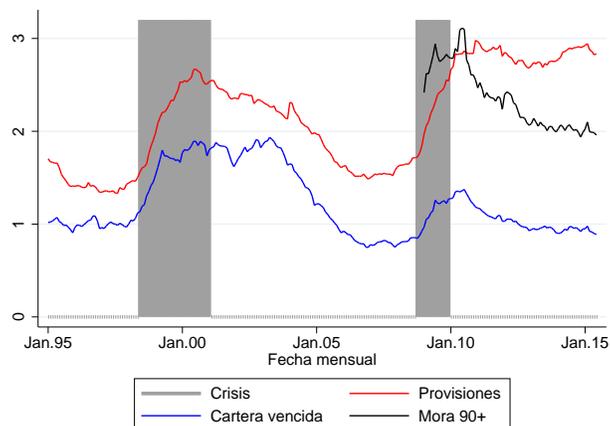


Figura 1: Indicadores agregados de riesgo del total de colocaciones (%).

6.1 Comparaciones mediante ajuste de series

Luego de la formulación teórica del indicador de sincronía bancaria y el estudio de algunas de sus propiedades, el *SiB* ha sido también testeado de manera empírica usando datos del sistema bancario chileno. Una variable de interés que ha cobrado relevancia en la modelación del riesgo de crédito en el sistema bancario chileno es el Índice de Cartera Vencida comercial (ICV), el cual se define como el stock de cartera vencida (a 90 días) normalizado por el total de colocaciones. Formalmente:

$$ICV_t = \frac{CV_t}{L_t} \quad (30)$$

Donde CV_t es el stock de cartera vencida al instante t y L_t corresponde al stock de colocaciones en t .

Para el caso de la cartera comercial, la Figura 5 muestra la evolución del indicador, ICV_t , entre los años 1998 y 2015, junto con intervalos de confianza de 75% y 95% y los periodos de crisis destacados. Se puede identificar en este un comportamiento ondulatorio.

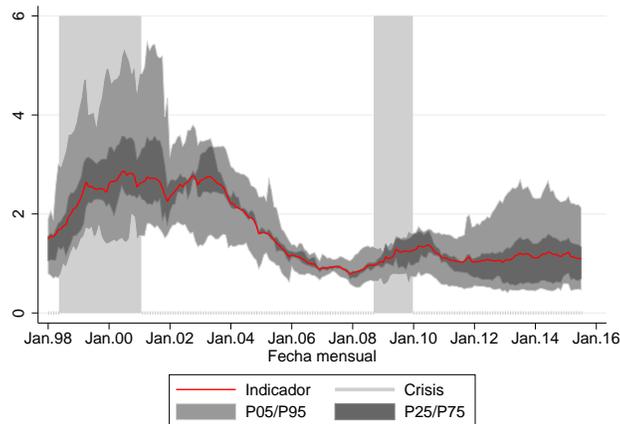


Figura 5: Evolución del ICV comercial entre 1998 y 2015.

Además se observa que este indicador toma valores altos luego del inicio de periodos críticos. De la misma forma, el nivel alcanzado en el primer periodo crítico mostrado es inferior que en el segundo, por lo que no sería posible detectar los periodos de crisis tan solo con los niveles observados del ICV_t .

La Figura 6 además incluye el indicador SiB para el índice de cartera vencida comercial. Aquí, el desfase mostrado por la proposición 2 se hace visible a grandes rasgos.

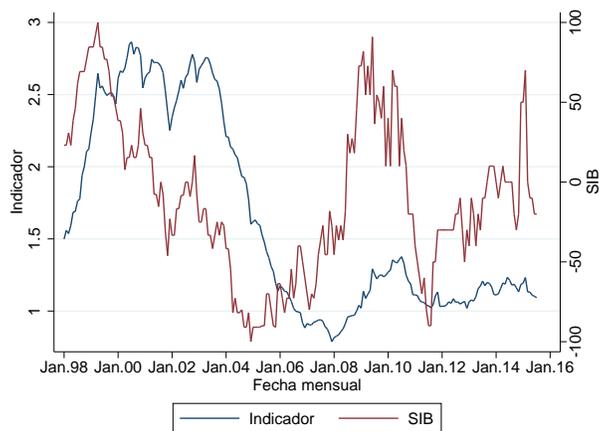


Figura 6: ICV comercial y su respectivo SiB .

