

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ

ESCUELA DE POSGRADO



**RELACIÓN DE CAUSALIDAD ENTRE EL CICLO  
FINANCIERO Y EL CICLO ECONÓMICO DEL PERÚ  
ENTRE EL PERIODO 2000-2019**

**Tesis para optar el grado académico de Magíster en Economía**

**AUTOR**

Ricardo José Ramos Rojas

**ASESOR**

Armando Luis Augusto Cáceres Valderrama

**LIMA – PERÚ**

**DICIEMBRE, 2019**

## Contenido

Resumen .....	2
1. Introducción.....	3
2. Literatura empírica .....	6
2.1. Estimación del Ciclo Financiero.....	6
2.2. Relación de causalidad entre ciclo financiero y ciclo económico .....	13
3. Metodología.....	19
3.1. Estimación del ciclo financiero peruano.....	19
3.2. Prueba de causalidad de Granger en el dominio de la frecuencia .....	20
3.3. Cálculo del cambio de bienestar .....	21
4. Resultados.....	23
4.1. Ciclo financiero peruano.....	23
4.2. Prueba de causalidad de Granger en el dominio de la frecuencia .....	25
4.3. Cálculo del cambio de bienestar .....	27
5. Conclusiones.....	30
Anexos.....	33
A. Variables utilizadas.....	33
B. Modelo de factores dinámicos .....	34
C. Resultados de la prueba de causalidad de Granger.....	38
D. Modelo VAR (2).....	39
D.1. Criterio de Información para el modelo VAR.....	39
D.2. Coeficientes del VAR (2) .....	39
D.3. Residuos del VAR (2).....	40
D.4. Prueba de Autocorrelación del VAR (2) .....	40
D.5. Prueba de Normalidad del VAR (2) .....	41
D.6. Raíces del polinomio característico .....	42
E. Valores de la función de pérdida según escenarios $\Omega$ .....	42
Bibliografía.....	44

## Resumen

Las investigaciones relacionadas al ciclo financiero en el Perú se han centrado en describir las características cíclicas y en métodos de estimación. Por ejemplo, Lahura et al. (2013), utilizando el método de filtro de Kalman, ha determinado dos fases de auges crediticio comprendidas entre finales de 2008 e inicios de 2009 y entre abril y junio de 2019. Sin embargo, es importante también conocer la relación entre el ciclo financiero y el ciclo económico para prevenir la aparición de crisis financieras y sus efectos negativos posteriores en la macroeconomía. En este contexto, una mejor comprensión de los vínculos entre los ciclos financieros y el ciclo económico del Perú puede proporcionar información valiosa para las decisiones de política monetaria y macroprudencial. El presente trabajo tiene dos objetivos. El primero es analizar la relación de causalidad de los ciclos financieros y económicos del Perú. Para la medición del ciclo financiero se usa la metodología de factores dinámicos utilizando cuatro indicadores representativos del sector financiero: Volumen de créditos al sector privado (mercado de créditos), Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (mercado de acciones), Embig Perú (mercado de bonos) y el tipo de cambio (mercado de divisas). El segundo objetivo es evaluar los cambios de bienestar al incorporar el ciclo financiero dentro de la política monetaria a través de una regla de Taylor. Por un lado, usando el test de causalidad de Granger en el dominio de la frecuencia de Breitung y Candelon (2006), se encontró que el ciclo financiero causa al ciclo económico en frecuencias mayores a 10 trimestres (2.5 años), mientras que el ciclo económico no causa al ciclo financiero. Finalmente se demostró que no hay ninguna ganancia de bienestar en la función de pérdida del banco central al incorporar el ciclo financiero en una regla de Taylor.

## 1. Introducción

No hay duda que la formalización de la macroeconomía ha aumentado en los últimos años incorporando relaciones complejas entre los agentes económicos en los modelos de equilibrio general dinámicos estocásticos (DSGE). Sin embargo, la reciente crisis financiera 2008-2009 ha dejado ver que los mecanismos de transmisión detrás de la crisis fueron diferentes a los que utilizaban los modelos DSGE (Caballero, 2010). Una característica común de estas recesiones es que van acompañadas de varias interrupciones financieras, incluidas fuertes contracciones en el crédito y caídas en los precios de las acciones (Shen et al., 2018). Esta situación trajo consigo un nuevo debate acerca de los vínculos agregados entre las imperfecciones financieras y los ciclos económicos reales (Claessens y Kose, 2017). La experiencia de la economía moderna muestra la importancia de los mercados financieros en la generación de los ciclos económicos actuando como fuente de nuevos choques y promotor de la volatilidad en la economía (Akhmetov y Rysaeva, 2015). Por ello, varios bancos centrales e investigadores han centrado su atención en el llamado ciclo financiero (Menden y Proaño, 2017) ya que es esencial para el estudio del ciclo económico y del diseño de políticas monetarias (Borio, 2014).

La definición teórica más aceptada del ciclo financiero es la de Borio (2012), el cual define el ciclo financiero como la interacción entre las percepciones de valor y riesgo, las actitudes de los agentes hacia el riesgo y las restricciones financieras, que se refuerzan entre sí, y se traducen en auges y caídas del sector financiero; además, estas interacciones pueden amplificar las fluctuaciones económicas y conducir a graves situaciones económicas y financieras. La forma más parsimoniosa de definir el ciclo financiero es usando la variable créditos/PBI. Bajo este enfoque el ciclo financiero es simplemente un nombre diferente para el ciclo crediticio (Plašil et al., 2016). Sin embargo, dada la naturaleza abstracta de la definición del ciclo financiero, han surgido diferentes metodologías para la medición del ciclo financiero (Menden y Proaño, 2017). Entre sus principales propiedades del ciclo financiero destacan la mayor duración con respecto al ciclo económico (Claessens et al., 2011, Stremmel, 2015; Galati et al., 2016; ECB, 2018), predictor de crisis financieras (Borio, 2012; Schularick y Taylor, 2012; Drehmann et al., 2012; Stremmel, 2015; Schüller et al., 2015; Plašil et al., 2016; Menden y Proaño, 2017) y alto grado de sincronización con el ciclo económico (Duarte, 2014; Schüller et al., 2015; Miteski y Georgievska, 2016; Davies y Gai, 2018; El-Baz, 2018).

Estos hechos estilizados establecen una correlación, pero no una relación de causalidad entre los ciclos económicos y financieros (Tsiakas y Zhang, 2018). El estudio de la causalidad de ambos ciclos es importante para los formuladores de políticas económicas porque si solo se enfocan en las condiciones macroeconómicas y no consideran la

evolución del sistema financiero no podrían prevenirse la aparición de crisis financieras y los efectos negativos posteriores en la macroeconomía (Cagliarini y Price, 2017; Shen et al., 2018). Los modelos teóricos que describen esta relación de causalidad se basan en la teoría del acelerador financiero descrito en trabajos como Bernanke y Gertler (1989) y Kiyotaki y Moore (1997). Empíricamente hay estudios que señalan que la causalidad entre ambos ciclos es bidireccional (Gomez-Gonzalez et al., 2015; Juhler et al., 2017; Tsiakas y Zhang, 2018) y ha sido más pronunciada en los periodos años 2007-2012 (Billio y Petronevich, 2017; Tsiakas y Zhang, 2018); otras investigaciones señalan que el ciclo económico causa al ciclo crediticio (Sala-Rios et al., 2016; Cagliarini y Price, 2017); mientras que otros autores evidencian que el ciclo financiero causa al ciclo económico (Shen et al., 2018, 2019; Karfakis y Karfaki, 2018). A pesar del avance en las investigaciones todavía existe una discusión empírica sobre la dirección de causalidad entre ambos ciclos (Duarte, 2014; Billio y Petronevich, 2017; Shen et al., 2018). Así mismo, se sabe poco de esta relación para mercados emergentes (Gómez-González et al., 2015) y el problema de causalidad es más complejo cuando se representa el ciclo financiero mediante la combinación de otros mercados (Duarte, 2014).

Para el caso peruano, las investigaciones acerca del ciclo financiero son escasas y suelen representar al ciclo financiero como el ciclo crediticio. Por un lado, Lahura et al. (2013) ha determinado dos fases de auge crediticio comprendidas entre finales de 2008 e inicios de 2009 y entre abril y junio de 2019; mientras que Pérez y Vilchez (2018) han propuestos diferentes metodologías de estimación del ciclo financiero usando datos trimestrales. Por otro lado, Gómez-González et al. (2013), ha estudiado la relación de causalidad entre el ciclo crediticio y el ciclo económico peruano encontrando que existe causalidad del ciclo crediticio al ciclo económico en frecuencias de corto y mediano, y no al revés.

En este contexto, una mejor comprensión de los vínculos entre los ciclos financieros y el ciclo económico del Perú puede proporcionar información valiosa para las decisiones de política monetaria y macroprudencial. El presente trabajo tiene dos objetivos. El primero es analizar la relación de causalidad de los ciclos financieros y económicos del Perú, utilizando no sólo el volumen de créditos total de la economía peruana como representante del ciclo financiero sino también otros indicadores representativos del sector financiero: Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (mercado de acciones), Embig Perú (mercado de bonos) y el tipo de cambio (mercado de divisas). A partir de estas cuatro series se estima el ciclo financiero mediante el método de componentes no observables. Para los fines del presente estudio se requiere una serie temporal del ciclo financiero para analizar la relación de causalidad, por ello no utilizamos el método de puntos de inflexión porque con este método se obtendría una variable binaria que indicará 1 si está en fase de recesión



o 0 en fase de expansión<sup>1</sup>. Tampoco sería recomendable utilizar los métodos de frecuencia univariados como el método de Christiano-Fitzgerald porque *a priori* el investigador impone un lapso de duración de los ciclos financieros (Cagliarini y Price; 2017). Finalmente, una vez obtenido el ciclo financiero peruano, se realiza una prueba de causalidad en el dominio de la frecuencia para analizar la dirección y en qué tipo de frecuencia ocurre esta relación. Al respecto, varias investigaciones sugieren la prueba de causalidad de Granger en el dominio de la frecuencia (Sala-Rios et al., 2016; Cagliarini y Price; 2017; Strohsal et al. 2019).

Una vez demostrado que existe causalidad entre ambos ciclos, planteamos el segundo objetivo: evaluar los cambios de bienestar al incorporar el componente del ciclo financiero dentro de la política monetaria a través de una regla de Taylor; es decir, establecemos una regla de política monetaria óptima que incluye los desequilibrios financieros (Billio y Petronevich, 2017). Algunos autores han evidenciado que esta nueva regla de política monetaria *aumentada* tiene mejores resultados estabilizando el producto y la inflación (Ma y Zhang, 2016). Sin embargo, Cagliarini y Price (2017) señalan que no es ideal que la política monetaria soporte la carga del ciclo financiero ya que se requeriría grandes cambios en las tasas de interés, lo que sería costoso e ineficiente; además el banco central podría perder credibilidad al mantener dos objetivos: estabilidad monetaria y financiera (Smets, 2013).

