

DOCUMENTOS DE TRABAJO



Indicador de Condiciones Bancarias para Chile

Marco Núñez - Miguel Angel Urbina

Nº 01/18 - Marzo 2018

Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras



Indicador de Condiciones Bancarias para Chile

Marco Núñez - Miguel Angel Urbina



La serie de Documentos de Trabajo es una publicación de la Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras de Chile (SBIF), cuyo objetivo es divulgar trabajos de investigación de carácter preliminar en el área financiera, para su discusión y comentarios. Estos trabajos son realizados por profesionales de esta institución o encargados por ella a terceros.

El objetivo de la serie es aportar a la discusión y análisis de temas relevantes para la estabilidad financiera y normativas relacionadas. Si bien los Documentos de Trabajo cuentan con la revisión editorial de la SBIF, los análisis y conclusiones en ellos contenidos son de exclusiva responsabilidad de sus autores.

The Working Papers series is a publication of the Chilean Superintendency of Banks and Financial Institutions (SBIF), whose purpose is to disseminate preliminary research in the finance area for discussion and comments. These works are carried out by professionals of the institution or entrusted by it to third parties.

The objective of the series is to contribute to the discussion and analysis of relevant topics for financial stability and related regulations. Although the Working Papers have the editorial revision of the SBIF, the analysis and conclusions contained therein are the sole responsibility of the authors.

Indicador de Condiciones Bancarias para Chile*

Marco Núñez N.** - Miguel Angel Urbina N.***

Dirección de Estudios
Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras

Marzo, 2018

RESUMEN

El objetivo de este trabajo es construir un indicador que permita resumir las condiciones macroeconómicas y financieras que son relevantes para el desempeño de la banca chilena. El seguimiento de estas condiciones ayuda al monitoreo y detección de riesgos que podrían afectar la estabilidad del sistema bancario. Un indicador compuesto fue estimado utilizando las metodologías de análisis de factores dinámicos y de componentes principales. Ambas técnicas han sido ampliamente usadas por bancos centrales, organismos internacionales y diversos estudios.

El indicador de condiciones bancarias (ICB) propuesto es un compuesto de tres subíndices o factores de riesgo: (i) liquidez y fondeo, (ii) riesgo de crédito y (iii) condiciones macroeconómicas. El factor de liquidez y de fondeo facilita la detección oportuna de vulnerabilidades en los bancos por tensiones de corto plazo en el financiamiento y cobertura de pasivos. El factor de riesgo de crédito captura las pérdidas potenciales originadas por contrapartes que no pueden cumplir sus obligaciones contractuales. Finalmente, el factor macroeconómico resume condiciones de la economía real.

En términos de resultados, el indicador propuesto refleja adecuadamente períodos históricos que han sido complejos para la banca chilena. Por ejemplo, durante la crisis financiera global 2008-2009, el indicador muestra un aumento en el riesgo de crédito y los costos de financiamiento en Chile. En lo más reciente, éste da cuenta de un debilitamiento de las condiciones macroeconómicas que ha sido compensado por condiciones favorables de liquidez y que en suma sostienen un escenario de normalidad, en términos históricos, para la banca chilena.

* Economistas de la Dirección de Estudios de la SBIF. Las opiniones del estudio, errores y omisiones son de exclusiva responsabilidad de los autores y no reflejan necesariamente la visión de la institución. Se agradecen los comentarios y sugerencias de Alfredo Pistelli, Nancy Silva y de un árbitro anónimo.

** manunez@sbif.cl

*** murbina@sbif.cl

ABSTRACT

The purpose of this paper is to build an indicator that summarizes macroeconomic and financial conditions relevant for the performance of the Chilean banking system. The monitoring of these conditions allows for identifying vulnerabilities and for detecting potential risks that could affect the stability of the banking system. A composite indicator was estimated through dynamic factor and principal component analysis. Both techniques are widely used by central banks, international organizations and researchers, to detect common patterns in a set of time series.

The proposed Banking Conditions Index (BCI) is a composite measure of three subindexes or risk factors: (i) liquidity and funding, (ii) credit risk and (iii) macroeconomics conditions. The liquidity and funding risk factor facilitates the opportune detection of short-term tensions in financing conditions and liabilities coverage. The credit risk factor allows for monitoring the risk of losses due to the incapacity of counterparties to fulfil their contractual obligations. Finally, the macroeconomic risk factor allows for monitoring the build-up of risks in the real economy.

In terms of results, the proposed index adequately reflects historical periods that have been complex for the banking system. For example, it shows an increase in credit risk and funding costs during the global financial crisis 2008-2009. For recent years the indicator confirms some deterioration in macroeconomic conditions. However, favorable liquidity and funding conditions offsets the less favorable macroeconomic conditions.

1. Introducción

Las crisis bancarias son costosas y muchas veces tienen implicancias sistémicas. De acuerdo a Laeven y Valencia (2013) el mundo experimentó 147 episodios de crisis bancarias sistémicas entre 1970 y 2011¹/. Considerando su impacto y relevancia económica, resulta importante que autoridades económicas y reguladores dispongan de indicadores que permitan el seguimiento de los factores que afectan el desempeño del sistema bancario y un adecuado monitoreo de las condiciones de riesgo. La relevancia de esto se confirma en la reciente crisis financiera global 2008-09. Como señala De Gregorio (2009), durante esta crisis el sistema financiero chileno registró un estrechamiento de las condiciones de liquidez, haciéndose evidente la necesidad de disponer de herramientas de seguimiento que permitiesen monitorear adecuadamente la situación y tomar decisiones oportunas para aminorar sus efectos negativos y propagación.

En este contexto, el objetivo de este trabajo es contribuir a un mejor seguimiento de las condiciones macroeconómicas y financieras que afectan el desempeño de la banca chilena, mediante la construcción de un indicador que resuma la información de diferentes variables fundamentales. La metodología se basa en lo realizado por el Banco Central de Alemania, que primero construye subíndices de riesgo basado en distintas dimensiones o factores, para facilitar la identificación del origen (o canal de transmisión) de las vulnerabilidades del sistema. Para determinar las variables relevantes de cada factor de riesgo se usa la técnica de análisis de componentes principales (PCA), que da cuenta de las variables que explican la varianza del sistema²/. Los subíndices y el Indicador de Condiciones Bancarias agregado (ICB) se estiman mediante la técnica de análisis de factores dinámicos (DFA)³/.

En cuanto a resultados, el indicador propuesto refleja adecuadamente períodos históricos que han sido complejos para la banca chilena. Es así como durante la crisis financiera global 2008-2009, el indicador muestra un aumento en riesgo de crédito y costo de financiamiento en Chile. En lo más reciente, en tanto, el indicador da cuenta de condiciones macroeconómicas desfavorables, las que son compensadas por condiciones de liquidez favorables, que soportan en el agregado un escenario de normalidad histórica para la banca.

Este trabajo constituye un avance hacia la adopción de técnicas utilizadas por otros supervisores bancarios en sus actividades de monitoreo habitual. Posterior al 2009, muchos organismos encargados de velar por la estabilidad financiera han incorporado éste tipo de indicadores en el seguimiento ya que permite resumir una gran cantidad de información en un único estadístico facilitando la detección de eventuales vulnerabilidades.

¹ /Laeven y Valencia (2013) definen una crisis bancaria como sistémica cuando: (i) Existe evidencia de tensión financiera significativa en el sistema bancario, reflejado en corridas bancarias, pérdidas y/o liquidación de instituciones financieras; y (ii) autoridades adoptan medidas de intervención bancaria significativas en respuesta a las pérdidas observadas.

² /Principal Components Analysis.

³ /Dynamic Factor Analysis.

La estructura del resto del documento es la siguiente. La segunda sección hace una breve revisión de la literatura, la tercera presenta la metodología utilizada para construir el indicador y sus componentes, la cuarta sección muestra los resultados y la quinta y última sección presenta las principales conclusiones.

2. Revisión de la literatura

Posterior a la crisis del 2009, gran parte de la literatura se enfocó en la búsqueda de herramientas que permitieran dar una respuesta oportuna de las autoridades económicas a eventos donde se incuben situaciones de riesgo.

Trabajos como los de Armendáriz y Ramírez (2015) y Holló et al. (2012) son solo alguno de los muchos esfuerzos realizados por investigadores en búsqueda de herramientas que sirvieran a estos propósitos. Todos estos trabajos se caracterizan por construir un único indicador que permita resumir las condiciones actuales de un conjunto de variables que se encuentran interconectadas entre sí.