Cabe destacar de la figura anterior que además el indicador de sincronía amplifica los

movimientos del indicador de riesgo agregado. Esto puede resultar particularmente interesante, ya que, una variable agregada relativamente estable o que ha reducido su amplitud podría dar señales de niveles acotados de riesgo. En este sentido, el *SiB* informa del movimiento relativo de los participantes, aportando información no observable a nivel agregado.

A partir de estas series, se estiman movimientos armónicos simples que mejor se ajusten tanto al indicador ICV_t (Figura 7A) como al *SiB* (Figura 7B). Para el primero se obtiene un periodo de 180 meses y fase inicial de -4 , y para el segundo, un periodo de 139 meses y una fase de 19.

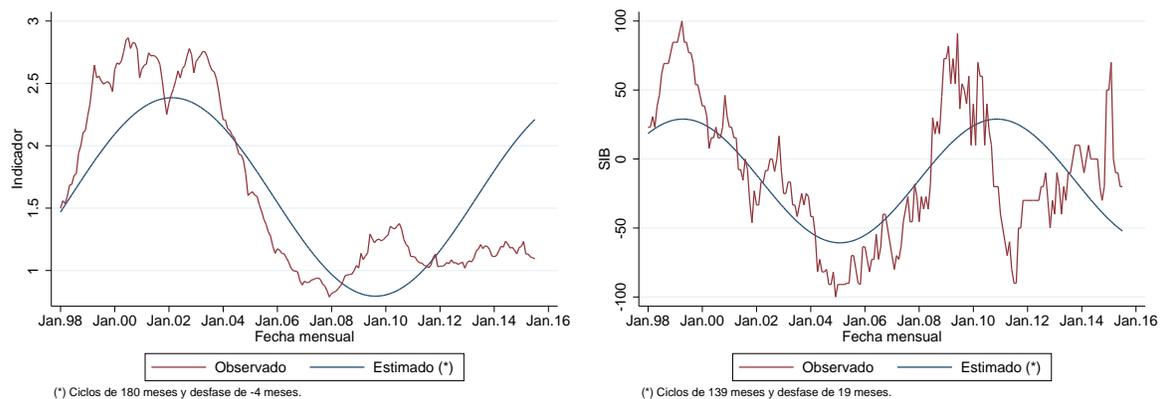


Figura 7: Series de tiempo y estimaciones para ICV_t y *SiB*.

De esta manera, superponiendo las estimaciones anteriores, el desfase queda en evidencia (Figura 8). Sin embargo, tomando en cuenta que los periodos estimados difieren de manera no despreciable, una aproximación válida de desfase entre ambas curvas es válido sólo para periodos cortos de tiempo.

Sin embargo, es razonable intuir que tanto la amplitud como la frecuencia del indicador puede cambiar en el tiempo. Por tanto, una estimación de la serie por tramos muy largos, podría no estar identificando correctamente la dinámica asociada. Es por esto, que en el caso del indicador ICV , la muestra ha sido separada en dos periodos: 1998-2004 y 2005-2015: De esta forma, es posible obtener una mejor aproximación del los ciclos (Figura 9).

En la Figura 9A se muestran las curvas estimadas para el primer periodo, obteniéndose para el ICV y el *SiB* periodos de 180 y 145 meses, respectivamente. Análogamente, en la Figura 9B se aprecian ciclos de 56 meses para el ICV y de 73 para el *SiB*. Cabe destacar la notable mejora en la calidad de la estimación, especialmente para el segundo periodo.

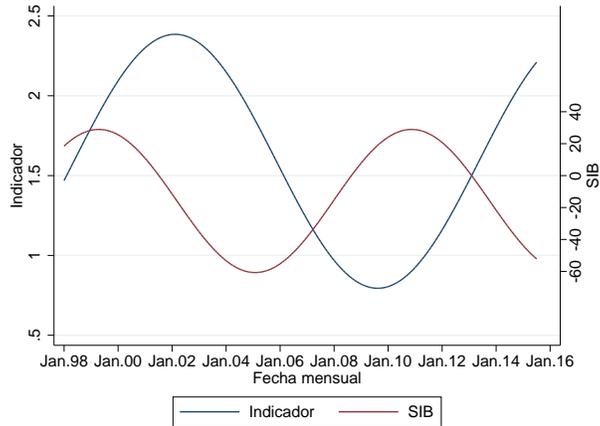


Figura 8: Estimaciones del indicador agregado y del *SIB*.