La estructura del trabajo de investigación es la siguiente: En la sección 2 se presenta la literatura empírica tanto de los métodos de estimación del ciclo financiero como de los trabajos que han analizado la relación de causalidad entre el ciclo financiero y el ciclo económico. En la sección 3 se presentan la metodología para estimar el ciclo financiero peruano y se explica la prueba de causalidad de Granger en el dominio de la frecuencia. Así mismo, para analizar los cambios de bienestar con la regla de Taylor aumentada adoptamos una función de pérdida del Banco Central según Justiniano y Preston (2010) siguiendo los escenarios de preferencia según Ma y Zhang (2016) bajo un modelo VAR en forma reducida. En la sección 4 se explican los resultados obtenidos y en la sección 5 se detallan las conclusiones. Añadimos una sección de Anexo de algunas salidas y/o cálculos que no se mencionan en la sección 1 al 5.

---

<sup>1</sup> Shen et al. (2018, 2019) han analizado la relación de causalidad a partir de un modelo logístico donde la variable dependiente es binaria: 1 el CF está en periodo de recesión, 0 caso contrario; y la variable explicativa son los rezagos del CE.

## 2. Literatura empírica

### 2.1. Estimación del Ciclo Financiero

**Menden y Proaño (2017)** proponen la construcción de una medida del ciclo financiero para Estados Unidos a partir de un gran conjunto de datos de variables macroeconómicas y financieras utilizando un modelo de factor dinámico del cual se puede extraer 03 componentes sintéticos. Esta técnica es una representación estado-espacio donde el componente común a las series es un proceso AR (1) no observado. Luego investigan si estos componentes del ciclo financiero tienen un poder predictivo significativo para la actividad económica, la inflación y las tasas de interés a corto plazo mediante las pruebas de causalidad de Granger en un modelo VAR. El conjunto de datos utilizados consta de diferenciales de tasas de interés, tasas de cancelación de préstamos comerciales e hipotecas, volatilidad de las acciones según el VIX, indicadores de consumo, variables agregadas de crédito, oferta monetaria y el precio de vivienda. Para utilizar el método de factor dinámico las series deben ser estacionarias, por ello previamente se prueban los test de raíz unitaria y se aplica la primera diferencia en caso se requiera. Posteriormente se retiran los valores outliers y se reemplazan por el valor de la mediana de los cinco valores anteriores al valor atípico. Finalmente, todas las series están estandarizadas para tener una media de cero y una variación de uno. Los autores escogen tres factores dinámicos que representan aproximadamente el 45% de la variación total de las variables. El primer factor obtenido está relacionado con el efecto del ciclo económico en la estructura de tasas de interés de corto plazo, el segundo factor se interpreta como el mecanismo de acelerador financiero y el tercer factor está más relacionado con las expectativas y la incertidumbre con respecto al riesgo agregado y del mercado financiero el cual es interpretado como el ciclo financiero. Las pruebas de causalidad de Granger basadas en VAR, sugiere que el tercer componente del ciclo financiero tiene un importante poder de predicción del crecimiento del PIB, la inflación y las tasas de interés a corto plazo.

**Rünstler y Vlekke (2017)** utilizan modelos multivariados de series de tiempo estructurales (STSM) para estimar la tendencia y los componentes cíclicos en el PIB real, los volúmenes de crédito y los precios de viviendas. El estudio fue aplicado para Estados Unidos, Italia, Francia, Reino Unido, Alemania y España con información trimestral desde 1973-2014. Los autores señalan que el uso de filtros paramétricos, como Hodrick-Prescott, puede llevar a ciclos espurios. Los principales hallazgos son los siguientes. Primero, se clasifican a los países en tres grupos: i) países con ciclos financieros de poca duración: Alemania conforma este grupo con un ciclo económico y financiero similares en duración (promedio de 6.2-7.1 años), ii) Países con ciclos financieros moderados conformados por Estados Unidos, Francia e Italia con duraciones promedio que varían entre 11.8 y 15.3 años, y finalmente

iii) Países con ciclos de larga duración formados por Reino Unido y España con duraciones promedio entre 15.8-18.7 años. El segundo hallazgo se relaciona con explicación de la diferencia de los ciclos financieros. De acuerdo a los autores, los países con mayor participación del mercado hipotecario poseen una mayor duración de su ciclo financiero. El tercer hallazgo es que los ciclos del PBI están estrechamente relacionados con los ciclos financieros.

**Plašil et al. (2016)** proponen un método de estimación del ciclo financiero que sea de fácil construcción, interpretación y bien comprendido por los agentes económicos relevantes. El trabajo es aplicado a la República Checa con información trimestral para los periodos 2000-2013. Los autores utilizan las siguientes variables que son relevantes para capturar los cambios en las percepciones de riesgo financiero: cantidad de nuevos préstamos bancarios, índice de precios de propiedades, diferencial de tasas entre la tasa de préstamo y la tasa libor, índice de acciones bursátiles, relación entre deuda e ingreso de los hogares y el déficit de cuenta corriente como porcentaje del PBI. Previo a la agregación de las variables, se transforman las variables utilizando su Kernel para que estén en el rango de [0-1]. Una vez estandarizadas las variables, el siguiente paso es la agregación de las series en un solo indicador. Para ello, se requiere los coeficientes de correlación por pares calculados con el método del promedio móvil ponderado exponencialmente (EWMA, por sus siglas en inglés) con un factor de suavizado  $\lambda = 0.94$ . Luego se aplica la metodología de agregación de Holló et al. (2012) donde se calibran los pesos en base a 30,000 simulaciones y se escoge aquella combinatoria de pesos que otorgue las mejores predicciones de las pérdidas crediticias en el sector bancario checo seis trimestres hacia adelante (en términos de error cuadrático medio). Finalmente, los autores concluyen que el contenido predictivo del ciclo financiero puede contribuir a una evaluación más precisa de la futura materialización del riesgo de crédito tanto en la fase expansiva como en la recesiva.

**Adarov (2018)** analizan los ciclos financieros para 34 países durante el periodo 1960-2014 con información trimestral. Los autores considerando que las variables de crédito, vivienda, bonos y acciones reflejan las características clave del mercado financiero, es decir detectan la dinámica de auge y caída. Para el cálculo de los ciclos financieros, utilizan la metodología de factores dinámico. Previamente se aplica un test de raíz unitaria para validar si las series son estacionarias o no. En caso de aceptar la hipótesis nula se aplica la primera diferencia. Luego, se estandarizan las series para que puedan ser comparables. En la etapa inicial de estimación, se estiman los ciclos financieros para cada país de manera individual. Luego, agrupan los países por región (Europa, América del Sur y Norte y Asia) y estiman un ciclo financiero en cada una de ellas aplicando nuevamente la metodología de factores dinámicos. Finalmente, calculan un ciclo financiero global con las 3 regiones estimadas anteriormente usando la misma metodología. Los autores encuentran que la



duración promedio estimada de los ciclos financieros es de 13 años para el crédito y los mercados de vivienda y 10 años para el mercado de bonos y acciones, así mismo las expansiones tienden a ser un año más largo en promedio que las contracciones. Los ciclos financieros agregados por países se caracterizan por una alta persistencia con un parámetro autorregresivo en el rango de [0.82-0.99] y una duración promedio 12 años. En cuanto a los ciclos globales, los autores demuestran la existencia de un único factor común cíclico detrás de la actividad de los mercados financieros en la economía mundial y en los diferentes segmentos del mercado financiero. Además, el ciclo financiero de Estados Unidos tiende a liderar o a moverse conjuntamente con el ciclo global, lo que sugiere una posible importancia sistémica de los mercados financieros de los EE. UU: el indicador de concordancia entre ambos ciclos es de 0.76 indicando un co-movimiento altamente sincronizado.

**Galati et al. (2016)** estiman el ciclo para los países de Estados Unidos, Alemania, Francia, Italia, España y los Países Bajos utilizando datos de 1970-2014. La metodología usada es la de componentes no observables de Koopman y Lucas (2005). Las variables utilizadas para capturar el ciclo financiero son crédito, la relación crédito- PIB y los precios de la vivienda. Todas las variables, excepto el ratio crédito-PBI, se expresan en logaritmos. Los autores encuentran los siguientes resultados: i) La mayoría de los ciclos financieros estimados tienen una duración de entre 8 y 25 años. Estas duraciones son significativamente más largas que la duración clásica del ciclo económico (entre 6 y 8 años); ii) La mayoría de los ciclos financieros también tienen una mayor amplitud en comparación con el ciclo económico: la amplitud de los ciclos financieros varía entre el 10% y el 20%, mientras que la amplitud típica del ciclo económico encontrada en la literatura es de alrededor del 5%; iii) Existe heterogeneidad en los ciclos financieros de los países de la zona euro y iv) Los ciclos financieros de Estados Unidos anterior a 1985 era más cortos.

**Strohsal et al. (2017)** utilizan el análisis espectral para derivar las características de los ciclos financieros. Aplican el estudio para los países de Estados Unidos, Reino Unido y Alemania y utilizan las series volumen de crédito, ratio crédito-PBI, precio de viviendas y precio de acciones con información trimestral para los años 1960-2013. Previo al análisis descriptivo, los autores aplican el test de Chow para dividir los datos en dos sub-muestras y analizar los posibles cambios en las características de los ciclos financieros a lo largo del tiempo. Para Reino Unido y Estados Unidos escogen como fecha de quiebre 1985Q1 y para Alemania 1990Q2. Luego, en una primera etapa estiman cada serie como un proceso ARMA(p,q) y derivan el espectro de cada serie utilizando la función de transferencia concluyendo lo siguiente: i) En la segunda sub-muestra la duración del ciclo del crédito y la vivienda es significativamente más larga que la del PIB; ii) Si consideramos como

indicadores del ciclo financiero al crédito, crédito- PIB y precio de vivienda, la amplitud es mayor al ciclo económico en la segunda sub-muestra y iii) La duración del crédito y precio de vivienda aumentaron en la segunda sub-muestra. En la segunda etapa del análisis, los autores utilizan el análisis espectral multivariante en cointegración y señalan que existe una relación de largo plazo entre las variables de crédito y precio de viviendas en los 3 países estudiados. Así mismo, utilizando el test de causalidad de Granger en frecuencias, demuestran que los efectos de las variables financieras de crédito y vivienda de Estados Unidos sobre el resto de países están concentrándose en frecuencias más bajas en los últimos años.