Armendáriz y Ramírez (2015) construyen un Índice de Condiciones Financieras (ICF) para México mediante componentes principales usando 19 variables representativas de las condiciones financieras correspondientes al mercado bursátil, crediticio, cambiario, de bonos, de dinero, primas de riesgo y expectativas de inflación. Por su parte Holló et al (2012) agregan 15 medidas individuales de estrés del mercado financiero explotando el hecho que el estrés financiero es relevante desde el punto de vista sistémico en la medida que este se propague a otros sectores (como el sector real). El método de agregación se basa en la teoría de porfolio que considera el comovimiento temporal entre los subíndices permitiendo dar mayor ponderación a aquellas situaciones que permanecieron por mayor tiempo en varios mercados.

Posterior a los primeros estudios vino la etapa de adopción de los diversos supervisores y bancos centrales en sus procesos habituales. Si bien la base metodológica es la misma hay matices interesantes. El Fondo Monetario Internacional (FMI), la Reserva Federal de Chicago, el Banco de España y el Bundesbank, entre otros, utilizan índices de este tipo y los reportan y analizan en sus informes de estabilidad financiera (de difusión interna o externa).

La Reserva Federal de Chicago tiene dos índices de condiciones financieras (ICF): el primero captura la interacción entre las condiciones financieras y económicas y el segundo ajusta el índice por ciclo económico e inflación⁴. La Reserva Federal de St. Louis y Kansas utilizan el método de agregación de componentes principales. El Banco de España estima un indicador de riesgo sistémico con variables

⁴/Índice Nacional de Condiciones Financieras (National Financial Conditions Index) y el Índice Nacional ajustado de Condiciones Financieras (adjusted National Financial Conditions Index).

financieras y económicas, donde las primeras tienden a reaccionar previo a crisis financieras. El FMI construye índices para economías avanzadas y emergentes y los resultados son publicados en su informe de estabilidad financiera (Global Financial Stability Report⁵). El Bundesbank, en tanto, construye un indicador en dos etapas. Primero, estima un índice para un subconjunto de variables relacionadas (por ejemplo, liquidez y fondeo). Luego, estos grupos se agregan en un indicador agregado o global.

3. Metodología

Para la construcción de un indicador compuesto hay que considerar tres aspectos importantes: datos, métricas y método de agregación. Cada uno de ellos presenta diferentes desafíos y son determinantes claves de los resultados.

En materia de datos, los aspectos relevantes a considerar son la frecuencia, calidad y disponibilidad de información. El ideal es usar un indicador que facilite la detección de situaciones de riesgo en forma oportuna. En este sentido, aunque la información de alta frecuencia parece ser lo más adecuado, puede conducir a interpretaciones erróneas del indicador debido a que datos de alta frecuencia pueden presentar una mayor volatilidad, su calidad no siempre es la más apropiada, por ser generalmente de carácter preliminar (sujeta a revisiones), y su disponibilidad no siempre está asegurada. En tanto, los datos de baja frecuencia, en general, pasan por un proceso de revisión más exhaustivo por parte de la institución responsable de generar las estadísticas y su calendario de publicación es conocido por el público. Es necesario balancear estos aspectos para disponer un indicador que permita identificar cuando se están incubando riesgos en el sistema y no alertas que son parte de la volatilidad usual de las series que lo componen.

En tanto, la métrica se refiere al tipo de indicador o la transformación de datos considerada. Por ejemplo, si se desea usar el PIB como insumo para monitoreo de actividad, es necesario definir si se usará el crecimiento porcentual (anual, mensual o trimestral) o la brecha porcentual respecto al PIB tendencial. En este sentido, este trabajo considera las métricas que aparecen con mayor frecuencia en la literatura. No obstante, es común observar una amplia variedad de usos entre los distintos trabajos.

Finalmente, el método de agregación se refiere a la forma en que se combinan las distintas métricas consideradas para la generación de un indicador agregado. Para esto, este trabajo utiliza la metodología de factores dinámicos (DFA), la que requiere variables expresadas en la misma unidad de medida, por lo que los datos deben ser transformados para generar medidas estandarizadas o normalizadas. Se optó por normalizar las métricas, ya que esto permite preservar la magnitud relativa de las observaciones, aun cuando sobre pondera valores extremos o *outliers* en la muestra.

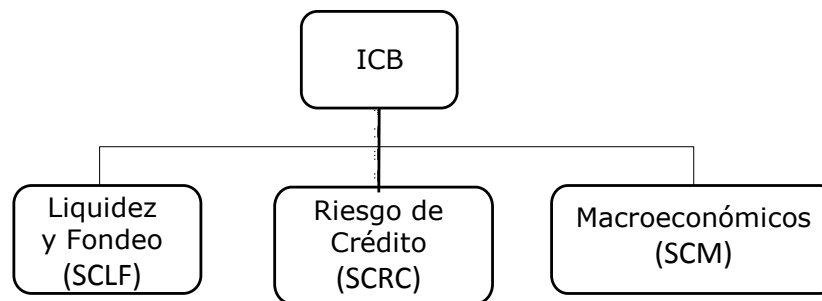
⁵/Para mayores detalles metodológicos ver IMF (2010).

3.1. Factores o componentes del Indicador de Condiciones Bancarias (ICB)

La construcción del índice compuesto se realiza en tres etapas: (i) se elige la frecuencia a trabajar, en este caso mensual; (ii) se construyen y seleccionan las métricas para cada factor mediante PCA y (iii) se agregan los indicadores para construir índice agregado con DFA.

Como muestra la Figura 1, el ICB se compone de tres subíndices: Condiciones de Liquidez y Fondeo (SCLF), Condiciones de Riesgo de Crédito (SCRC) y Condiciones Macroeconómicas (SCM). El SCLF incluye indicadores normativos de liquidez (como límites de descalces de plazos y la razón de cobertura de liquidez (RCL) y de costo de fondo, entre otros). El SCRC considera la tasa de morosidad y la brecha del ratio de crédito bancario a PIB, respecto a su tendencia de largo plazo, entre otros. Finalmente, el SCM está constituido por métricas que afectan a la economía en su conjunto. Cabe mencionar que el ICB considera variables a nivel de sistema y no a nivel de cada banco.

Figura 1: Factores de riesgo seleccionados para la construcción del ICB



Fuente: Elaboración propia

A diferencia de otros indicadores de estabilidad financiera, el ICB aquí propuesto incorpora dos factores de riesgo específicos del sector bancario: riesgo de crédito y de liquidez y fondeo. A continuación se describe con más detalle estos subíndices.

Subíndice de Condiciones de Liquidez y Fondeo (SCLF): captura la dinámica de variables que experimentan cambios de forma inmediata cuando el mercado percibe alguna dificultad en una entidad específica, una tensión en los mercados financieros o a nivel sistémico. Es, por lo tanto, un subíndice que también reacciona ante los cambios en las otras condiciones o subíndices. Existen diversos mecanismos a través de los cuales las condiciones de liquidez de los bancos pueden sufrir cambios, incluyendo plazos y costo de financiamiento y la disponibilidad de fondos, entre otros.

Subíndice de Condiciones de Riesgo de Crédito (SCRC): el riesgo de crédito representa el canal de transmisión a la banca de eventuales dificultades que se experimenten en el entorno macroeconómico. Es un factor de riesgo clave para los bancos comerciales, tal como evidenció la crisis de 2009, que se materializó en aumento de la morosidad y no pagos de los deudores en Estados Unidos y Europa. En la

práctica, el monitoreo frecuente de los supervisores se hace sobre un conjunto amplio de indicadores de productos de crédito. El SCRC complementa la visión de la supervisión al resumir en un único indicador las condiciones de riesgo de crédito del sistema bancario.

Subíndice de Condiciones Macroeconómicas (SCM): es el más común de los subíndices y se encuentra presente en la mayoría de los indicadores de condiciones financieras construidos por bancos centrales y reguladores. Las condiciones económicas tienen un impacto directo en la banca, aunque gran parte del tiempo con rezagos. Por ejemplo, una caída en la inflación afectará a aquellas posiciones activas que se reajusten y un relajo en la condiciones de financiamiento externo favorecerá a la banca local solo en la medida que renegocie o adquiera nueva deuda.

3.2. Metodología de estimación y agregación

En esta sección se describen los principales aspectos metodológicos usados en la construcción de subíndices y del indicador agregado. Como se señaló anteriormente, para agrupar diferentes variables en un solo indicador es práctica habitual usar la metodología de componentes principales. En nuestro caso utilizamos dos estimadores: análisis de factores dinámicos y componentes principales. Si bien, algunos autores utilizan indistintamente ambas técnicas para obtener un indicador compuesto, en este trabajo primero se seleccionaron las variables con PCA y luego se agruparon con DFA. Ambas técnicas sirven para contrastar los resultados.

Entre los trabajos precursores de los modelos de factores dinámicos se incluyen Geweke (1977), Sargent y Sims (1977), Stock y Watson (1998), Watson y Engle (1983) y Del Negro y Otrok (2008). Estos modelos se caracterizan por su flexibilidad, ya que permiten caracterizar co-movimiento de variables que admiten descomposiciones de los factores. El modelo de factor dinámico se basa en que la dinámica de cada serie se puede descomponer en dos componentes ortogonales.