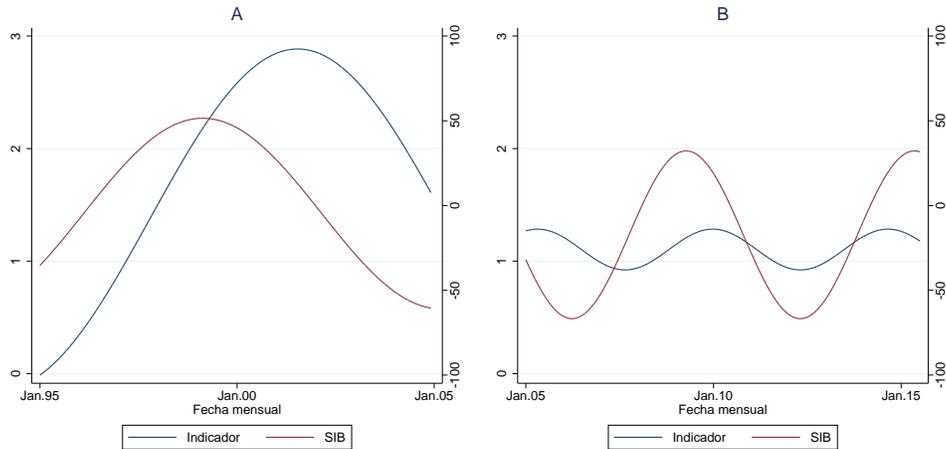


Figura 9: Comparación indicadores en 2 periodos.

No obstante, cabe señalar que, empíricamente, el *SIB* no se comporta de la misma manera con todas las variables de interés. Por ejemplo, en el caso del indicador de *MORA+90* (ratio de préstamos impagos por más de 90 días sobre el las colocaciones) se obtienen ciclos de 180 meses para el indicador agregado y de 65 meses para el *SIB* (Figura 10).

La diferencia en la duración de estos ciclos se puede deber a la presencia de ciclos más largos (aprox. 14 años), pero que no están siendo identificados en la estimación por tener relativamente pocos años de datos disponibles. Por ello, se obtienen estimaciones muy volátiles y, por

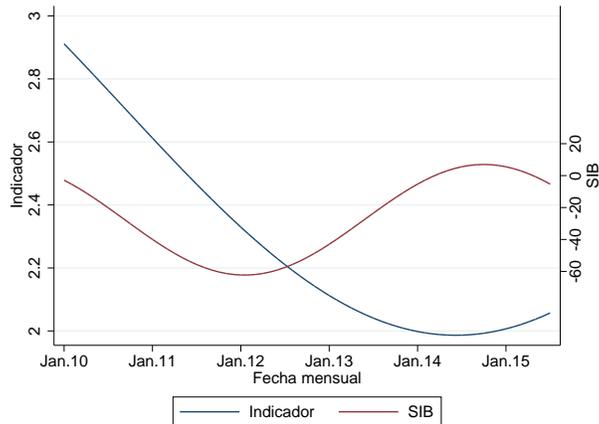


Figura 10: Comparación indicadores.

ende, conclusiones imprecisas. Otra dificultad en el cálculo se debe al tamaño reducido del sistema bancario chileno, como fue expuesto en la sección anterior. Sin embargo, la utilización de SiB no requiere de la estimación de ciclos o de la identificación de factores comunes (x_t).

7 Relaciones y determinantes de indicadores de riesgo

Siguiendo con el ejemplo del análisis anterior, también se han usado datos del sistema bancario chileno para determinar qué variables logran explicar de manera satisfactoria tanto al SiB como al ICV , incluyendo en el análisis tanto rezagos como adelantos.