**ECB (2018)** estudian las propiedades cíclicas del PIB, los precios de la vivienda, volumen de crédito, precios de acciones, tasas de interés de largo plazo y corto plazo en 17 países de la Unión Europea. Utilizando el filtro de banda propuesto por Christiano y Fitzgerald con una frecuencia de 8-80 trimestres. Dentro de este rango se encuentran los ciclos de corto y mediano plazo. Los autores señalan que la duración promedio del ciclo de los precios de vivienda y de crédito es de 9.6 y 10.3 años, respectivamente, siendo los ciclos más largos en comparación con el precio de las acciones y tasas de interés, que tienen duraciones promedias entre 5.8-6.6 años. Para evitar obtener ciclos espurios con los filtros de bandas, los autores estiman un modelo de componentes no observables desarrollado por Rünstler y Vlekke (2016) cuyo objetivo es modelar la dinámica conjunta del PIB, el crédito total y los precios de la vivienda, tanto en las frecuencias de corto plazo como en las de mediano plazo. Este análisis muestra que los precios de vivienda y el volumen de crédito tienen una duración promedio de 14 y 13.8 años, respectivamente; mientras que el PBI tiene una duración promedio de 11.7 años.

**El-Baz (2018)** investigan los ciclos financieros y económicos en Arabia Saudita durante el período 1970-2016 con datos de frecuencia trimestral. Como ciclo financiero consideran sólo la variable de crédito. Primero, utilizando el algoritmo de punto de inflexión demuestran que el ciclo económico tiene una duración de 5-26 trimestres en las expansiones y 3-17 trimestres en las contracciones, mientras que los ciclos financieros económico tiene una duración de 4-49 trimestres en las expansiones y 4-9 trimestres en las contracciones. El índice de concordancia entre ciclos es igual a 0.60, lo que significa que los ciclos económicos y financieros suelen estar en la misma fase aproximadamente el 60 por ciento del tiempo. Así mismo, los autores muestran que las contracciones económicas acompañadas de recesiones financieras tienden a ser más largas y profundas que otras contracciones. Esto enfatiza la idea de que un mayor grado de sincronización entre ambos ciclos, amplifica la duración de las contracciones económicas. Por lo tanto, cualquier choque al sector financiero se transmite al sector real. Posteriormente, se utiliza un modelo VAR (vectores autorregresivos) para investigar los efectos de los ciclos financieros en la

economía real de Arabia Saudita bajo. Las variables endógenas incluidas en el modelo son el PIB real, los precios al consumidor, la brecha crediticia (extraída con Hodrick-Prescott), la tasa de interés nominal interna a corto plazo y el tipo de cambio real efectivo. Las variables exógenas son los precios mundiales del petróleo, el PIB real de EE. UU. y la tasa de interés nominal de corto plazo de EE. UU. Los autores muestran que ante un choque positivo en la brecha crediticia interna se genera un efecto positivo en el PIB real, lo que significa que los repuntes financieros (recesiones) tienen un efecto positivo (negativo) en la economía real. Así mismo, la descomposición de la varianza del error de pronóstico para el PIB real confirma la importancia de las condiciones financieras para la estabilidad económica, donde en un período de cuatro años aproximadamente el 9.6% de la variación en los errores de pronóstico del PIB real se atribuye a las perturbaciones en la brecha de crédito interna.

**Drehmann, Borio y Tsatsaronis (2012)** analizan las propiedades del ciclo financiero utilizando dos enfoques: puntos de inflexión y filtros basados en frecuencia. Los autores aplican su estudio para siete países (Australia, Alemania, Japón, Noruega, Suecia, Reino Unido y Estados Unidos) durante el período 1960-2011 con datos trimestrales. Las variables utilizadas son i) crédito al sector privado no financiero; (ii) ratio crédito-PBI; (iii) precios de las acciones; (iv) precios de las propiedades residenciales; y v) un índice de precios de activos agregados (combina propiedades de vivienda y acciones). Los autores sugieren que las variables estén disponibles al menos 40 años en todos los países. Para el análisis de puntos de inflexión utilizan el algoritmo de Harding y Pagan (2002, 2006) separando los puntos de inflexión en ciclos de corto y mediano plazo. Considerando los ciclos de mediano plazo, se encuentra que el volumen de crédito tiene la duración más larga (18 años) y los precios de las acciones son los más cortos (9 años). Por otro lado, utilizando los filtros univariados como el filtro de Christiano y Fitzgerald (2003), los autores extraen los ciclos de corto plazo (5-32 trimestres) y ciclos de mediano plazo (32-120 trimestres). De este segundo análisis demuestran que los componentes de mediano plazo son más importantes que los de corto plazo pues tienen una mayor volatilidad y su amplitud ha aumentado después de 1985, fecha a partir de la cual existe una ola de liberalización financiera. Para obtener un ciclo financiero común a las series, los autores promedian los ciclos de mediano plazo (extraído por el filtro de Christiano y Fitzgerald) de las series volumen de crédito, ratio crédito-PBI y precios de viviendas.

**Ma y Zhang (2016)** analiza las 04 principales economías del mundo: Estados Unidos, China, Japón y Reino Unido. El objetivo de los autores es incorporar la medida del ciclo financiero en una regla de Taylor dentro de un modelo macroeconómico estructural (curva de IS, Phillips, Taylor y Ciclo Financiero) y cuantificar el aporte de los choques de ciclo financiero sobre la volatilidad del producto. Para medir el ciclo financiero utilizan las

siguientes variables: tipo de cambio real, crecimiento del dinero (M2), precio de viviendas, precio de acciones, spread bancario, tasas de interés de largo plazo y prima por riesgo. Primero normalizaron las variables dentro del rango de  $[0,1]$  y luego construyeron un indicador de ciclo financiero con el análisis de componentes principales incluyendo la mínima cantidad de componentes que capturen más del 80% de la variación de los datos. Utilizando un modelo de vectores autorregresivos estructural (SVAR) demuestran que los choques del ciclo financiero explican el 36% de las fluctuaciones del producto en Estados Unidos, 35% Reino Unido, 44% Japón y 39% China. Así mismo, mediante un análisis de simulación a partir de la regla de Taylor aumentada por el ciclo financiero, los autores concluyen que concluye que esta nueva regla estabiliza el sistema financiero y macroeconómico y mejora el bienestar en 20% ante choque de demanda, 40% ante choque de oferta y 60% choque financiero.

**Claessens, Kose y Terrones (2011)** analizan las propiedades cíclicas para 21 economías avanzadas de la OCDE durante el periodo 1960-2007. La muestra se divide en 02 periodos: pre-globalización (1960-2007) y post-globalización (1986-2007). Este segundo periodo es conocido como “Gran Moderación” debido a la prolongada caída en la volatilidad del producto acompañador por una relativa baja y estable nivel de inflación. Los autores estudian 03 mercados: créditos, vivienda y acciones. Para medir los ciclos financieros se utiliza el algoritmo de Harding y Pagan (2002). Las conclusiones son las siguientes: i) Los ciclos financieros típicamente presentan descensos que duran entre 5 y 8 trimestres, mientras que los expansiones tienden a ser mucho más largos: en el mercado de acciones las duraciones son en promedio de 22 trimestres, en el mercado de viviendas 14 trimestres y el mercado de créditos 8 trimestres, ii) Dentro de cada país los ciclos entre los mercados de créditos y vivienda están más sincronizados, mientras que la sincronización entre el mercado de acciones y otros mercados es relativamente baja y iii) Entre países los ciclos entre el mercado de créditos y acciones están más sincronizados.

**Stremmel (2015)** señalan que para medir los ciclos financieros deben utilizarse la mayor cantidad de información posible. Los autores aplican su estudio a 11 países de Europa para los periodos 1980-2014. Utilizaron 07 potenciales variables que pueden componer el ciclo financiero: precio de viviendas, Crédito/GDP, Tasa Anual Crecimiento del crédito bancario a las familias, Tasa Anual Crecimiento del precio de las viviendas, Fondos/Activos, Ingreso Neto/Activos, Préstamos/Activos. Todos estos indicadores se normalizan en el rango de  $[0-1]$  para hacerlos comparables. A cada serie se extrae el ciclo mediante el filtro de banda de Christiano y Fitzgerald con un parámetro de frecuencia entre 32-120 trimestres. Los autores realizaron 07 posibles medidas de ciclos financieros con las combinaciones de las variables mencionadas anteriormente. Para la elección de la mejor combinación utilizaron los siguientes criterios: i) un indicador concordancia que mida el



grado de sincronización entre el ciclo financiero (promedio de ciclos) y sus respectivos componentes individuales; ii) indicador AUROC (*area under the receiver operating characteristic*) para medir el grado de predicción de una crisis financiero a través de un modelo logístico. Finalmente, los autores escogieron como ciclo financiero la combinación de Crédito/GDP, Precio Viviendas y Crecimiento Crédito. Las propiedades de este ciclo sintético son: i) la duración y volatilidad del ciclo financiero es mayor al ciclo económico, ii) los picos de los ciclos financieros están más asociados con el comienzo de una crisis financiera que el ciclo económico, iii) los ciclos financieros de los países analizados están más sincronizados en tiempos de crisis.

**Schüler y Hiebert y Peltonen (2015)** introducen un nuevo método de análisis espectral llamado potencia de cohesión (*power cohesion*) a través del cual obtiene las frecuencias más comunes entre las series financieras de cada país. Estas frecuencias calculadas servirán de input para extraer los ciclos con el filtro de Christiano y Fitzgerald. El método se aplica para 13 países de la Unión Europea con datos desde 1970-2013. Las variables financieras consideradas son volumen de crédito, precio de vivienda, precio de acciones y rendimientos de bonos; mientras que las variables económicas consideradas son inflación, desempleo y PBI. Previamente a los análisis, se revisa si las series son estacionarias con los test de raíz unitaria, en caso de aceptar la hipótesis nula se procede a aplicar primeras diferencias. La mediana de las frecuencias estimadas para las variables financieras va de 2.6 a 128 años y para las variables económicas de 2.1 a 24 años. Una vez calibrada las frecuencias, los autores utilizan la metodología de Holló et al. (2012) para obtener un ciclo financiero común que resuma los (co) movimientos a lo largo del tiempo de una gama de variables del sector financiero y que conservan la correlación que existe entre las variables. Este nuevo indicador sintético tiene algunas propiedades: i) mejora las predicciones de crisis bancarias en un horizonte de 1 a 3 años en comparación con el indicador de crédito-PBI, y ii) con respecto a la sincronización con el ciclo económico, el valor del índice de concordancia es de 67% (promedio), es decir el 67% de los casos de los países están en la misma fase con el ciclo financiero.