El método de PCA determina qué variables son más relevantes para un sistema según su capacidad explicativa de la varianza conjunta. El estimador crea tantos componentes principales como número de series utilizadas⁶. Formalmente, partiendo de un conjunto de variables (x_1, x_2, \dots, x_p) , se puede construir una combinación lineal:

$$y_j = a_{j1}x_{j1} + a_{j2}x_{j2} + \dots + a_{jp}x_{jp} \\ = A_j'X$$

⁶ /El análisis de componentes principales es una técnica estadística que fue propuesta a principios del siglo pasado por *Karl Pearson* como parte del análisis de factores. Sin embargo, la complejidad de los cálculos retrasaron su desarrollo hasta la aparición de los computadores en la segunda mitad del siglo XX. Una descripción más detallada de esta técnica se puede encontrar en Escofier y Pages (1992).

Donde $A_j' = (a_{j1}, a_{j2}, \dots, a_{jp})$ es un vector y $X = \begin{bmatrix} x_1 \\ \dots \\ x_p \end{bmatrix}$. Finalmente, el problema se restringe a un problema de optimización en que se maximiza $VAR(y_j) = a_j' \Sigma a_j$ sujeto a la restricción $a_j' a_j = 1$

Los componentes principales resultantes no están correlacionados (son ortogonales) y se ordenan de manera descendente, de modo que el primer componente es la combinación lineal de variables que contiene la mayor varianza.

Esta técnica permite determinar la importancia de las variables de acuerdo a su comportamiento histórico, pues cuanto más correlacionada esté una variable con las demás, mayor es la ponderación que recibe en la construcción del índice. En ese sentido, un cambio pequeño en una variable relevante pesa más en el indicador que un cambio grande en una variable que es poco relevante.

El segundo método, DFA, asume que hay un factor no observable que es común a todas las variables, pero que se puede estimar mediante técnicas estadísticas^{7/}. La ventaja de ésta técnica es su flexibilidad, ya que se pueden incorporar diferentes tipos de variables. La estimación por DFA asume que cada serie se puede descomponer en dos componentes ortogonales: un factor latente que captura la dinámica colineal de todas las variables y un factor idiosincrático o de error, que captura los errores de medición o hechos que afectan a cada variable de manera independiente. Los coeficientes son estimados por máxima verosimilitud y Filtro de Kalman.

Formalmente, el factor (f_t) se relaciona con la dinámica de todas las variables y se puede estimar en base a sus propios rezagos:

$$\begin{aligned} y_t &= P f_t + Q x_t + u_t, \\ f_t &= R w_t + A_1 f_{t-1} + A_2 f_{t-2} + \dots + A_{t-p} f_{t-p} + v_t, \\ u_t &= C_1 u_{t-1} + C_2 u_{t-2} + C_{t-q} u_{t-q} + \epsilon_t, \end{aligned}$$

Donde y_t es el vector de variables dependientes, P , Q y R son matrices de parámetros, f_t vector de factor latente, x_t y w_t variables exógenas, u_t vector de error idiosincrático, A_t y C_t matriz de parámetros autocorrelacionados y u_t es el factor idiosincrático de cada variable.

En este trabajo utilizamos DFA, ya que consideramos que existe un factor latente común en todas las variables financieras, que se puede interpretar como un indicador del ciclo financiero y que no es observable directamente. El ciclo financiero no se traduce en una sola variable sino que es la dinámica y la interacción de muchas variables. Las ponderaciones utilizadas por este método son aquellas obtenidas del proceso de maximización y que explican, en mayor medida, el factor inobservable. De esta forma,

⁷ /Esta metodología también es de larga data y se remonta a lo propuesto por Sargent y Sims (1977), formalizado más tarde por Geweke (1977). Una descripción metodológica detallada puede encontrarse en Stock y Watson (1998).

DFA permite resumir en un único indicador variables que son usadas por bancos centrales y reguladores financieros sus actividades de monitoreo habitual (Brave y Butters, 2011).

Por otra parte, los índices de condiciones financieras se construyen típicamente a partir de los promedios ponderados de un conjunto de fundamentales del sistema financiero. Comúnmente, PCA es usado para ponderar cada fundamental (o variable) dada su habilidad para determinar la importancia individual dentro de un rango amplio de indicadores. El peso que recibe cada uno es consistente con la importancia histórica. Otra propiedad interesante de PCA es que permite realizar una descomposición de variables en función de los valores propios, lo que a su vez permite determinar las variables que más influyen en episodios complejos para la banca. Teniendo esto en cuenta, utilizamos PCA para seleccionar las variables y analizar el peso relativo de éstas en el indicador agregado, y DFA para encontrar el factor latente inobservable.

3.3. Datos y Selección de variables

Esta sección presenta la dinámica histórica de las principales variables incluidas en los subíndices y describe el proceso de selección de las variables consideradas (PCA) y composición de los subíndices.

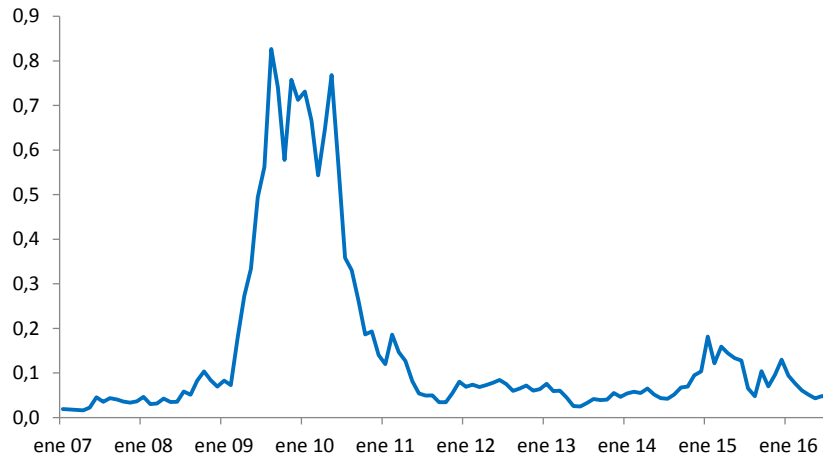
En materia de liquidez, una de las variables que mejor refleja condiciones complejas es el costo de fondo de los bancos. En general, se observa que cuando un activo se hace menos líquido, aumenta la brecha o spread entre los valores de compra y venta. Siguiendo esta idea, se considera el coeficiente de dispersión de Pearson de las tasas de interés del mercado secundario de los depósitos a plazo (DaP) (en general, la fuente de financiamiento más relevante). Si un banco presenta dificultades o se encuentra en una situación de mayor vulnerabilidad relativa se reflejará en el indicador. Por otra parte, si hay algún problema sistémico con la liquidez, la dispersión de las tasas de los depósitos a plazo aumenta ya que los bancos con una posición menos favorable tienden a ser más castigados por el mercado (mayores costos). Este resultado se observó en las crisis 2008-2009, donde algunos bancos experimentaron un aumento en la tasa de interés por sobre el promedio, a pesar que el problema era sistémico, lo que se traduce en aumento en la medida de dispersión.

La Figura 2 muestra la dinámica del indicador de dispersión de Pearson para las tasas de interés de los DaP del mercado secundario entre 2006 y 2016⁸. Posterior a la crisis *subprime*, entre abril de 2009 y agosto de 2010, el indicador de dispersión superó en casi 8 veces los valores históricos, reflejando que, a pesar de las rebajas en la tasa de interés de política monetaria y la implementación de programas de facilidades de liquidez por parte del Banco Central de Chile, la situación de liquidez fue más estrecha para algunas entidades. Así, la consideración de esta métrica aporta elementos adicionales que no se

⁸ /El coeficiente de dispersión toma valores entre 0 y 1. Si el coeficiente es próximo al 0, significa que existe poca variabilidad en los datos. En cambio, si tienden a 1 es una muestra dispersa.

observan al considerar únicamente la evolución de las tasas de interés de los DaP en el mercado primario, que registró una caída en el período.

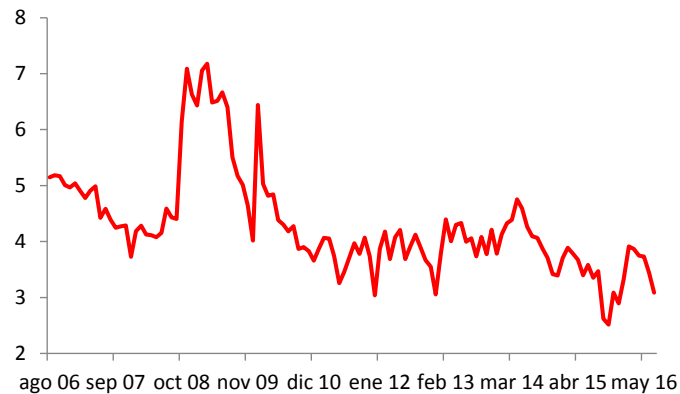
Figura 2: Coeficiente de dispersión de tasas de interés de depósitos a plazo en el mercado secundario



Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Bolsa de Valores de Santiago.