Relación ente ICV y SiB

En primer lugar, con el fin de determinar empíricamente el desfase entre SiB e ICV sugerido por la Proposición 2, se estudia el siguiente modelo con variable dependiente rezagada:

$$ICV_t = \beta_{0,i} + \beta_{1,i} \cdot SiB_{t-i}^{COM} + \varepsilon_t \quad (31)$$

Del cual se obtienen, para rezagos $i = 1, 2, \dots$, los resultados presentados en la siguiente figura.

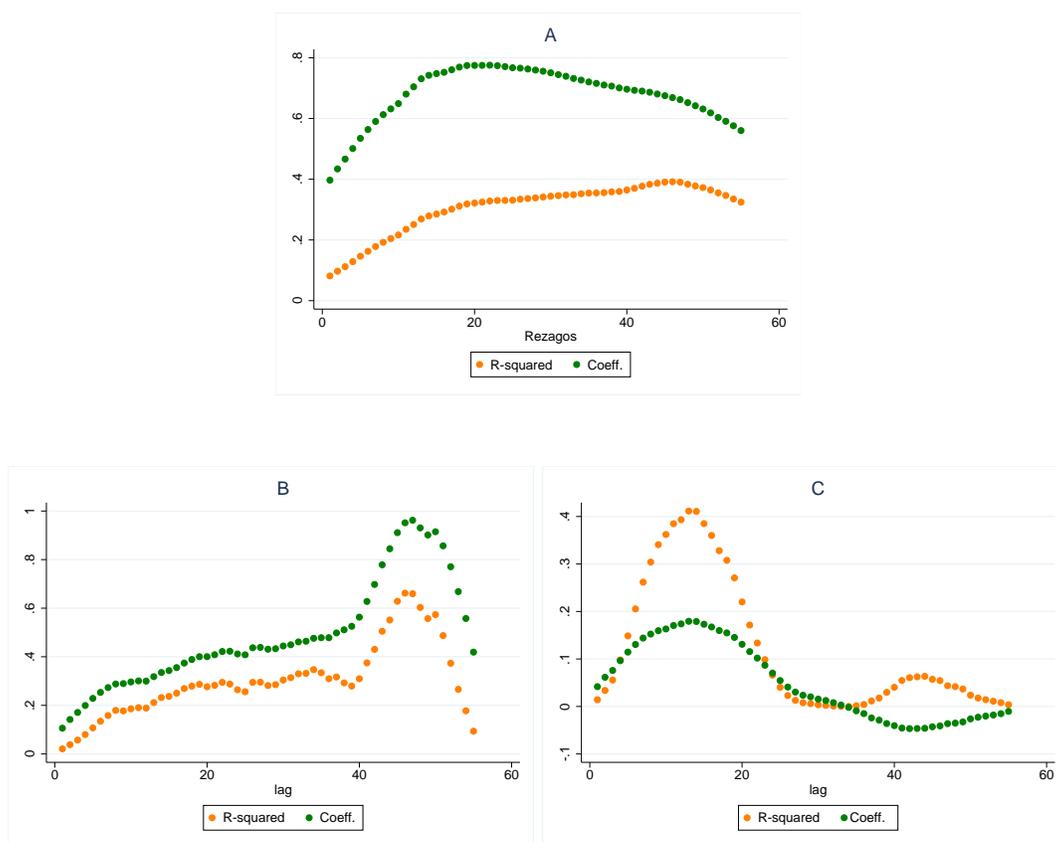


Figura 11: R^2 y $\alpha_{1,i}$ en función de rezagos para modelo (34).

En la Figura 11.A se muestran el coeficiente que acompaña a SiB ($\beta_{0,i}$) y el coeficiente de determinación (R^2) resultantes de (34) para distintos rezagos y considerando periodos entre 1998 y 2015. Se aprecia que el SiB influye más en el ICV con un rezago de 21 meses (máximo coeficiente), sin embargo, los datos se ajustan mejor al modelo con un rezago de 46 meses, lo cual corresponde a prácticamente 1/4 de ciclo del indicador ICV, según lo estimado en la parte anterior. Sin embargo, en esta etapa estamos considerando que la frecuencia de los ciclos es constante durante todo el periodo.