## 2.2. Relación de causalidad entre ciclo financiero y ciclo económico

**Juhler, Lassenius, Farver y Pedersen (2017)** consideran que existen dos tipos de frecuencias: frecuencias de ciclo económico (fce) y frecuencias de ciclo financiero (fcf). El primero tiene una duración entre 2-11 años, mientras que el segundo entre 11-30 años. Para extraer los ciclos de diferente frecuencia utilizan el método de Christiano y Fitzgerald (1999). Los autores trabajan con las series del PBI, volumen de crédito e índice de precios de viviendas en logaritmos y además extraen el ciclo mediante un *detrend* lineal. En una primera parte del trabajo analizan a las 17 economías más desarrolladas separando los ciclos en fce y fcf. Los autores encuentran que en fcf existe mayor correlación del crédito con el PBI el cual se sustenta en la teoría de Comin y Gertler (2006). En la segunda parte del trabajo, los autores se centran en Dinamarca. Estiman los ciclos de las variables PBI, volumen de crédito e índice de precios de viviendas usando el método de componentes no observables. Luego, utilizando el test de causalidad de Granger para frecuencias de mediano plazo encuentran que el ciclo económico conduce al ciclo de crédito, y en menor medida al ciclo del precio de viviendas. Esta relación puede ser bidireccional.

**Ramírez (2013)** tiene por objetivo analizar la relación causal entre el ciclo de crédito (CF) y el ciclo económico (CE) en los países de Centro América. La investigación utiliza la correlación cruzada y causalidad en el sentido de Granger tanto para el dominio del tiempo como de la frecuencia. Usando las técnicas en el dominio del tiempo, los autores encuentran que el CF se encuentra retrasado en casi 12 meses con respecto al CE en los países de Costa Rica y Nicaragua; mientras que, para los países de El Salvador, Honduras y la República Dominicana, el retraso es entre 2 y 6 meses. Esto significa que el CF lidera a CE, es decir, o que los valores pasados del CF dan el valor actual del CE. Estos hallazgos se comprueban con la prueba de causalidad de Granger para países de República Dominicana, Guatemala y Nicaragua; para Honduras la relación es bidireccional, pero en Costa Rica y El Salvador no se encuentra evidencia de ningún tipo de causalidad. Usando las técnicas en el dominio de la frecuencia, se analiza en qué tipo de frecuencias se alcanza una mayor correlación entre el CE y el CF. En las frecuencias del ciclo económico (entre 1.5 y 8 años), la correlación es alta para El Salvador, la República Dominicana y Costa Rica; mientras que, en las frecuencias del ciclo financiero, la correlación más alta se da en países como Guatemala, Honduras, República Dominicana y Costa Rica. Usando el test de causalidad de Granger en el dominio de la frecuencia se encuentra que, para Costa Rica, El Salvador, Honduras, Guatemala y la República Dominicana el CF causa al CE en frecuencias de más de 8 años. También se observa causalidad del CF al CE en estos países en frecuencias del ciclo económico.

**Karfakis y Karfaki (2018)** realizan pruebas de causalidad entre el ciclo crediticio (CF) y el ciclo económico (CE) para la economía griega. Los autores utilizan dos tipos de modelo: un VAR y una regresión cuantil. Este último se usa para saber el impacto que puede tener las covariables sobre las colas de la distribución de la variable dependiente y tiene la forma de una ecuación de demanda agregada (IS), donde se incorpora la tasa de interés, la balanza comercial, un rezago del CE y del CF, y la tasa de crecimiento del indicador de sentimiento económico de Grecia. El CF se mide a través de componentes principales de la tasa de crecimiento de los créditos y el crecimiento de los precios de viviendas. Usando el modelo VAR y la prueba de causalidad de Granger, se evidencia que el CF causa al CE y no viceversa. Luego, los autores utilizan la regresión cuantil y separan los valores del CE en tres escenarios: percentil 10% (asociado a una recesión), percentil 50% (asociado a un crecimiento promedio) y percentil 90% (asociado a una expansión). La prueba de causalidad indica que el CF ayuda a explicar el CE en cualquiera de estos escenarios, pero es más significativa en épocas de expansión.

**Tsiakas y Zhang (2018)** analizan la causalidad de ciclos financieros (CF) y ciclos económicos (CE) para cinco países industrializados: Estados Unidos, Canadá, Reino Unido, Alemania y Japón. El CE está determinado por el índice producción industrial (IPI) que tiene frecuencia mensual, mientras que el CF está determinado por el volumen de crédito agregado que se encuentra en frecuencia trimestral. Esto lleva a los autores a utilizar un modelo FM-VAR (*mixed frequency vector autoregression*) donde se analiza la causalidad de Granger en frecuencias mixtas y se evita la agregación de los datos y por lo tanto preservan la dinámica de la variable, evitando así una posible causalidad espuria. El CF y CE es representado por las tasas de crecimiento anualizadas del crédito y el producto, respectivamente. Usando la prueba de causalidad de Granger en frecuencias mixtas, se evidencia que existe una relación causal bidireccional para Canadá, USA y Japón; mientras que el Reino Unido sólo hay una relación unidireccional del CF al CE. En Alemania no se encuentra ningún tipo de relación causal. Adicionalmente los autores utilizan el CE y CF de Estados Unidos como líder global y encuentran que el CE de Estados Unidos causa al CE del resto de países evidenciando que Estados Unidos es un líder mundial en la exportación de sus recesiones (severas) a otros países.

**Shen, Shi y Wu (2019)** analizan el problema de causalidad entre ciclo económico (CE) y el ciclo financiero (CF) para 31 provincias de China usando un modelo de datos de panel dinámico. Para cada provincia se utiliza tres variables para medir el ciclo financiero: relación crédito / PIB, el crecimiento del precio de la vivienda y los precios de las acciones. Los CE y CF son estimados usando el método de puntos de inflexión de Harding y Pagan (2002). Una vez obtenidos los puntos de inflexión por cada serie en cada provincia, agregan estos puntos para cada provincia de acuerdo a la metodología de Drehmann et al. (2012).

Luego se estima un modelo panel dinámico donde la variable dependiente puede ser el CF o CE el cual entra al modelo de forma binaria: 1 si está en periodo de recesión, 0 caso contrario. Por ejemplo, si la variable dependiente es el CE (CF), el modelo estima como variables explicativas un rezago de CE y CF. Los resultados indican que existe evidencia significativa que CF causa al CE y no viceversa. Además, cuando el CF está en plena etapa alcista en el periodo  $t-1$ , el CE tiende a pasar de expansión a recesión. Este hallazgo se mantiene si se agrupan las provincias en ricas y pobres o desarrolladas y no desarrolladas. Incluso se mantiene, si se agregan las series para toda la economía China. Los autores argumentan que la razón por la cual el CE no causa al CF es que China es una economía planificada.

**Sala-Rios, Torres-Solé y Farré-Perdiguer (2016)** analizan las propiedades y relación causal entre el ciclo económico (CE) y ciclo financiero (CF) en España. Para representar al CF utilizan el ciclo crediticio en base a tres diferentes indicadores: crédito total al sector no financiero, crédito a las corporaciones no financieras y el crédito total a los hogares. Para medir el CE se utiliza PBI trimestral. Los autores trabajan con los ciclos de las series extraídas a partir del filtro de Hodrick-Prescott. Usando las pruebas de correlación cruzada se evidencia que hay una alta correlación del PBI con los rezagos de las variables crédito total y crédito a corporaciones no financieras. Por otro lado, hay una correlación adelantada (líder) del crédito a los hogares con respecto al PBI. Dado que estos resultados previos no permiten inferir acerca de la causalidad, los autores emplean una prueba de Granger en un modelo VAR de 2 variables (CE y CF, donde el CF puede tomar tres diferentes medidas). Los resultados indican que el CE causa al CF cuando se mide como crédito total o crédito a las corporaciones no financieras. Pero también existe causalidad del CF al CE, cuando se mide el CF como crédito a los hogares.

**Duarte (2014)** estudia la interacción entre ciclo económico (CE) y ciclo financiero (CF) de tres países: Japón, Reino Unido y Estados Unidos. Para medir el CF utilizaron tres variables: índice de acciones, precio de viviendas y volumen de créditos. Estos indicadores se agruparon en un solo índice asumiendo un peso de 27.4% para el índice de acciones, 39,4% para el índice de precios de vivienda y 33.2% para el mercado crediticio. Estos pesos se obtuvieron de acuerdo a la participación de cada sector dentro de la economía de cada país. Por otro lado, para medir el CE utilizan un indicador adelantado de producción de la OCDE (*Composite Leading Indicator* - CLI). Los autores trabajan con los ciclos de las series extraídas con el filtro de Hodrick-Prescott. Una vez obtenido los CF y CE de cada país se propone un modelo autorregresivo de rezagos distribuidos (ADL, por sus siglas en inglés) para analizar la relación causal de CF y CE en cada país. La introducción de los rezagos a cada modelo se hace a partir de los resultados de una prueba de causalidad de Granger. En Japón y Estados Unidos, cuando la variable dependiente es el CF, se evidencia



que el CE no ayuda a explicar la variabilidad del CF alcanzando un  $R^2$  alcanza un valor de sólo 16% (promedio); pero cuando la variable dependiente es el CE, el CF puede impactar positivamente sobre CE en el momento cero y posteriormente se disipa este efecto. Sin embargo, el CF no es suficiente para explicar las variaciones del CE. En el Reino Unido, el pasado del CE no tiene significación estadística para explicar las variaciones actuales del CF; pero cuando la variable dependiente es CE, el CF puede impactar negativamente sobre CE en el primer rezago. Aunque el porcentaje de explicación de la variabilidad de los ciclos es relativamente bajo, los autores concluyen que los CF tienen influencia en los movimientos en el CE, y viceversa.

**Gómez-González, Villamizar-Villegas, Zarate, Sebastian y Gaitan-Maldonado (2015)** estudian la relación de los ciclos financieros (CF) y los ciclos económicos (CE) para una muestra de treinta y tres países que incluye tanto economías desarrolladas como países emergentes. El CF se calcula a partir del crédito al sector privado no financiero y el CE a partir del PBI nominal. Primero se estima la función de correlación espectral cruzada (*cross-spectral correlation function*), que mide la correlación entre dos series indexadas por la frecuencia. El cuadrado del valor de esta función de correlación en cada frecuencia  $\omega$  se define como la coherencia. Este estadístico es análogo al cuadrado del coeficiente de correlación y toma valores en el intervalo  $[0, 1]$ . Un valor de coherencia cercano a uno indica que las dos series están altamente asociadas a una frecuencia  $\omega$  dada; mientras que un valor cercano a cero indica que las series son casi independientes en la frecuencia  $\omega$ . De este análisis, los autores encuentran que para 29 de 33 países, los CF y CE tienen una mayor correlación a frecuencias de mediano (32–80 trimestres) y largo plazo (más de 80 trimestres). El resto de países (Bélgica, India, México y Perú), presentan mayores valores de coherencia en frecuencias de corto plazo (5–32 trimestres). Finalmente, se analiza la causalidad con la prueba de Granger en el dominio de la frecuencia del CF y CE y se encuentran que la causalidad es estadísticamente significativa en ambas direcciones, pero con más fuerza en frecuencias de mediano y largo plazo como en Australia, Alemania, Japón, Noruega, Suecia, Reino Unido y Estados Unidos.