El spread entre la tasa de interés de colocaciones y captaciones es otra variable relevante para identificar condiciones de liquidez más estrechas. La intuición es que el “premio por liquidez” se traspasaría, en forma más que proporcional al aumento del costo de fondo, a la tasa de interés de los préstamos. No obstante, es importante consignar que dicha brecha también considera el premio por riesgo de crédito, lo que podría dificultar la identificación de la fuente de una vulnerabilidad del sistema (aunque no el índice global). La Figura 3 muestra el *spread* entre la tasa de interés de colocación y captación para todos los plazos. Al igual que la mayoría de los indicadores, durante la crisis *subprime* este diferencial se elevó de forma importante, mientras que en 2016 se mantuvo en niveles históricamente bajos, a pesar de la volatilidad.

Figura 3: Spread entre la tasa de interés de colocación y captación (*)
(Puntos porcentuales)



(*) Calculado como el promedio ponderado de los spreads en todos los plazos, en moneda nacional.
Fuente: Elaboración propia en base a datos de la SBIF.

Para el subíndice de riesgo de crédito se consideró una base de datos con 27 medidas de riesgo de crédito (para las carteras de crédito comercial, consumo e hipotecaria). Luego de la aplicación de PCA el conjunto se redujo a 5: la brecha entre el índice de mora de 90 días o más de la cartera comercial de sectores con tasa de impagos contra-cíclicos y su tendencia de largo plazo, la brecha del ratio crédito a PIB y su tendencia de largo plazo, la brecha de las colocaciones comerciales y su tendencia de largo plazo, el ratio de cartera vencida del crédito hipotecario y el crecimiento real anual de la cartera de consumo⁹/.

La brecha o desvío de tendencia del índice de morosidad de 90 días o más de la cartera comercial de sectores con tasa de impagos contra-cíclicos da cuenta de un aumento del riesgo de crédito comercial antes que los impagos de sectores acíclicos (ver figura 4). Para identificar estos sectores nos basamos en un trabajo previo (Núñez y Urbina, 2017), que analiza las correlaciones entre los componentes cíclicos de las variables financieras por sector económico, en este caso, la morosidad de 90 días o más y el ciclo de la actividad económica.

La brecha del crédito a PIB muestra el nivel de apalancamiento en relación al desempeño de la economía. Dicha métrica permite identificar eventos de crecimiento excesivo del crédito y es considerada como una medida habitual de vulnerabilidad del sistema financiero por distintos trabajos y autoridades económicas. En particular, el BIS recomienda el uso de esta medida como un punto de referencia inicial de las autoridades nacionales para evaluar la aplicación del colchón de capital contracíclico por la incubación de un riesgo sistémico¹⁰/. Adicionalmente, el estimador de componentes principales muestra que su inclusión ayuda a explicar la varianza del factor de riesgo de crédito. La Figura 4 muestra la dinámica de esta serie, destacando el nivel cercano al 10% alcanzado previo a la crisis *subprime*.

⁹/Se entiende que una variable que se mueve en dirección opuesta al producto es contra-cíclica. Véase Núñez y Urbina (2017).

¹⁰/Guidance for national authorities operating the countercyclical capital buffer (BIS 2010) establece los principios para tomar decisiones relativas al colchón.

Figura 4: Brecha ratio crédito a PIB

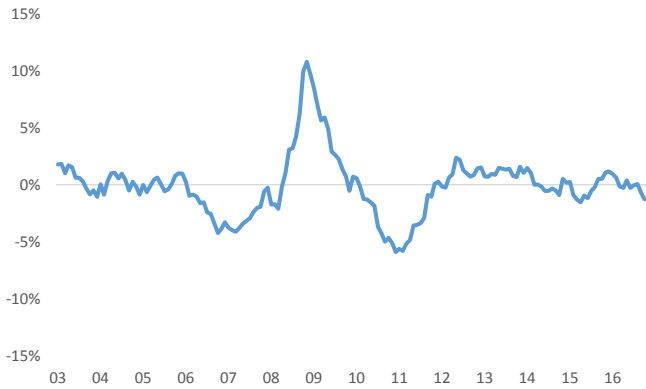
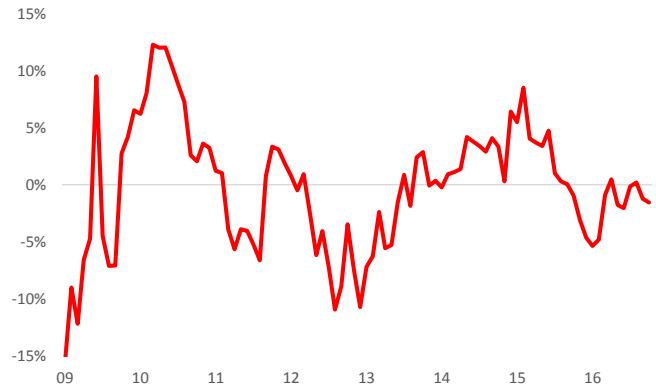


Figura 5: Brecha morosidad comercial contra cíclica



Fuente: Elaboración propia en base a datos de la SBIF.

El ratio de cartera vencida hipotecaria y la brecha de morosidad comercial con impagos contra-cíclicos son medidas de riesgo materializado, es decir, en base a pérdidas incurridas¹¹/. La cartera vencida hipotecaria creció sostenidamente luego de la crisis *subprime*, alcanzando su máximo nivel histórico a mediados del año 2010. Por su parte, el crecimiento real anual de la cartera de consumo es una medida relacionada con la demanda de hogares y durante la crisis *subprime* disminuyó fuertemente. Los créditos de consumo se componen principalmente de créditos en cuotas, y están ligados al gasto en bienes durables. Esta métrica parcial intenta capturar el vínculo con las condiciones económicas más que el nivel de apalancamiento.

Figura 6: Cartera vencida hipotecaria (Porcentaje de colocaciones)

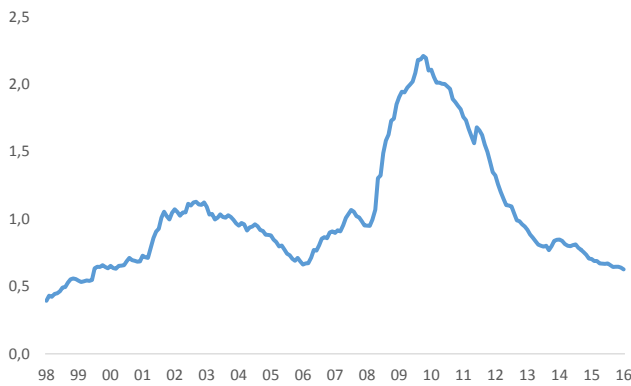
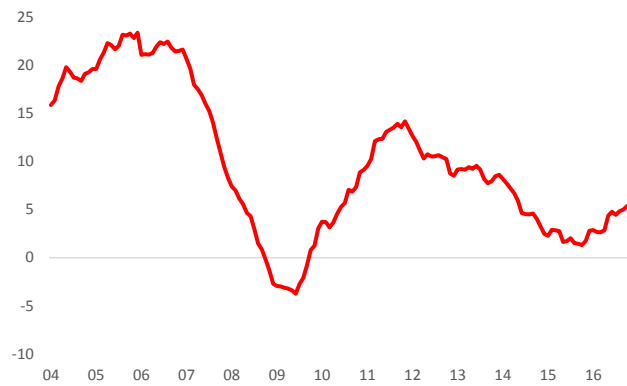


Figura 7: Crecimiento de colocaciones de consumo (Crecimiento real anual, porcentaje)



Fuente: Elaboración propia en base a datos de la SBIF.

Como se mencionó previamente, para la selección de variables de cada subíndice o factor se utilizó el estimador PCA, acotando el conjunto de métricas a aquellas más relevantes para el sistema. En términos prácticos, primero se implementó PCA sobre el total de variables de cada factor, seleccionando los

¹¹ /Incluye sólo la cuota impaga del crédito sobre el stock del mismo.

componentes principales que acumulaban en conjunto más del 80% del total de la variación (los más informativos) y finalmente se seleccionan dos variables de los componentes principales con los mayores valores propios de la matriz de correlación de cada componente seleccionado (indicador de su dominancia sobre el resto). La Tabla 1 muestra las variables seleccionadas para cada uno de los subíndices, basado en los resultados de PCA.