Por lo tanto, se divide la muestra en dos periodos con el fin de mejorar el ajuste⁴, lo que se retrata en la Figura 11.B y Figura 11.C, para el primer y segundo periodo respectivamente, quedando a la vista que tanto el R^2 como el coeficiente de la regresión son óptimos para un mismo rezago: 46 meses para el primero y 13 para el segundo, lo cual coincide con el rezago

⁴De la misma forma, otra opción es considerar una estructura en la dinámica de la duración de los ciclos. Sin embargo, ello escapa de los objetivos de este documento.

predicho de 1/4 de periodo, al considerar el los periodos del *ICV* estimados en la sección anterior. Estos resultados son consistentes con los del análisis previo, ya que ambos métodos ponen en evidencia el desfase entre indicadores.

Determinantes de indicadores de riesgo

Dado (1), el indicador Y_t responde a factores x_t , cuya identificación no es necesaria para el cálculo del *SiB*. Asimismo, el *SiB* está definido por los movimientos individuales de $y_{i,t}$, tal como se ve en (4), por lo que también está influido por los mismos factores x_t de forma indirecta. A pesar de ello, es relevante indagar el rol de los determinantes agregados y su influencia en los indicadores de riesgo.

Luego de explorar dentro de un set amplio de variables, se proponen modelos que intentan explicar tanto el SiB^{ICV} como el *ICV* de la cartera comercial, bajo un marco común. Estos consideran como variables explicativas, tanto indicadores macroeconómicos como del sistema bancario. Para $I \in \{SiB^{ICV}, ICV\}$, los modelos elegidos tienen la siguiente estructura:

$$\begin{aligned} \Delta I_t = & \alpha + \beta_1 \cdot r_{t+l_1}^{UF1a3m} + \beta_2 \cdot \log(IMACEC_{t+l_2}^{YoY}) \\ & + \beta_3 \cdot TC_{t+l_3}^{YoY} + \alpha_4 \cdot \text{Petróleo Brent}_{t+l_4}^{YoY} + \beta_5 \cdot IAC_{t+l_5}^{YoY} + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (32)$$

Donde r^{UF1a3m} corresponde a la tasa de colocación en UFs de 1 a 3 meses, *IMACEC* representa la serie desestacionalizada del indicador IMACEC, *Petróleo Brent* es el precio del petróleo tipo Brent y el IAC corresponde al Índice de Adecuación de Capital. Por otro lado, la notación $Variable_{t+l}^{YoY}$ indica variación anual (*YoY*) de *Variable* en el periodo t y con rezago l (> 0 define adelanto), siendo elegidos de tal manera que los datos se ajusten lo mejor posible a los modelos, maximizando el R^2 y manteniendo un número acotado de adelantos o rezagos.

Tal como se observa en (32), se han aplicado primeras diferencias a los indicadores de riesgo (I). Esto debido a que tanto el *ICV* como el *SiB* aparentemente tienen un alto grado de persistencia y los tests de raíz unitaria no permiten descartar su presencia⁵.

Por otro lado, debido a que es una medida de riesgo materializado, es de esperar que el *ICV* reaccione de manera rezagada a las variables macro-financieras (i.e. $l < 0$), mientras que el *SiB*, al adelantar al *ICV* en varios períodos - tal como se muestra en secciones anteriores - sea el reflejo de las expectativas agregadas que los bancos se forman sobre estas variables (i.e. $l > 0$).

⁵De todas formas se debe considerar que de contar con una ventana más larga de tiempo para las series, es posible que dicho resultado se disipe, dado que se observaría el comportamiento cíclico intrínseco de las variables

La Tabla (1) presenta los resultados de las regresiones para el modelo planteado en (32). Se puede apreciar que r^{UF1a3m} tiene una relación positiva con ambos indicadores de riesgo, lo cual se debe al premio por riesgo contenido en las tasas. Sin embargo, la relación pierde significancia estadística para el *SiB*. Por otro lado, el coeficiente de la actividad económica, medida por el *IMACEC*, indica que una mejora en la actividad económica (actual o futura) disminuye el riesgo de crédito medido por los indicadores. Se destaca además que tiene alta significancia estadística para algunos períodos donde hay un mejor ajuste de las series de riesgo. La regresión además controla por variaciones del tipo de cambio (como factor macro local) y del precio del petróleo (como factor macro global), pero los coeficientes resultan no ser estadísticamente significativos.