**Gómez-González, Ojeda-Joya, Tenjo-Galarza y Zarate (2013)** analizan la relación causal de los ciclos financieros (CF) y ciclos económicos (CE) para tres economías latinoamericanas: Colombia, Chile y Perú. El CF es estimado a partir del volumen de crédito y el CE a partir del crecimiento anualizado del PBI. Los autores definen las frecuencias de corto plazo como ciclos comprendidos entre 5 y 32 trimestres; mientras que las de mediano plazo están entre 32 y 80 trimestres. Para la extracción de ciclos en diferentes frecuencias se utilizó el filtro de Christiano y Fitzgerald. Este filtro se aplicó a la serie del crédito y el PBI extrayendo ciclos de corto y mediano plazo para ambas series en cada país. Los autores encuentran que las frecuencias de corto plazo son más

importantes que las de mediano plazo para cada país, excepto en el CF de Colombia, ya que la desviación estándar de las frecuencias de corto plazo es mayor que la desviación estándar de las frecuencias de mediano plazo. Usando el indicador de coherencia, que mide el grado de correlación en una frecuencia  $\omega$ , los autores encuentran que en Chile el CF y el CE están más correlacionados en frecuencias de mediano plazo, en Perú se da mayor correlación en frecuencias de corto plazo y en Colombia no hay evidencia de correlación en ninguna frecuencia. Finalmente, cuando se analiza la causalidad en el dominio de la frecuencia, los resultados para Chile indican causalidad en ambas direcciones para frecuencias asociadas con ciclos de corto, mediano y largo plazo. En el caso de Colombia y Perú, la causalidad se muestra más fuerte del CF al CE en las frecuencias de corto y mediano plazo.

**Cagliarini y Price (2017)** analizaron las diferencias entre el ciclo económico (CE) y el ciclo financiero (CF) para Estados Unidos, Reino Unido, Australia, Francia y Alemania. Para representar CF se utilizó el crecimiento del volumen de créditos, mientras que para representar al CE se usó el producto interno bruto (PIB). Los autores extraen los ciclos de corto (2.5-8 años) y mediano plazo (8-30 años) con el filtro de Christiano-Fitzgerald para cada serie temporal (crédito y PBI). Calculando el índice de concordia, que mide el porcentaje de veces que los ciclos están en la misma fase, se evidencia que hay mayor sincronización entre el crédito y el PBI en frecuencias de mediano plazo que de corto plazo (67% de índice vs 57%). Por otro lado, utilizando las densidades espectrales cruzadas, se evidencia que la relación entre el crecimiento del PBI y el crédito se da en frecuencias de mediano y largo plazo, a excepción de Alemania donde la mayor correlación se observa en frecuencias de corto plazo. Finalmente, para analizar la causalidad de Granger, se trabaja con las frecuencias de mediano plazo y de corto plazo por separado de las series crédito y PBI. De esta manera, se encuentran que para ciclos de mediano plazo existe evidencia de causalidad de CE a CF para todos los países, y evidencia de CF a CE solo en Estados Unidos y Alemania. En frecuencias de corto plazo, hay evidencia de causalidad de CE a CF para Reino Unido y Francia y de CF a CE para Australia y Alemania.

**Shen, Ren, Huang, Shi y Wang (2018)** crean un índice del ciclo financiero agregado (CF) para China para analizar las relaciones de adelanto y retraso (*lag-lead*) con el ciclo económico (CE). Las variables financieras utilizadas son el ratio crédito/PBI, el precio de viviendas y el índice de acciones. A cada serie financiera se le calculan los puntos de inflexión de acuerdo a la metodología de Harding y Pagan (2002) y se agregan estos puntos según la metodología de Drehmann et al. (2012). De esta forma se obtiene un CF agregado. Para estimar el CE, se calculan los puntos de inflexión del índice comercial de China, que es una medida representativa de la actividad real en China. Este indicador es calculado por la China Economic Monitoring and Analysis Center. Para analizar la causalidad se realiza

un modelo logístico donde el CF y CE son tratados como variables binarias, siendo 1 el periodo identificado como recesión y 0 caso contrario. La prueba de causalidad se realiza con una prueba F donde se compara el error cuadrático medio del modelo logístico cuando la variable dependiente es CF (CE) en un modelo donde se incorpora los rezagos de CF (CE) pero no de CE (CF) versus un modelo explicado por los rezagos de ambos ciclos. Los resultados de la prueba de Granger muestran que el CF causa a CE y no viceversa.



### **3. Metodología**

#### **3.1. Estimación del ciclo financiero peruano**

Las metodologías del ciclo financiero pueden resumirse en cuatro: i) Puntos de inflexión, ii) filtros de descomposición univariados, iii) componentes no observables y iv) modelos de factores dinámicos. Las investigaciones que utilizan los puntos de inflexión identifican puntos mínimos y máximos locales sobre una ventana de tiempo (Shen et al., 2019). El algoritmo de identificación más usado para encontrar estos puntos es el de Harding y Pagan (2002) el cual se aplica a las series financieras individualmente. Sin embargo, Harding y Pagan (2006) proponen una metodología para consolidar los puntos de inflexión de manera agregada. Este método ha sido aplicado en diferentes trabajos de ciclos financieros (Drehmann et al., 2012; Schüller et al. 2017; Shen et al., 2019). La ventaja de este método es que es robusto a quiebres estructurales en las series temporales (Schüller et al. 2017), pero sus resultados dependen de las reglas de censuras, es decir de la longitud mínima que debe tener los ciclos y las fases (Cagliarini y Price, 2017). Dado que en esta investigación se requiere de una serie temporal para analizar los objetivos de causalidad y pérdidas de bienestar, se descarta el método de puntos de inflexión para la estimación del ciclo financiero.

En el caso de los filtros de descomposición univariados, diferentes investigaciones suelen utilizar el filtro de Christiano-Fitzgerald porque les permite extraer ciclos de diferentes frecuencias según el interés del investigador (Schüller et al. 2017). Debido a que el ciclo financiero es considerado como un ciclo de baja frecuencia (Borio, 2012), muchas investigaciones se han centrado en extraer ciclos de frecuencia de mediano plazo comprendidos entre 32-80 trimestres (Gómez-González et al. 2015), otros entre 44-120 trimestres (Juhler et al. 2017), pero por lo general se asume entre 32-120 trimestres (Borio, 2012; Drehmann et al. 2012; Stremmel et al. 2015; Cagliarini y Price, 2017). El inconveniente de esta metodología es que se eligen de antemano las frecuencias donde se encuentra el ciclo de mediano plazo y se introduce una cierta arbitrariedad en los resultados (Cagliarini y Price, 2017; ECB, 2018). Además, de acuerdo a Murray (2003), el filtro de Christiano-Fitzgerald puede generar ciclos espurios.

Dentro de los modelos estructurales multivariados introducidos por Harvey y Koopman (1997), tenemos los modelos de componentes no observables (UC) y los modelos de factores dinámico (DFM). Ambos métodos tienen la ventaja de reducir el riesgo de ciclos espurios (ECB, 2018). Por un lado, el método UC estima los ciclos de las variables económicas y financieras simultáneamente teniendo en cuenta la correlación de los ciclos de las series incluidas (Juhler et al. 2017). Este método asume que el componente cíclico



es un proceso estacionario bivariado y estima las frecuencias de cada serie individualmente mediante el filtro de Kalman. Sin embargo, la noción de ciclo financiero requiere la presencia de un componente cíclico común con un cierto grado de co-movimiento entre los ciclos individuales (ECB, 2018). Como indica Adarov (2018), el ciclo financiero es un factor latente único que impulsa la actividad en el mercado financiero y se manifiesta como patrones cíclicos correlacionados en las variables financieras observadas. Para este propósito utilizamos el método de factores dinámicos considerando un conjunto de variables que representan al mercado financiero peruano. De acuerdo a Geweke (1977) y Sargent y Sims (1977) una amplia gama de variables observables puede abarcar un número menor de factores ortogonales comunes no observados<sup>2</sup>. Al igual que el método de componentes no observable, se utiliza el filtro de kalman para estimar los componentes no observables, pero tiene la ventaja de estimar el ciclo común no observable de las series analizadas. La estimación se basa en el algoritmo de Solberger y Spånberg (2019) el cual se describe con mayor detalle en el **Anexo B**.

### 3.2. Prueba de causalidad de Granger en el dominio de la frecuencia

Con el objetivo de probar la causalidad entre el ciclo económico (CE) y el ciclo financiero (CF) en el dominio de la frecuencia, utilizamos la prueba de Breitung y Candelon (2006) que está basada en un modelo VAR entre 2 variables.

Sea el vector  $Z_t = [CF_t, CE_t]$  un vector bidimensional de las series observadas para  $t = 1, 2, \dots, T$ , que representa el ciclo total de estas dos variables. Así, la representación del modelo VAR puede ser expresado como:

$$\Theta(L)Z_t = \epsilon_t \quad (1)$$

La representación de media móvil del sistema anterior es la siguiente:

$$\begin{aligned} Z_t &= \Phi(L)\epsilon_t = \begin{bmatrix} \Phi_{11}(L) & \Phi_{12}(L) \\ \Phi_{21}(L) & \Phi_{22}(L) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \epsilon_{1t} \\ \epsilon_{2t} \end{bmatrix} \\ &= \Psi(L)\eta_t = \begin{bmatrix} \Psi_{11}(L) & \Psi_{12}(L) \\ \Psi_{21}(L) & \Psi_{22}(L) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_{1t} \\ \eta_{2t} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2)$$

---

<sup>2</sup> Para aplicaciones recientes ver Hillebrand y Koopman (2016).