Tabla 1: Componentes de cada subíndice, basado en resultados PCA

Subíndice Condiciones de liquidez y fondeo (SCLF)	Descripción
Coefficiente de variación de tasas de interés de mercado secundario	El coeficiente de variación de Pearson toma valores entre 0 y 1. Si el coeficiente es próximo al 0, significa que existe poca variabilidad en los datos y es una muestra muy compacta. En cambio, si tienden a 1 es una muestra dispersa
Spread entre tasa de interés de consumo y captaciones	Diferencia promedio ponderada de las tasas de interés de consumo y de captaciones
Plazo promedio de depósitos en bolsa	Plazo promedio ponderado por los montos de depósitos transados en bolsa
Tasa de interés de depósitos de mercado secundario	Tasa de interés promedio ponderada de los depósitos de mercado secundario
Holgura de límites de descalce normativo a 90 días	Indicador de liquidez a 90 días ponderado por el tamaño de activos
Subíndice de Condiciones de Riesgo de Crédito (SCRC)	Descripción
Indicador de cartera vencida hipotecaria como porcentaje de las colocaciones	Es la razón del monto en mora a 90 días o más (cuotas impagas) hipotecaria a monto total de colocaciones hipotecarias
Crecimiento real del monto de cartera consumo	
Brecha del ratio crédito a PIB	Diferencia logarítmica entre el ratio crédito a PIB de tendencia (filtro HP) y el efectivo HP ($\lambda = 14.400$)
Brecha colocaciones comerciales	Diferencia logarítmica entre colocaciones comerciales de tendencia (filtro HP) y el efectivo HP ($\lambda = 14.400$)
Brecha del índice de mora a más de 90 días o más de la cartera comercial de sectores contra-cíclicos	Diferencia logarítmica entre índice de mora a más de 90 días de tendencia (filtro HP) y el efectivo HP ($\lambda = 14.400$)
Subíndice de Condiciones Macroeconómicas (SCM)	Descripción
Brecha del PIB	Diferencia logarítmica entre el PIB de tendencia (filtro HP) y el efectivo
Logaritmo del precio del cobre	
Inflación anual	Se desestacionaliza el IPC con x12 y luego se realiza el cálculo de inflación anualizada
Logaritmo del <i>credit default swap</i> (CDS)	
Variación mensual del tipo de cambio	Variación logarítmica del promedio del tipo de cambio peso dólar mensual
Variación mensual del precio del petróleo	Variación logarítmica del promedio del precio del petróleo mensual

Fuente: Elaboración propia.

4. Resultados

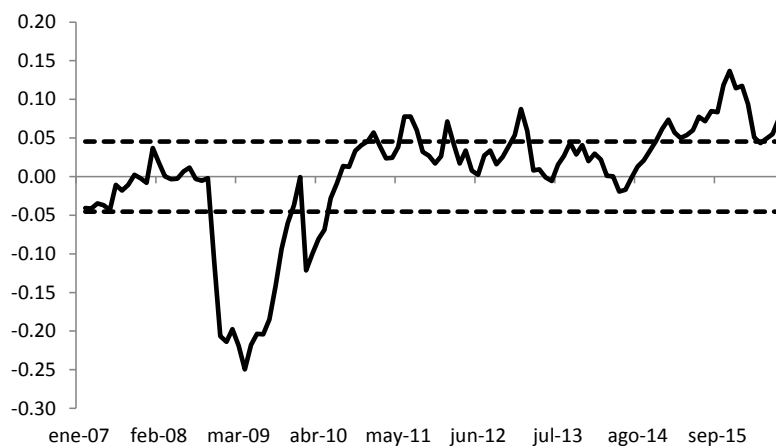
En esta sección se presentan los resultados obtenidos para subíndices e indicador agregado (ICB). El ICB es un promedio ponderado de tres dimensiones de riesgos (o subíndices), cada uno expresado respecto a su promedio y escalado por su desviación estándar. En particular, un valor cero del indicador ICB o de los subíndices (SCLF, SCRC o SCM) puede ser interpretado como una señal de que el valor se encuentra dentro de su promedio histórico.

Todos los indicadores fueron construidos para que valores positivos (negativos) fueran interpretados como una buena (mala) condición del factor, indicando que las condiciones son más holgadas (estrechas) que el promedio histórico. El nivel de holgura o estrechez de las condiciones financieras o macroeconómicas están expresadas en desviaciones estándar respecto al valor cero. El umbral de una desviación estándar es un nivel de referencia para determinar si hay un comportamiento “anormal” en comparación con valores históricos.

4.1. Subíndice de Condiciones de Liquidez y Fondeo (SCLF)

La Figura 8 presenta el SCLF estimado por DFA. Se considerará una situación de liquidez holgada (estrecha) respecto al promedio histórico cuando el valor del indicador supere (sea inferior) una (a menos una) desviación estándar (denotada por la línea discontinua). Como muestra la figura, la mayor estrechez de liquidez se dio durante el 2009. En lo más reciente, el indicador muestra condiciones de liquidez favorables en perspectiva histórica.

Figura 8: Subíndice de Condiciones de Liquidez y Fondeo estimado por DFA
(Líneas discontinua corresponde a +/- 1 desviación estándar)



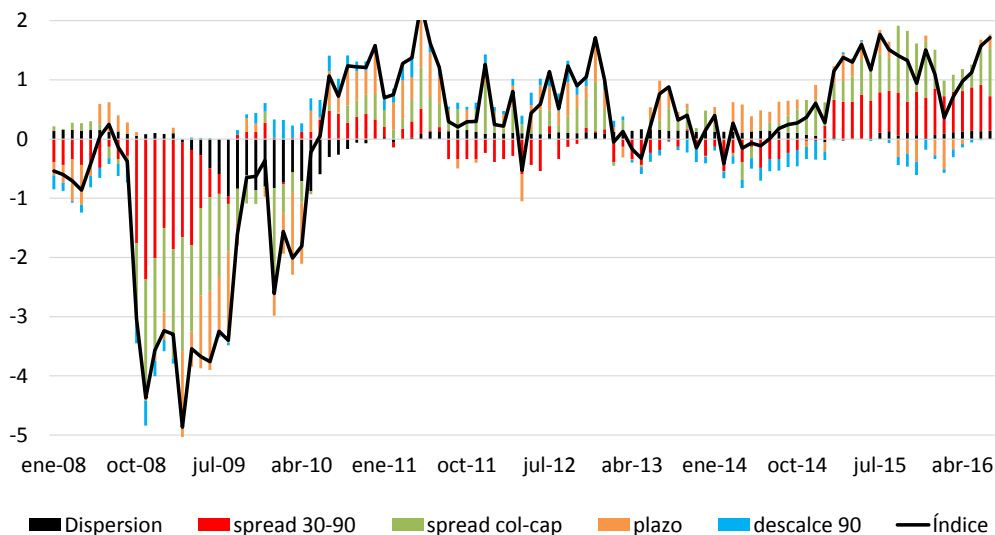
Fuente: Elaboración propia a partir de información de SBIF.

Para determinar cuáles fueron los fundamentales que explican la dinámica del SCLF, se realiza una descomposición basada en el análisis de PCA (Figura 9). Como se mencionó previamente, en la literatura

se utilizan indistintamente ambas técnicas no obstante, no podemos realizar una descomposición con DFA. Además se requiere que los indicadores generados por ambas técnicas sean similares al menos en términos cualitativos (lo cual es cierto en todos los casos que expondremos).

La Figura 9 muestra que las condiciones de liquidez desfavorables en la crisis del 2009 fueron lideradas por un mayor costo de fondo, manifestado en el incremento en el spread entre 30 y 90 días - la dispersión de tasas de interés de los DaP del mercado secundario y una disminución en la exigibilidad de los plazos de deuda bancaria- y por una menor disposición a prestar por parte de la banca (spread entre la tasa de colocaciones y captaciones). En contraste, las mejores condiciones de liquidez que se observan desde comienzos del 2015 se explican por caídas consecutivas del costo de financiamiento de la banca. Esto se resume en una baja dispersión del costo de fondo entre los bancos, el aumento en los plazos de financiamiento (exigibilidad a mediano plazo) y un menor spread entre las tasas de interés de colocación y captación, que muestra una mayor disposición a prestar.