El porcentaje de varianza explicada en los distintos modelos presentados - medido por el R^2 - indica que el ajuste es significativamente mejor para la primera ventana de datos definida en la sección de ajuste de series. Ello confirma la apropiada selección, basada en la inspección de los datos. Por otro lado, el R^2 es más bajo para las regresiones de la segunda ventana, posiblemente debido a una mayor variabilidad de las variables dependientes o indicadores de riesgo. A pesar de ello, los determinantes del riesgo altamente significativos en el caso del ICV.

Tabla 1: **Determinantes de indicadores de riesgo**

	l	Δ Índice de cartera vencida (ICV)			l	Δ Sincronía Bancaria (SiB)		
		2000-2015	2000-2004	2005-2015		2000-2015	2000-2004	2005-2015
r_{t+l}^{UF1a3m}	-3	0,006 [3.63]*	0,011 [2.89]*	0,004 [2.26]**	6	0,001 [0.24]	0,005 [1.36]	0,006 [0.45]
$\log(IMACEC_{t+l}^{YoY})$	0	-0,841 [1.87]***	-0,494 [0.65]	-0,881 [1.80]***	2	-2,015 [1.83]***	-1,65 [2.04]**	-1,906 [0.86]
TC_{t+l}^{YoY}	0	0,066 [1.48]	0,115 [1.56]	0,065 [1.16]	1	-0,022 [0.18]	-0,14 [1.09]	0,238 [0.97]
$Petroleo\ Brent_{t+l}^{YoY}$	0	0,017 [1.23]	0,022 [1.15]	0,02 [1.20]	0	0,002 [0.05]	-0,017 [0.77]	0,078 [0.86]
Constant		-0,027 [2.13]**	-0,077 [2.34]**	-0,011 [0.94]		0,026 [0.81]	-0,016 [0.53]	0,006 [0.08]
N		211	87	124		203	83	120
R^2		0,16	0,24	0,12		0,02	0,07	0,04

*** p<0.1; ** p<0.05; * p<0.01

Tomando en cuenta los resultados obtenidos en el intento por explicar los indicadores *SiB* e *ICV*, queda a la vista la dificultad empírica que presenta modelar este tipo de variables utilizando técnicas estándar de análisis de datos, con lo cual queda al descubierto el potencial de los indicadores de riesgo, como ratios de sencilla formulación que reflejan (ICV) o anticipan

(*SiB*) periodos de inestabilidad. En particular, para el *SiB* se puede notar que la significancia estadística de las regresiones es especialmente baja, y las variables macro estándar para explicar el riesgo de crédito resultan no ser significativas en la ventana temporal más reciente. Esto en contraste con el ICV que presenta una alta significancia en los coeficientes asociados a la tasa de interés y actividad económica, para el mismo período. Además, recordemos que como se ha revisado, el *SiB* tiene una correlación positiva y estadísticamente significativa con el riesgo de crédito medido por el ICV. Con todo, se puede inferir que la riqueza de información para que el SIB refleje el riesgo de crédito proviene de la heterogeneidad en la percepción y políticas de las instituciones frente a la realidad macroeconómica, algo que en el caso del ICV se pierde con el procedimiento de agregación.

8 Comentarios finales

Se ha propuesto, para el análisis de riesgo en el sistema bancario, el indicador *SiB*. Este presenta propiedades útiles, entre las cuales se encuentran la anticipación de peaks de riesgo para ciertas variables de interés, su fácil interpretación y la entrega de una dirección de evolución del riesgo.

A modo de ejemplo y como aplicación al monitoreo bancario - según el *SiB* aplicado a la cartera vencida y mora comercial - se encuentra que el indicador anticipa en más de un año el período de fragilidad y aumento de impagos experimentado por la banca en torno a la crisis financiera global, pues se observa que previo al evento, una mayor proporción de bancos incrementó el indicador de cartera vencida y se movieron con mayor sincronía.

Por otro lado, a pesar que pruebas empíricas llevadas a cabo permiten comprobar las ventajas del indicador como anticipador de riesgos, siendo consistente con lo planteado teóricamente, aún se puede profundizar en las propiedades y potencialidades adicionales del indicador. Por ejemplo, para cuantificar la sincronía de la actividad o precios en mercados, tal como el inmobiliario o crediticio, y la relación entre ellos.