Donde  $\Phi(L) = \Theta^{-1}(L)$  y  $\Psi(L) = \Phi(L)G^{-1}$ .  $G$  es la matriz triangular inferior de la descomposición de Cholesky. Usando esta representación, la densidad espectral de  $CE_t$ , por ejemplo, puede ser expresado como:

$$f_{CE}(\omega) = \frac{1}{2\pi} (|\Psi_{11}(e^{-i\omega})|^2 + |\Psi_{12}(e^{-i\omega})|^2) \quad (3)$$

Esta representación separa las contribuciones de  $CE_t$ , (es decir,  $\Psi_{11}$ ) y  $CF_t$  (es decir,  $\Psi_{12}$ ) al espectro de  $CE_t$  y, por lo tanto, permite probar la causalidad en el sentido de Granger en cualquier frecuencia  $\omega$ . La hipótesis nula, en este ejemplo, es que  $CF_t$  no causa a lo Granger a  $CE_t$ , lo que significa que  $\Psi_{12}(e^{-i\omega}) = 0$  e implica que ningún valor rezagado de  $CF_t$  influye en  $CE_t$ .

La medida de causalidad utilizada en el dominio de frecuencia es:

$$M_{CF \rightarrow CE}(\omega) = \ln\left(\frac{2\pi f_{CE}(\omega)}{|\Psi_{11}(e^{-i\omega})|^2}\right) \quad (4)$$

Esto nos lleva a la siguiente expresión:

$$M_{CF \rightarrow CE}(\omega) = \ln\left(1 + \frac{|\Psi_{12}(e^{-i\omega})|^2}{|\Psi_{11}(e^{-i\omega})|^2}\right) \quad (5)$$

$M_{CF \rightarrow CE}(\omega) = 0$  si  $|\Psi_{12}(e^{-i\omega})|^2 = 0$ , es decir  $CF$  no causa en el sentido de Granger  $CE$ .

### 3.3. Cálculo del cambio de bienestar

En esta sección adoptamos una función de pérdida del Banco Central con el objetivo de medir los cambios de esta función cuando se incluye dentro de la regla de Taylor el coeficiente de reacción del ciclo financiero. Siguiendo el enfoque de Ma y Zhang (2016), usamos la siguiente función:

$$W = E_0 \sum_{t=0}^{\infty} \beta^t (\pi_t^2 + \psi_1 y_t^2 + \psi_2 r_t^2) \quad (6)$$

Donde  $\pi_t$  es la inflación,  $y_t$  es el ciclo económico y  $r_t$  es la tasa de interés de política monetaria. Esta función de pérdida indica que el objetivo del formulador de políticas es estabilizar la variación en la inflación, el producto y las tasas de interés nominales, donde

los pesos ( $\psi_i$ ) muestran la importancia relativa a cada objetivo (Justiniano y Preston, 2010). De acuerdo Ma y Zhang (2016), se establecen diferentes escenarios ( $\Omega$ ) según la importancia de cada objetivo:  $\Omega_1 = (\psi_1 = 1, \psi_2 = 1)$ ;  $\Omega_2 = (\psi_1 = 1, \psi_2 = 0.5)$ ;  $\Omega_3 = (\psi_1 = 0.5, \psi_2 = 1)$  y  $\Omega_4 = (\psi_1 = 0.5, \psi_2 = 0.5)$ . El primer escenario ( $\Omega_1$ ) asigna igual importancia para la brecha producto y la tasa de interés, el segundo escenario ( $\Omega_2$ ) asigna menor importancia a la tasa de interés, el tercer escenario ( $\Omega_3$ ) asigna menor importancia a la brecha producto y el cuarto escenario ( $\Omega_4$ ) asigna menor importancia a ambas variables. El valor de  $\beta$  se asume en 0.99. Es importante mencionar que en este apartado no se desea estimar la verdadera función de pérdida del Banco Central, sino tener una herramienta que nos permita comparar los cambios de bienestar con la adopción de una regla de Taylor que incorpora el ciclo financiero.

Para obtener los valores hacia adelante de la ecuación (6) se estima un modelo VAR(p) en forma reducida con cuatro variables: ciclo económico<sup>3</sup>, tasa de política monetaria del Banco Central, el componente de mediano del ciclo financiero y la inflación. Siguiendo a Rummel (2015) imponemos restricciones individuales sobre el modelo VAR retirando aquellos variables con rezagos no significativos (un valor t-statistic menor a 1.96 en valor absoluto) debido a que estimar un modelo VAR con sólo algunos rezagos significativos puede ocasionar estimaciones y pronósticos ineficientes. Inicialmente se asume que la tasa de política monetaria no reacción ante el ciclo financiero. La estimación del VAR con restricciones se hizo mediante máxima verosimilitud (*full-information maximum likelihood - FIML*).

Una vez estimado los coeficientes del VAR, sensibilizamos el sistema añadiendo un valor diferente de cero al coeficiente de reacción del ciclo financiero en la ecuación de política monetaria, entre [-3:3] con un paso de 0.01, y calculamos las funciones impulso-respuesta (FIR). Con las FIR estimada evaluamos la función de pérdida del banco central (ecuación 6) según cada tipo de choque ( $\varepsilon_t^y, \varepsilon_t^\pi, \varepsilon_t^r, \varepsilon_t^c$ ); es decir, los valores hacia adelante de la inflación, ciclo económico o la tasa de política monetaria pueden provenir de diferentes choques. En particular, nos centramos en los resultados de estas variables ante un choque del ciclo financiero.

---

<sup>3</sup> Se calcula con el filtro de Hodrick-Prescott aplicado a la serie logaritmo índice de PBI

## 4. Resultados

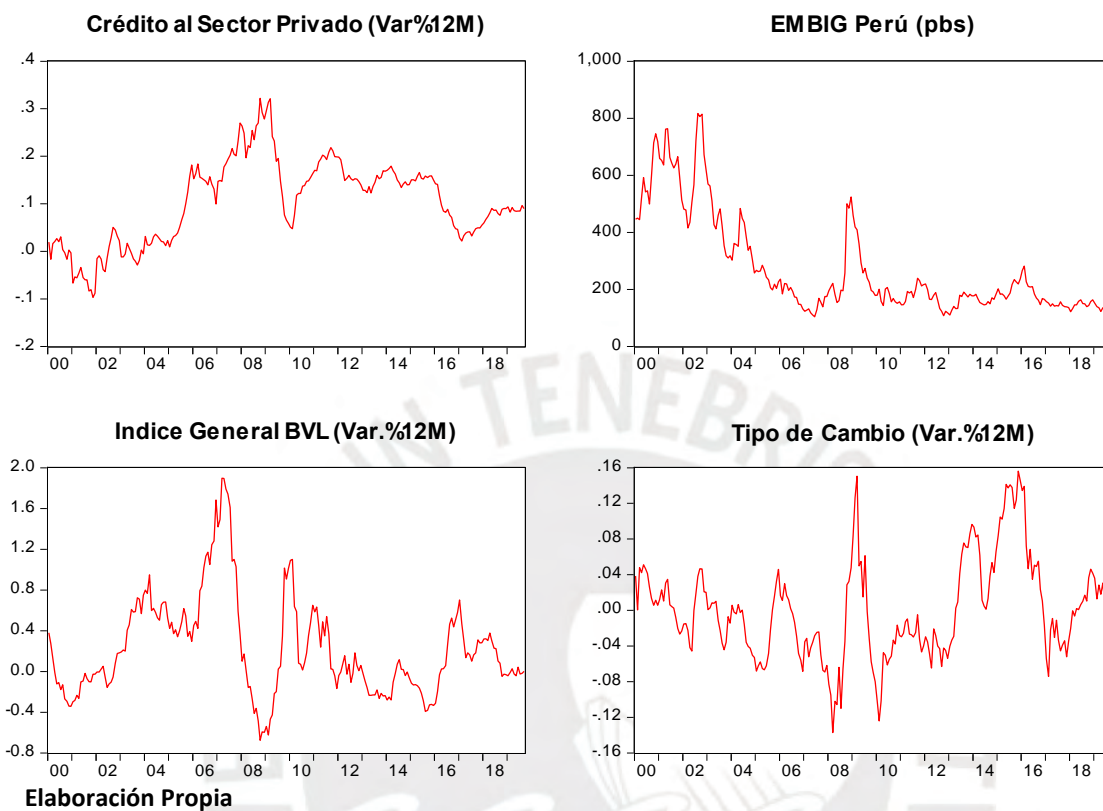
### 4.1. Ciclo financiero peruano

Para la estimación del ciclo financiero (CF) se utilizó información mensual de los periodos enero 2000 hasta setiembre 2019. A diferencia de las investigaciones anteriores que se han enfocado en analizar las propiedades del crédito o de acciones de manera separada en lugar del ciclo financiero completo (Claessens y Kose, 2017), se escogieron cuatro variables que representen el sistema financiero peruano: mercado de crédito, mercado de acciones, mercado de bonos y mercado de divisas. Por el lado del mercado de crédito usamos el crédito del sistema financiero al sector privado no financiero (Var% 12M), para el mercado de acciones usamos el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (Var% 12M); en caso del mercado de bonos usamos el EMBIG de Perú; y para el mercado de divisas se escogió el tipo de cambio interbancario US\$ por S/ a cierre de mes (Var% 12M). En el Gráfico N° 1 se muestran las series utilizadas para la estimación del ciclo financiero. En el **Anexo A** se encuentra la descripción de las variables, así como las fuentes utilizadas.

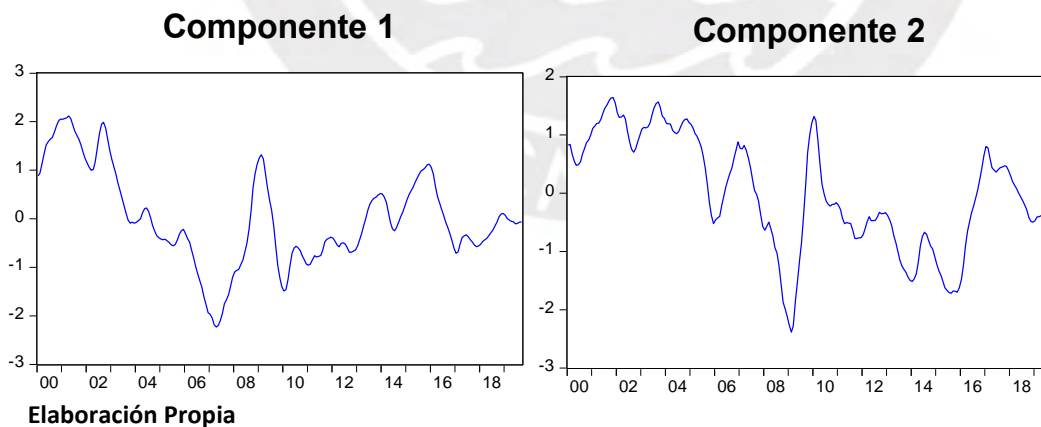
El resultado de estimar el modelo de factores dinámicos generó dos componentes comunes a las variables financieras (Gráfico N° 2). Se observa que tanto el componente 1 como el componente 2 alcanzan su máximo valor en abril y noviembre de 2001, respectivamente, periodo donde se atravesaba una burbuja de las empresas relacionadas a servicios tecnológicos que más tarde fue conocida como la *Dot.com Bubble*. Por otro lado, el mínimo valor del componente 1 se da en abril 2007, periodo anterior a la crisis financiero 2008; mientras que el componente 2 alcanza en su valor mínimo en febrero 2009.