Figura 9: Subíndice de Condiciones de Liquidez y Fondeo estimado por PCA
(Descomposición de varianza por componentes)



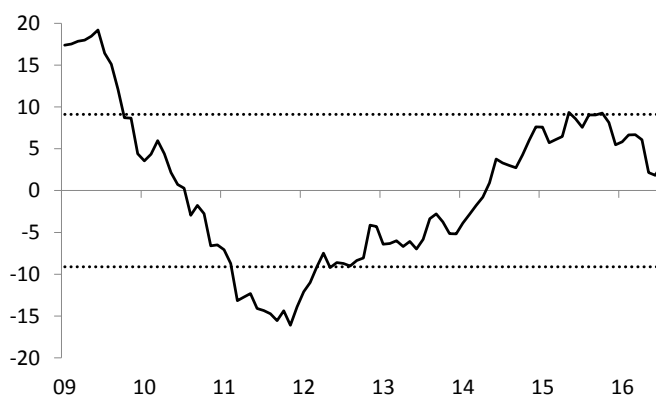
Fuente: Elaboración propia a partir de información de SBIF.

Es importante notar que el ciclo de condiciones de liquidez y fondeo podría diferir del ciclo macroeconómico, debido al efecto que tiene la política monetaria contra-cíclica en el costo de fondo de la banca. En particular, una rebaja de la tasa de interés, en un período en que se desacelera la actividad, contribuye a mantener una situación de liquidez favorable para la banca. Un ejemplo de esto se dio en 2015 y 2016, donde se registra un debilitamiento de las condiciones macroeconómicas pero las condiciones de liquidez son favorables.

4.2. Subíndice de Condiciones de Riesgo de Crédito (SCRC)

A diferencia de los otros factores, en este caso el aumento del riesgo de crédito en el SCRC se registró con cierto rezago a la crisis del 2009 alcanzando el peor registro hacia fines de 2011 (ver Figura 10). Este comportamiento es razonable considerando que, en general, las medidas de riesgo de crédito, como la mora, se basan en pérdida materializada. En efecto, la tasa de mora que se usa en este documento contiene deudores con cuotas impagas por más de tres meses, si a esto le sumamos los meses que pasan antes que un individuo deje de cumplir con sus compromisos, da un sub-indicador que reacciona con rezago.

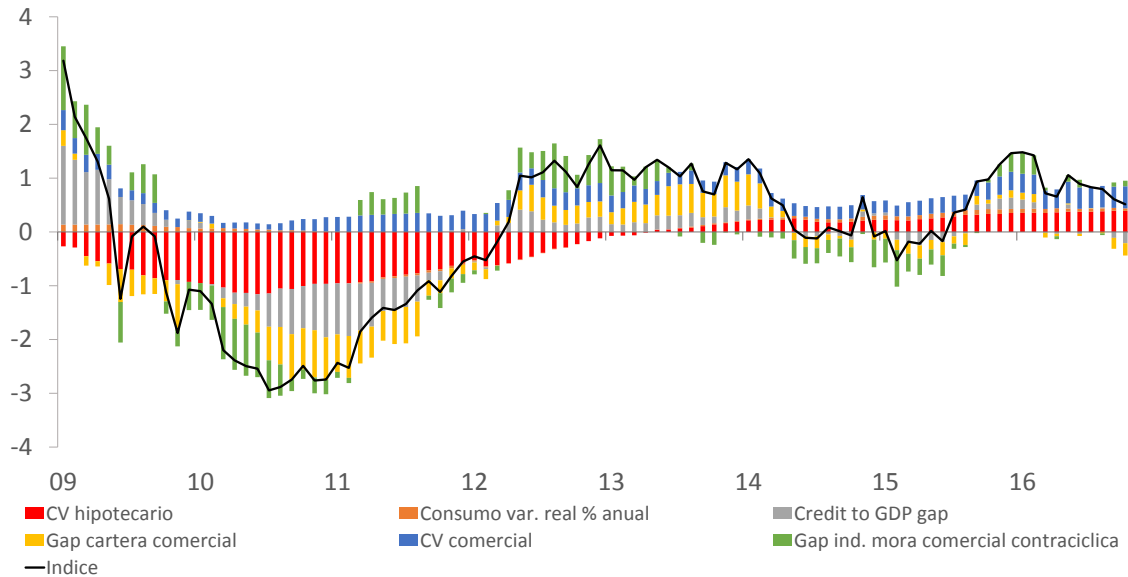
Figura 10: Subíndice de Condiciones de Riesgo de Crédito estimado por DFA
(Líneas discontinua corresponde a +/- 1 desviación estándar)



Fuente: Elaboración propia en base a información SBIF y BCCh.

La descomposición del subíndice se presenta en la Figura 11. Como era de esperar, las variables que explicaron el debilitamiento del subíndice fueron el aumento de la mora de la cartera hipotecaria, la ampliación de las brechas del ratio crédito a PIB y de la brecha del crédito comercial, y el mayor riesgo de crédito de sectores con morosidad contra-cíclica. En síntesis, la crisis del 2009 se manifestó en la cartera comercial e hipotecaria. En contraste, los bajos niveles de morosidad que se observan en 2016 han contribuido a mantener el indicador en niveles relativamente saludables.

Figura 11: Subíndice de Condiciones de Riesgo de Crédito estimado por PCA
(Descomposición de la varianza por componentes)

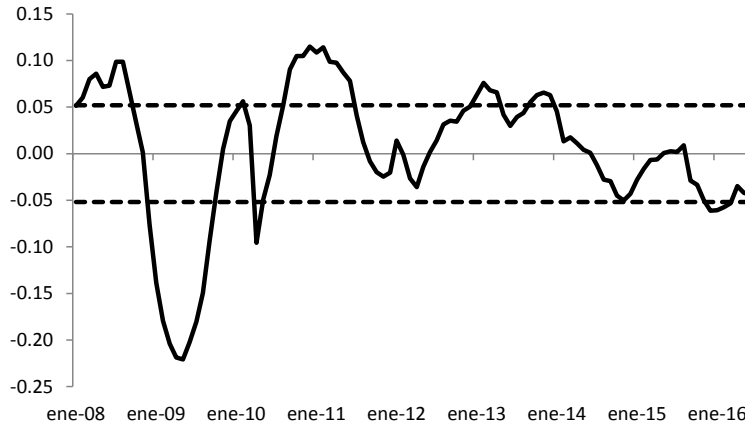


Fuente: Elaboración propia a partir de información SBIF y BCCh.

4.3. Subíndice de Condiciones Macroeconómicas (SCM)

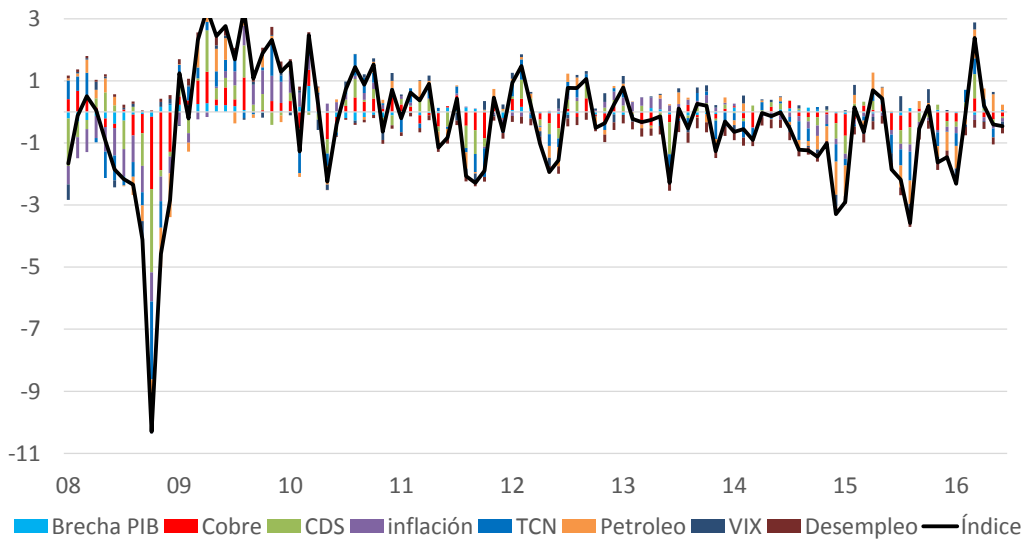
En línea con lo esperado, el indicador da cuenta de un debilitamiento de las condiciones macroeconómicas durante 2009, mientras que en lo más reciente se mantiene dentro del rango promedio histórico (ver Figura 12). Respecto a los factores que explican el empeoramiento durante la crisis financiera se encuentran el menor precio del cobre, el aumento general de la incertidumbre, que se materializó a través del alza de los CDS, y la depreciación del tipo de cambio (ver Figura 13). Estas variables son los principales canales de transmisión de shock externos y su volatilidad se incrementó significativamente durante el 2009. Por otro lado, el menor precio del petróleo ha evitado una caída mayor del indicador hacia fines del 2016.

Figura 12: Subíndice de Condiciones Macroeconómicas estimado por DFA
(Líneas discontinua corresponde a +/- 1 desviación estándar)



Fuente: Elaboración propia a partir de información del INE y BCCh.