9 Referencias

Acharya, V. (2009). A Theory of Systemic Risk and Design of Prudential Bank Regulation. *Journal of Financial Stability*, 5, pp. 224–255.

Abarca, A., Alarcón, F., Pincheira, P. & Selaive, J. (2007). Tipo de cambio Nominal Chileno: Predicción en Base a Análisis Técnico, Central Bank of Chile, Working Paper No. 425.

Adrian, T. & Brunnermeier, M. (2016). CoVaR. *American Economic Review*, Vol. 106, No. 7, pp. 1705-1741.

Alegría, A., Alfaro, R. & Saavedra, C. (2013). Comportamiento de No Pago en Créditos de Consumo: Indicadores y Determinantes, Central Bank of Chile, Working Paper No. 699.

Barberis, N., Shleifer, A. & Wurgler, J. (2005). Comovement, *Journal of Financial Economics*, V. 75, I. 2, pp. 283-317.

Bikhchandani, S. & Sharma S. (2001). Herd Behavior in Financial Markets. *International Monetary Fund, IMF Staff Papers*, Vol. 47, No. 3.

Binici, M., Köksal, B. & Orman, C. (2013). Stock return comovement and systemic risk in the Turkish banking system. *Central Bank of the Republic of Turkey, Working Paper No. 13/02*.

Borio, C. (2014). The financial cycle and macroeconomics: What have we learnt?. *Journal of Banking & Finance*. Vol. 45, pp. 182-198.

Burns, A. & Mitchell, W. (1946). *Measuring Business Cycles*. New York, National Bureau of Economic Research.

Cerutti, D. & Dell'ariccia, G. (2013). Housing Finance and Real-Estate Booms: A Cross-Country Perspective. *Journal of Financial Stability*. Vol. 13, I. 3, pp. 300- 319.

Claessens, S. Kose, M. & Terrones, M. (2011). Financial Cycles: What? How? When?. *International Monetary Fund. Working Papers No. 11/76*.

Claessens, S. Kose, M. & Terrones, M. (2012). How Do Business and Financial Cycles interact?. *Journal of International Economics*, Vol. 87, I. 1, pp.178-190.

Danielsson, J. & Shin, H. (2002). Endogenous Risk. *London School of Economics*. Available at <http://www.riskresearch.org>.

Drehmann, M., Borio, C. & Tsatsaronis, K. (2011). Anchoring countercyclical capital buffers: the role of credit aggregates, *Bank for International Settlements, BIS Working Paper No. 355*.

Fernández J., Roje, P. & Vasquez, F. (2015), *Indicador de no pago de empresas basado en datos administrativos*, Central Bank of Chile, Mimeo.

Forbes, K. & Rigobon, R. (2002). No contagion, only interdependence: measuring stock market co-movements. *Journal of Finance*. Vol. 57 I. 5, pp. 2223–2261.

- Francis, B., Hasan, I., Song, L. & Yeung, B. (2012). What determines bank stock price synchronicity? Global evidence. Discussions Papers, Bank of Finland.
- Harding, D. & Pagan, A. (2002a). Dissecting the cycle: a methodological investigation. *Journal of Monetary Economics*. Vol. 49, I. 2, pp. 365-381.
- Harding, D. & Pagan, A. (2002b). A Comparison of two business cycle dating methods. *Journal of Economic Dynamics and Control*, vol. 27, I. 9, pp. 1681-1690.
- Moore, H. (1914). *Economic Cycles: Their Law and Cause*, Columbia University.
- Morck, R., Yeung, B. & Yu, W. (2000). The Information Content of Stock Markets: Why Do Emerging Countries Have Synchronous Stock Price Movements. *Journal of Financial Economics*, vol. 58, I.1-2, pp. 215-260.
- Nkusu, M. (2011). Nonperforming Loans and Macroeconomic Vulnerabilities in Advanced Economies. IMF Working Paper No 11/161.
- Powell, A. & Martinez, J. (2008). On emerging economy sovereign spreads and ratings, Inter-American Development Bank Working Paper No. 530.
- Rodríguez-Moreno, M. & Peña, J. (2013). Systemic risk measures: the simpler the better?, *Journal of Banking & Finance*, Vol.37, I. 6, pp. 1817-1831.
- Stock, J. & Watson, M. (1989). New Indexes of Coincident and Leading Economic Indicators. NBER Macroeconomics Annual 1989, Volume 4, 1989, pp 351-409.