**Gráfica N° 1: Series financieras utilizadas para la estimación del ciclo financiero 2000-2019**



**Gráfica N° 2: Componentes del ciclo financiero peruano 2000-2019**



## 4.2. Prueba de causalidad de Granger en el dominio de la frecuencia

En este apartado se realizó la prueba de Breitung y Candelon (2006) para analizar la relación de causalidad entre el ciclo financiero (CF) y el ciclo económico (CE). El test tiene por hipótesis nula que no existe una causalidad en el sentido Granger en la frecuencia  $\omega$  (omega). Por otro lado, el CE fue estimado a partir del índice mensual de producción: primero se transformó la serie en logaritmo, luego se desestacionalizó y finalmente se aplicó el filtro de Hodrick-Prescott para extraer el ciclo económico.

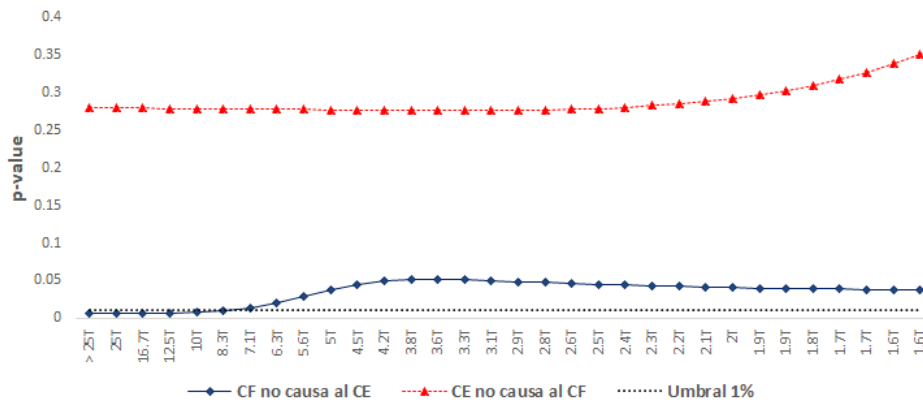
Los resultados del test permiten comprobar que existe una relación de causalidad del ciclo financiero, al ciclo económico sólo el componente 1, con un nivel de significancia de 1%. Sin embargo, no hay evidencia de que el CE cause al CF en ninguno de sus dos componentes. En el caso del primer componente la causalidad hacia el CE se da en frecuencias mayores a 10 trimestres<sup>4</sup> (2.5 años). Estas frecuencias se encuentran dentro del rango del ciclo económico entre 2-11 años (Juhler et al., 2017). Por otro lado, al igual que Gómez-González et al. (2013), se encontró evidencia que el CF causa al CE, pero extendiendo el uso de otras variables diferentes a las crediticias. Si bien las frecuencias en las cuales se ha demostrado la causalidad no necesariamente coincide con los rangos tradicionales (32-120 trimestres), lo que sí se ha demostrado es que es que las variables financieras tienen importancia para explicar el ciclo económico y no al revés. Estos hallazgos se suman a la revisión literaria expuesta en la **sección 2.2**, con el aporte de incluir otras variables financieras para representar al ciclo financiero, tal como sugiere Duarte (2014).

Una aplicación importante de la causalidad del CF al CE es que puede estimarse un ciclo económico ajustado por variables financieras. Grintzalis et al. (2017), usando el filtro de Hodrick-Prescott en una representación estado-espacio, han estimado un ciclo económico para 15 países emergentes teniendo en cuenta los ciclos crediticios demostrando que se identifica mejor las fases recesivas. Juselius et al. (2017) sugieren que la extracción de una tendencia de largo plazo del producto y la estimación de una tasa natural de interés debe ir más allá del paradigma estándar de *empleo total* de modo que se debe tener en cuenta el ciclo financiero. Así mismo el ciclo financiero puede utilizarse para identificar las presiones inflacionarias y desinflacionarias a través de un modelo estructural neokeynesiano (Chafik, 2018).

---

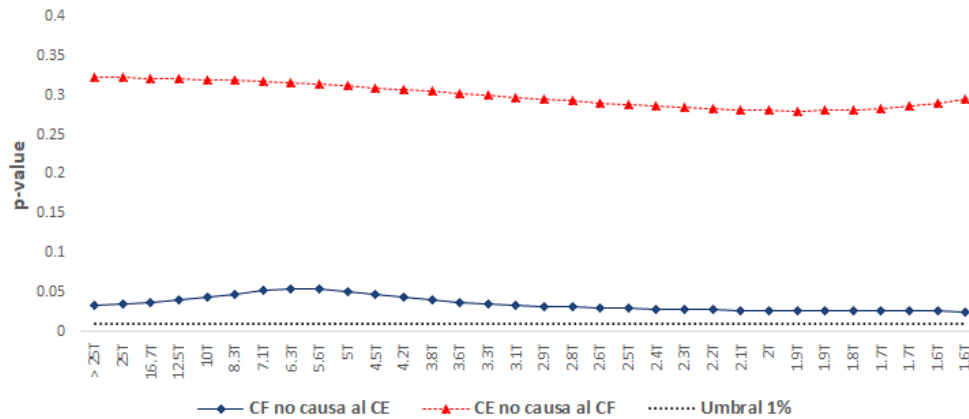
<sup>4</sup> En el **Anexo C** se puede observar el p-value para los valores de  $\omega$  donde se rechaza la hipótesis nula. Así mismo, para realizar la conversión entre frecuencia ( $\omega$ ) y periodo ( $t$ ) se utiliza la siguiente relación:  $t = \frac{2\pi}{\omega}$

**Gráfica N° 3: Prueba de causalidad entre el CF 1 y el CE**



Elaboración Propia

**Gráfica N° 4: Prueba de causalidad entre el CF 2 y el CE**



Elaboración Propia

Existen teorías que respaldan la causalidad del CF al CE. Bernanke y Gertler (1989), Kiyotaki y Moore (1997) y Bernanke et al. (1999) muestran que cuando hay fricciones en el mercado, las interacciones entre las variables financieras y la economía real pueden amplificarse a través del acelerador financiero. Bond et al. (2012) indica tres razones por las cuales el mercado de valores causa al ciclo económico: i) Las empresas reales aprenden nueva información de los precios del mercado secundario y usan esta información para guiar sus decisiones reales, lo que a su vez afecta el flujo de caja y el valor de la empresa; ii) Los gerentes pueden preocuparse por el precio de las acciones de la empresa porque su compensación a menudo está vinculada al precio de las acciones, lo que a su vez afecta sus

incentivos para tomar medidas reales; iii) Los gerentes pueden incluso seguir irracionalmente el precio de las acciones y usarlo como un ancla simplemente debido a su creencia general de que los precios son informativos. Por otro lado, Shen et al. (2019) señala que puede analizarse el problema de la causalidad mediante una función de producción estándar donde interactúan las variables financieras: en esta función, por ejemplo, los precios de las viviendas, así como el crédito son insumos para la producción de bienes y servicios de una economía.

Con este hallazgo, surge la pregunta si el Banco Central debería reaccionar también al ciclo financiero (componente 1). Para ello haremos uso de una función de pérdida del Banco Central según la ecuación (6) y mediremos los cambios de esta función.

### 4.3. Cálculo del cambio de bienestar

Considerando un criterio de parsimonia, los criterios de información, las pruebas de autocorrelación y normalidad en los errores, el modelo VAR resultante tiene orden 2<sup>5</sup>. Sin embargo, retiramos los coeficientes no significativos con un valor *t-statistic* menor a 1.96 en valor absoluto (Rummel, 2015). El nuevo VAR con restricciones se estima mediante el método FIML. La representación del modelo resultante es el siguiente:

$$\begin{bmatrix} y_t \\ \pi_t \\ i_t \\ c_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0.18 \\ 0.17 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.29 & 0 & 0 & 1.82 \\ 0 & 1.17 & 0 & 1 \\ 0 & -0.006 & 1.6 & k_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1.87 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ \pi_{t-1} \\ i_{t-1} \\ c_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.33 & 0 & -0.02 & -2.04 \\ 0 & -0.24 & 0 & -1.02 \\ 0.04 & 0 & -0.64 & k_2 \\ 0 & 0 & 0 & -0.89 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-2} \\ \pi_{t-2} \\ i_{t-2} \\ c_{t-2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_t^y \\ \varepsilon_t^\pi \\ \varepsilon_t^i \\ \varepsilon_t^c \end{bmatrix}$$

Con respecto al sistema anterior se observa que la ecuación del ciclo económico depende positivamente de sus dos rezagos y del primer rezago del ciclo financiero; y negativamente de la tasa de interés de política monetaria y del segundo rezago del ciclo financiero (este último tiene un mayor valor que el coeficiente del primer rezago). En el caso de la ecuación de la inflación, esta depende de sus dos rezagos y de los rezagos del ciclo financiero. En el caso de la ecuación de política monetaria, depende negativamente de la inflación y positivamente del ciclo económico. La respuesta de la política monetaria ante el ciclo financiero se encuentra en la posición (3,4) de las matrices de rezagos ( $k_1, k_2$ ). Aunque inicialmente el modelo VAR indicó que no eran significativos los coeficiente ciclo financiero para explicar la tasa de interés, se simuló la respuesta de la política monetaria ante diferentes de  $k_1$  y  $k_2$ . Finalmente, con respecto a la ecuación del ciclo financiero, este depende sólo de sus dos rezagos indicando que es un componente exógeno.

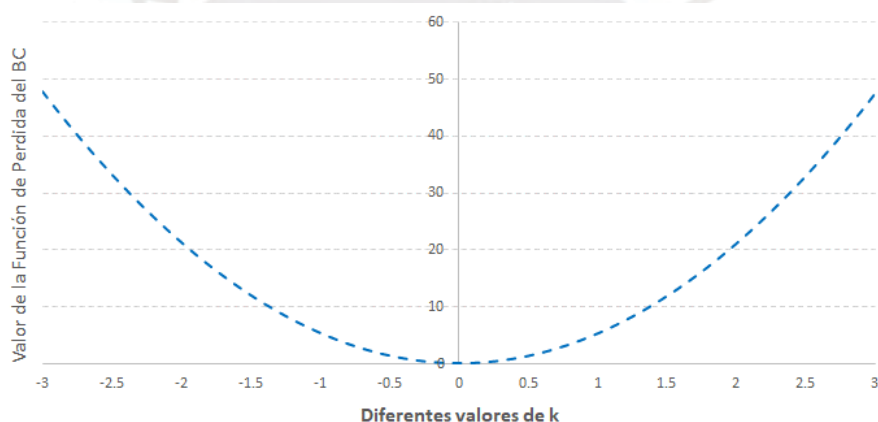
<sup>5</sup> Los resultados se encuentran en el **Anexo D**.