Figura 13: Subíndice de Condiciones Macroeconómicas estimado por PCA
(Descomposición de varianza por componentes)



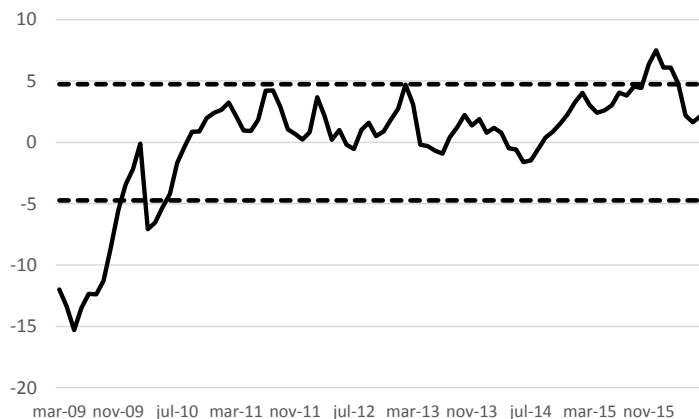
Fuente: Elaboración propia a partir de información del INE y BCCh.

4.4. Índice de condiciones bancarias (ICB)

La Figura 14 muestra el ICB agregado, es decir, considerando los factores macroeconómicos, liquidez y de riesgo de crédito en su conjunto. En términos de comportamiento, el indicador registro su peor desempeño durante el 2009. En lo más reciente no se registra un debilitamiento de las condiciones bancarias, a pesar del empeoramiento de las principales variables macroeconómicas en los últimos años. Esto es consistente con una economía que atraviesa la parte baja del ciclo económico pero donde las

autoridades fiscal y monetaria han adoptado políticas contra-cíclicas. En efecto, la holgada situación de liquidez, que se ha beneficiado de las bajas tasas de interés, es un factor clave para explicar el nivel del indicador agregado en los últimos años.

Figura 14: Indicador de Condiciones Bancarias
(Líneas discontinua corresponde a +/- 1 desviación estándar)



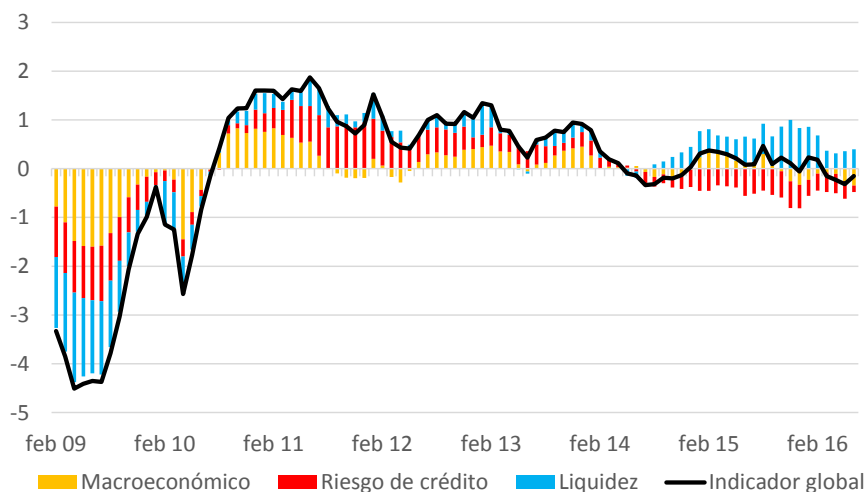
Fuente: Elaboración propia a partir de información de SBIF.

La Figura 15 muestra la descomposición del ICB estimado mediante PCA lo que permite tener una mejor apreciación sobre el aporte de cada uno de los subíndices o factores relevantes para la banca chilena. Como muestra la figura, en la crisis *subprime* se experimentó un debilitamiento general de las condiciones de la banca, donde la liquidez explicó la mitad de la caída del indicador.

Como respuesta la crisis externa, en Chile se implementaron un conjunto de medidas para fortalecer la posición de liquidez internacional y local. En particular, el Banco Central optó por acumular reservas internacionales, anunció el inicio de un programa de oferta de liquidez en pesos y dólares a través de repos y swaps que posteriormente se extendió por seis meses (en el caso de los dólares). Por otra parte, el gobierno realizó un aumento significativo del gasto público (política contra-cíclica), medidas pro-empleo y pro-crédito, y transferencias monetarias (licitación de depósitos en instituciones bancarias). Estas medidas permitieron recuperar la senda del crecimiento y aminorar la estrecha situación de liquidez que experimentó la banca.

Dichas medidas se reflejaron en un ICB que volvió a niveles normales a fines de 2009. Desde ese momento no se ha presentado otro episodio de tensión inusual para la banca y, en lo más reciente, predomina una situación de liquidez holgada, donde el costo de financiamiento ha bajado en un contexto de menores presiones inflacionarias.

Figura 15: Indicador de Condiciones Bancarias estimado por PCA
(Descomposición de varianza por componentes)



Fuente: Elaboración propia a partir de información de SBIF.

5. Conclusiones

Posterior a la crisis financiera global 2008-2009 surgieron varias herramientas para hacer evaluaciones frecuentes de las condiciones económicas y financieras relevantes para la banca. En esa línea, este trabajo propone y elabora un Indicador de Condiciones Bancarias (ICB) para Chile. A diferencia de los indicadores disponibles para otros países, el índice propuesto incorpora variables específicas de la banca local, como liquidez y fondeo y riesgo de crédito, permitiendo resumir las condiciones relevantes para el desempeño de este sector en un único indicador. Cabe mencionar que el ICB propuesto resume las condiciones actuales del sector, lo que es conocido como un indicador coincidente en la literatura, y no es, necesariamente, un indicador líder o predictor de crisis.

Los resultados obtenidos para el indicador agregado y subíndices confirman que las condiciones menos favorables que enfrentó la banca en los últimos años se dieron durante la crisis *subprime*. En ese entonces, además del debilitamiento de las condiciones macroeconómicas, aumentó el costo de financiamiento de algunos bancos (en términos relativos), mostrando cierta vulnerabilidad en la situación de liquidez de algunas entidades.

En lo más reciente el ICB muestra una situación distinta a lo registrado durante la reciente crisis financiera global. En particular, aunque las condiciones macroeconómicas son históricamente desfavorables, otros factores compensan y aportan positivamente. En particular, destacan condiciones favorables de liquidez, lideradas por el bajo costo de fondo producto de las rebajas en la tasa de política monetaria, lo que ha contrarrestado el debilitamiento de las condiciones macroeconómicas. En efecto, cuando el PIB transita por la parte baja del ciclo, la política fiscal y monetaria contra cíclica puede

contribuir a reducir vulnerabilidades en el sistema bancario, en particular, aportando condiciones de liquidez favorables.

Entre los factores analizados, resulta interesante mencionar que el riesgo de crédito es un determinante importante para el desempeño de la banca, pero reacciona con rezago al comportamiento de los demás factores analizados. En parte, esto se explicaría debido a que las variables consideradas son medidas de pérdidas materializadas, como la tasa de morosidad. Como trabajo futuro, se explorará la incorporación de variables más prospectivas de riesgo de crédito en la construcción de un indicador de condiciones bancarias.

REFERENCIAS

- Armendáriz T. y C. Ramírez (2015), "Estimación de un Índice de Condiciones Financieras para México," *Documentos de investigación N° 2015-17*, Banco de México.
- BIS, (2010), "Guidance for national authorities operating the countercyclical capital buffer"
- Bisias D., M. Flood, A. Lo y S. Valavanis (2012), "A Survey of Systemic Risk Analytics," *Working Paper #0001*, Office of Financial Research, U.S. Department of the Treasury.
- Brave S. y A. Butters (2011), "Monitoring financial stability: A financial conditions index approach", *Economic Perspectives Vol. 35 N° 1*, Federal Reserve of Chicago.
- De Gregorio J. (2009), "Chile frente a la recesión mundial del 2009," *Documentos de Política Económica N°30*, Banco Central de Chile.
- Del Negro M. y Ch. Otrok (2008), "Dynamic Factor Models with Time-Varying Parameters: Measuring Changes in International Business Cycles," *Staff Report no 326*, Federal Reserve Bank of New York.
- Duprey T., B. Klaus y T. Peltonen (2015), "Dating systemic financial stress episodes in the EU countries", *Working Paper Series N°1873*, ECB.
- Escofier B. y J. Pages (1992), "Análisis Factoriales Simples y Múltiples. Objetivos, métodos de interpretación", *Servicio Editorial de la Universidad Del País Vasco*.
- European Central Bank (2015), "ESRB Risk Dashboard", Annex I Methodological Annex, ECB.
- Geweke, J. (1977), "The Dynamic Factor Analysis of Economic Time Series", in *Latent Variables in Socio-Economic Models*, ed. by D.J. Aigner and A.S. Goldberger, Amsterdam: North-Holland
- Hakkio C. y W. Keeton (2009), "Financial stress: what is it, how can it be measured, and why does it matter?", *Economic Review, 2009, issue Q II, No v. 94, no. 2, 5-50*, FED Kansas City.
- Holló D., M. Kremer y M. Lo Duca (2012), "A Composite indicator of systemic stress in the financial System," *Working Paper N° 1426*, ECB.