<p align="center">Documentos de Trabajo Banco Central de Chile</p>	<p align="center">Working Papers Central Bank of Chile</p>
<p align="center">NÚMEROS ANTERIORES</p>	<p align="center">PAST ISSUES</p>
<p>La serie de Documentos de Trabajo en versión PDF puede obtenerse gratis en la dirección electrónica: www.bcentral.cl/esp/estpub/estudios/dtbc.</p>	<p>Working Papers in PDF format can be downloaded free of charge from: www.bcentral.cl/eng/stdpub/studies/workingpaper.</p>
<p>Existe la posibilidad de solicitar una copia impresa con un costo de Ch\$500 si es dentro de Chile y US\$12 si es fuera de Chile. Las solicitudes se pueden hacer por fax: +56 2 26702231 o a través del correo electrónico: bcch@bcentral.cl.</p>	<p>Printed versions can be ordered individually for US\$12 per copy (for order inside Chile the charge is Ch\$500.) Orders can be placed by fax: +56 2 26702231 or by email: bcch@bcentral.cl.</p>

DTBC – 840

The impact of interest rate ceilings on households' credit access: evidence from a 2013 Chilean legislation

Carlos Madeira

DTBC – 839

On Corporate Borrowing, Credit Spreads and Economic Activity in Emerging Economies: An Empirical Investigation

Julián Caballero, Andrés Fernández, Jongho Park

DTBC – 838

Adverse selection, loan access and default in the Chilean consumer debt market

Carlos Madeira

DTBC – 837

The Persistent Effect of a Credit Crunch on Output and Productivity: Technical or Allocative Efficiency?

Patricio Toro

DTBC – 836

Sectoral Transitions Between Formal Wage Jobs in Chile

Rosario Aldunate, Gabriela Contreras, Matías Tapia

DTBC – 835

Misallocation or Misspecification? The Effect of “Average” Distortions on TFP Gains Estimations

Elías Albagli, Mario Canales, Antonio Martner, Matías Tapia, Juan M. Wlasiuk

DTBC – 834

Forecasting Inflation in a Data-rich Environment: The Benefits of Machine Learning Methods

Marcelo Medeiros, Gabriel Vasconcelos, Álvaro Veiga, Eduardo Zilberman

DTBC – 833

XMAS: An Extended Model for Analysis and Simulations

Benjamín García, Sebastián Guarda, Markus Kirchner, Rodrigo Tranamil

DTBC – 832

Extracting Information of the Economic Activity from Business and Consumer Surveys in an Emerging Economy (Chile)

Camila Figueroa y Michael Pedersen

DTBC – 831

Firm Productivity dynamics and distribution: Evidence for Chile using micro data from administrative tax records

Elías Albagli, Mario Canales, Claudia De la Huerta, Matías Tapia y Juan Marcos Wlasiuk

DTBC – 830

Characterization of the Recent Immigration to Chile

Rosario Aldunate, Gabriela Contreras, Claudia De la Huerta y Matías Tapia

DTBC – 829

Shifting Inflation Expectations and Monetary Policy

Agustín Arias y Markus Kirchner

DTBC – 828

Macroeconomic Effects of Credit Deepening in Latin America

Carlos Carvalho, Nilda Pasca, Laura Souza y Eduardo Zilberman

DTBC – 827

Determinants of Household Position within Chilean Wealth Household's Distribution

Felipe Martínez y Francisca Uribe

DTBC – 826

Revisiting the Exchange Rate Pass Through: A General Equilibrium Perspective

Mariana García-Schmidt y Javier García-Cicco

DTBC – 825

An Econometric Analysis on Survey-data-based Anchoring of Inflation Expectations in Chile

Carlos A. Medel



BANCO CENTRAL
DE CHILE

DOCUMENTOS DE TRABAJO • Septiembre 2019