International Monetary Fund (2010), "The IMF-FSB Early warning exercise: Design and methodological toolkit", IMF.

Laeven L. y F. Valencia (2013), "Systemic Banking Crises Database: An Update", *Working Paper No. 12/163*, IMF.

Núñez M. y M. Urbina (2017), "Colocaciones comerciales, riesgo de crédito y ciclo económico chileno: Una mirada sectorial", *Working Paper No 17/01*, SBIF.

Sargent T. y C. Sims (1977), "Business Cycle Modeling Without Pretending to Have Too Much A-Priori Economic Theory", in *New Methods in Business Cycle Research*, ed. by C. Sims et al., Minneapolis: Federal Reserve Bank of Minneapolis.

Stock J. y M. Watson (1998), "Diffusion Indexes," *Working Paper N° 6702*, NBER.

Watson W. y F. Engle (1983), "Alternative algorithms for the estimation of dynamic factor, mimic and varying coefficient regression models", *Journal of Econometrics* 23 (385-400), North-Holland.

ANEXO 1: Descripción de datos

La Tabla A1 presenta las métricas utilizadas en la construcción de cada factor de riesgo y una breve descripción en el caso que corresponda.

Es importante recordar que todas estas métricas son previamente convertidas a unidades similares para ser agrupadas mediante DFA. En este trabajo se optó por normalizar los valores históricos de las series entre 0 y 1 lo que permite preservar la magnitud relativa original.

Tabla A1: Métricas utilizadas por factor de riesgo

Factores de liquidez y fondeo	Descripción
Tasa de interés de colocaciones comerciales	Tasa de interés promedio ponderada de las colocaciones comerciales
Tasa de interés de colocaciones consumo	Tasa de interés promedio ponderada de las colocaciones de consumo
Tasa de interés de colocaciones hipotecarias	Tasa de interés promedio ponderada de las colocaciones hipotecarias
Tasa de interés de captaciones entre 30 y 90 días	
Tasa de interés de colocaciones consumo	
Tasa de interés de colocaciones hipotecarias	
spread entre tasa de interés de consumo y captaciones	Diferencia promedio ponderada de las tasas de interés de consumo y de captaciones
spread entre tasa de interés comercial y captaciones	Diferencia promedio ponderada de las tasas de interés comercial y de captaciones
spread entre tasa de interés hipotecaria y captaciones	Diferencia promedio ponderada de las tasas de interés hipotecaria y de captaciones
dispersión de la tasa de interés de las captaciones de mercado secundario	Coefficiente de dispersión de Pearson para tasas de interés de depósitos de mercado secundario
Plazo promedio de depósitos en bolsa	Plazo promedio ponderado por los montos de depósitos transados en bolsa
Tasa de interés de depósitos de mercado secundario	Tasa de interés promedio ponderada de los depósitos de mercado secundario
Holgura de límites de descalce normativo a 30 días	Indicador de liquidez a 30 días ponderado por el tamaño de activos
Holgura de límites de descalce normativo a 90 días	Indicador de liquidez a 90 días ponderado por el tamaño de activos
LCR	Indicador de liquidez de cobertura ponderado por el tamaño de activos

Factor riesgo de crédito	Descripción
Porcentaje de uso de línea y tarjeta de crédito	Es la razón monto de líneas y tarjetas de créditos ocupado al monto total otorgado (ocupado más contingente)
Loan to value de flujos de crédito hipotecarios residenciales	Es la razón monto del crédito hipotecario a valor de la residencia
Crecimiento real del monto de líneas de crédito	
Crecimiento real del monto de tarjetas de créditos	
Ratio cartera hipotecaria deteriorada a cartera hipotecaria en mora	Es la razón monto deteriorado (criterio de riesgo) a cartera en mora a 90 días o más (monto total de crédito impago)
Ratio cartera deteriorada total a cartera en mora total	Es la razón monto deteriorado (criterio de riesgo) a cartera en mora a 90 días o más (monto total de crédito impago)
Indicador de cartera vencida comercial como porcentaje de las colocaciones	Es la razón del monto en mora a 90 días o más (cuotas impagas) comercial a monto total de colocaciones comerciales
Indicador de cartera vencida consumo como porcentaje de las colocaciones	Es la razón del monto en mora a 90 días o más (cuotas impagas) de consumo a monto total de colocaciones consumo
Indicador de cartera vencida hipotecaria como porcentaje de las colocaciones	Es la razón del monto en mora a 90 días o más (cuotas impagas) hipotecaria a monto total de colocaciones hipotecarias
Indicador de cartera vencida total como porcentaje de las colocaciones	Es la razón del monto en mora a 90 días o más (cuotas impagas) a monto de colocaciones totales
Crecimiento real del monto de cartera comercial	
Crecimiento real del monto de cartera consumo	
Crecimiento real del monto de cartera hipotecaria residencial	
Crecimiento real del monto de cartera comercio exterior	
Crecimiento real del monto de cartera total	
Brecha del ratio crédito a PIB	Diferencia logarítmica entre el ratio crédito a PIB de tendencia (filtro HP) y el efectivo HP ($\lambda = 14.400$)
Brecha colocaciones totales	Diferencia logarítmica entre colocaciones totales de tendencia (filtro HP) y el efectivo HP ($\lambda = 14.400$)
Brecha colocaciones comerciales	Diferencia logarítmica entre colocaciones comerciales de tendencia (filtro HP) y el efectivo HP ($\lambda = 14.400$)
Brecha colocaciones de consumo	Diferencia logarítmica entre colocaciones de consumo de tendencia (filtro HP) y el efectivo HP ($\lambda = 14.400$)
Brecha colocaciones vivienda	Diferencia logarítmica entre colocaciones residenciales hipotecarias de tendencia (filtro HP) y el efectivo HP ($\lambda = 14.400$)
Brecha colocaciones a personas	Diferencia logarítmica entre colocaciones a personas de tendencia (filtro HP) y el efectivo HP ($\lambda = 14.400$)
Crecimiento del monto real de cartera comercial de sectores con morosidad contracíclica	
Brecha del índice de mora a más de 90 días o más de la cartera comercial de sectores contra-cíclicos	Diferencia logarítmica entre índice de mora a más de 90 días de tendencia (filtro HP) y el efectivo HP ($\lambda = 14.400$)
Brecha indicador de cartera vencida comercial	Diferencia logarítmica entre el indicador de cartera vencida comercial de tendencia (filtro HP) y el efectivo HP ($\lambda = 14.400$)
Brecha Indicador de cartera vencida consumo	Diferencia logarítmica entre el indicador de cartera vencida de consumo de tendencia (filtro HP) y el efectivo HP ($\lambda = 14.400$)
Brecha indicador de cartera vencida hipotecaria	Diferencia logarítmica entre el indicador de cartera vencida hipotecaria de tendencia (filtro HP) y el efectivo HP ($\lambda = 14.400$)
Brecha indicador de cartera vencida total	Diferencia logarítmica entre el indicador de cartera vencida total de tendencia (filtro HP) y el efectivo HP ($\lambda = 14.400$)

Factor macroeconómico	Descripción
Brecha del PIB	Diferencia logarítmica entre el PIB de tendencia (filtro HP) y el efectivo
Logaritmo del precio del cobre	
Crecimiento anual del precio del cobre	
Inflación anual	Se desestacionaliza el IPC con x12 y luego se realiza el cálculo de inflación anualizada
logaritmo del <i>Credit Default Swap</i> (CDS)	
Tasa de desempleo	Se desestacionaliza la tasa de desempleo con x12
Variación mensual del VIX	Variación logarítmica del promedio del VIX mensual
Logaritmo del VIX	Logaritmo del promedio del VIX mensual
Variación mensual del tipo de cambio	Variación logarítmica del promedio del tipo de cambio peso dólar mensual
Variación mensual del precio del petróleo	Variación logarítmica del promedio del precio del petróleo mensual
Variación anual del IMACEC	Se desestacionaliza el IMACEC con x12 y luego se realiza el cálculo de crecimiento anual
Variación mensual del índice de bolsa de Chile (IPSA)	Variación logarítmica del promedio del IPSA mensual
Variación mensual del índice de EE.UU. (Down Jones)	Variación logarítmica del promedio del Down Jones mensual



Superintendencia
de Bancos
e Instituciones
Financieras
Chile