Con estos resultados, se estimaron las funciones impulso respuesta según diferentes valores  $k_1$  y  $k_2$ . Dado que el ciclo financiero no depende de ninguna otra variable del sistema, los choques de inflación, ciclo económico o de política monetaria no cambiarán la función de pérdida del Banco Central ante diferentes valores de  $k_1$  o  $k_2$ . Por ello solo nos concentraremos en las reacciones ante los impulsos del ciclo financiero.

Asumiendo que la política monetaria reacciona sólo al primer rezago del ciclo financiero<sup>6</sup>, la función de pérdida aumenta para cualquier valor de  $k_1$  indicando que no genera bienestar para el economía (reducción en el valor de la función) reaccionar ante el ciclo financiero ante cualquier escenarios ( $\Omega$ ) de preferencia del Banco Central según la ecuación (6). En el gráfico N°3 se muestra los resultados para el escenario de  $\Omega_1$  y en el **Anexo E** el resto de resultados.

**Gráfica N° 5: Valor de función de pérdida del Banco Central según diferentes valores de  $k_1$  en el escenario  $\Omega_1$**



**Elaboración Propia**

Los hallazgos nos indican que existe un ciclo financiero que causa al ciclo económico en frecuencias mayores a 10 trimestres y que además no podría incorporarse en una regla de Taylor del Banco Central porque no genera bienestar a la economía. Esto nos sugiere que la política monetaria por sí sola no puede resolver los desequilibrios financieros de un corto y mediano plazo, sin embargo, las políticas macroprudenciales pueden reforzar la política monetaria para contrarrestar los efectos negativos del ciclo financiero; es decir pueden aumentar la capacidad de resistencia del sistema financiero frente a choques financieros (Schoemaker et al. 2014). Incluso pueden usarse sólo para mantener la estabilidad

<sup>6</sup> También se simuló la reacción de la política monetaria sólo al segundo rezago del ciclo financiero y las conclusiones se mantienen.

financiera sin dañar la economía real (Klingelhöfer y Sun, 2017). En Perú se ha medido la efectividad de algunas políticas macroprudenciales. Cabello et al. (2017) encontraron que la activación de la provisión procíclica desaceleró el crecimiento de los préstamos bancarios contribuyendo a reducir la prociclicidad del crecimiento del crédito.



## 5. Conclusiones

El estudio del sector financiero y las crisis financieras dieron lugar a la noción a la noción del ciclo financiero (Billio y Petronevich, 2017). Este concepto representa el vínculo agregado entre el sector real y financiero (Claessens y Kose, 2017). La definición teórica más aceptada del ciclo financiero es la de Borio (2012), el cual define el ciclo financiero como la interacción entre las percepciones de valor y riesgo, las actitudes de los agentes hacia el riesgo y las restricciones financieras, que se refuerzan entre sí, y se traducen en auges y caídas del sector financiero; además, estas interacciones pueden amplificar las fluctuaciones económicas y conducir a graves situaciones económicas y financieras. Para el cálculo del ciclo financiero existe diferentes metodologías y gran parte de las investigaciones se ha centrado en describir sus propiedades cíclicas como: mayor duración al ciclo económico, predictor de crisis financieras y elevado nivel de sincronización con el ciclo económico. Sin embargo, no se ha estudiado con profundidad la relación de causalidad con el ciclo económico. Además, como señala Duarte (2014) esta relación debe analizarse cuando se representa al ciclo financiero como una agregación de otros mercados financieros.

Dada la importancia de conocer la causalidad entre el ciclo financiero y el ciclo económico, en esta investigación se ha planteado una nueva metodología del cálculo para la estimación del ciclo financiero. A diferencia de las investigaciones anteriores que se han enfocado en analizar las propiedades del crédito o de acciones de manera separada en lugar del ciclo financiero completo (Claessens y Kose, 2017), en esta investigación usamos un conjunto de variables representativas de los cuatro mercados financieros más importante del Perú: mercado de crédito, mercado de acciones, mercado de bonos y mercado de divisas. Por el lado del mercado de créditos escogimos la serie volumen total de crédito al sector privado no financiero (Var. % 12M), por el lado del mercado de acciones escogimos el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (Var. %12M); en el caso del mercado de bonos utilizamos el EMBIG de Perú; y con respecto al mercado de divisas utilizamos el tipo de cambio (Var. %12M). Dado que el objetivo es obtener una serie temporal para analizar la relación de causalidad y que además el ciclo refleje un componente común al conjunto de variables financieras, se descartaron los siguientes métodos de estimación: puntos de inflexión, filtros univariados y modelos de componentes no observables. Al igual que Menden y Proaño (2017), utilizamos utilizó el modelo de factores dinámicos donde extraemos los componentes comunes a las series financieras observadas mediante el filtro de Kalman. Estos componentes son los componentes del ciclo financiero.

Los resultados indican que existen dos componentes comunes a las series financieras. El primer componente alcanza su valor mínimo en abril 2007, periodo anterior a la crisis financiero 2008; mientras que el segundo lo en febrero 2009. Una vez estimado los componentes del ciclo, se analizó la relación de causalidad con la prueba de causalidad de Granger en el dominio de la frecuencia de Breitung y Candelon (2006). Esta prueba no sólo nos permite saber la dirección de la causalidad entre dos variables sino también analizar en qué frecuencias se da esta relación. En el caso peruano se ha demostrado que sólo el primer componente del CF causa al ciclo económico en frecuencias mayores a 10 trimestres (2.5 años), mientras que el segundo no causa al CE en ninguna frecuencia. La relación del primer componente podemos asociarlo a frecuencias del ciclo económico entre 2-11 años (Juhler et al., 2017). Además, se ha demostrado que el CE no causa a ningún componente del ciclo financiero. Este hallazgo es diferente a lo encontrado en la literatura previa donde se ha demostrado que esta relación de causalidad entre ambas suele darse en frecuencias de mediano plazo de 8-30 años (Gómez-Gonzalez et al. 2015). Sin embargo, es importante resaltar que las variables financieras juegan un rol importante para explicar el ciclo económico del Perú. Al igual que Gómez-González et al. (2013), se encontró evidencia que el CF causa al CE, pero extendiendo el uso de otras variables diferentes a las crediticias.

Por otro lado, a diferencia de Lahura et al. (2013) y Pérez y Vilchez (2018), quienes estudian el ciclo financiero peruano, se utilizaron otras variables que también representen al resto de mercados financieros: cambiario, equity y bonos. De esta primera parte pueden extenderse otros trabajos de investigación como la identificación de las presiones inflacionarias y desinflacionarias a través de un modelo estructural neokeynesiano incluyendo el ciclo financiero y la estimación del producto potencial y la estimación de una tasa natural de interés que se aleje del paradigma estándar de *empleo total* (Juselius et al., 2017).

Luego de demostrar la causalidad del CF al CE, el siguiente paso fue analizar si el Banco Central debería o no incorporar en su regla de política monetaria el ciclo financiero. Para ello se estimó una función de pérdida para el Banco Central propuesta por Justiniano y Preston (2010) y analizada por Ma y Zhang (2016) bajo diferentes escenarios de preferencia ( $\Omega$ ). Los resultados demuestran que no hay ninguna ganancia en la función de pérdida al incorporar el CF. Esto está en línea a lo indicado por Cagliarini y Price (2017) quien argumenta que no es ideal que la política monetaria soporte la carga del ciclo financiero porque sería costoso e ineficiente. En caso contrario, el banco central podría perder credibilidad al mantener dos objetivos: estabilidad monetaria y financiera (Smets, 2013). Por lo tanto, el rol de las políticas



macroprudenciales son esenciales para suavizar el ciclo financiero como una herramienta complementaria a la política monetaria. Si bien en otros países se ha demostrado que las políticas macroprudenciales estabilizan el sector financiero sin dañar el sector real (Klingelhöfer y Sun, 2017), en el Perú está pendiente analizar esta posible relación y no sólo evaluar la efectividad de las políticas macroprudenciales de manera individual (Cabello et al., 2017).

Otros puntos en agenda para las próximas investigaciones es analizar si el ciclo financiero de otros países influye sobre el CF peruano. De acuerdo a Rey (2015), existe un ciclo financiero global que está impulsado principalmente por la política monetaria de Estados Unidos. Al respecto, Adarov (2018) encuentra que existe un alto grado de sincronización entre el ciclo financiero de Estados Unidos y el ciclo financiero global. Así mismo, Tsiakas y Zhang (2018) consideran que Estados Unidos es un líder mundial en la exportación de sus recesiones a otros países.



## Anexos

### A. Variables utilizadas

Para la estimación del ciclo financiero de la sección 3.1 se usaron las siguientes variables:

Variable	Abreviatura	Descripción	Fuente
Crecimiento anualizado del crédito al sector privado	credito	Crédito de las sociedades de depósito al sector privado (fin de periodo) - Total a Tipo de Cambio Constante (millones S/)	BCRP
Crecimiento anualizado del tipo de cambio promedio	exchange	Tipo de cambio - promedio del periodo (S/ por US\$) - Interbancario - Promedio	BCRP
EMBIG Perú	embig	Diferencial de Rendimientos del Índice de Bonos de Mercados Emergentes (EMBIG) - Perú	BCRP
Crecimiento anualizado del IGBVL	equity	Bolsa de Valores de Lima - Índices Bursátiles - Índice General BVL (base 31/12/91 = 100)	BCRP

Para el modelo VAR de la sección de la sección 3.3 se usaron las siguientes variables:

Variable	Abreviatura	Descripción	Fuente
Inflación (Variación anualizada del IPC)	$\pi_t$	Variación anualizada del IPC: Índice de precios Lima Metropolitana (índice 2009 = 100)	BCRP
Índice de Producto Bruto Interno	pbi	Producto bruto interno y demanda interna (índice 2007=100) - PBI	BCRP
Tasa de Política Monetaria	$i_t$	Tasa de Referencia de la Política Monetaria	BCRP
Ciclo financiero	$c_t$	1er Componente del ciclo financiero	Propia

Para el cálculo del ciclo económico ( $y_t$ ) se realizaron los siguientes pasos:

- I. Se aplicó el logaritmo a la serie  $pbi$ . Nueva serie:  $\log\_pbi$
- II. Desestacionalizar la serie  $\log\_pbi$  con el método Census x12. Nueva serie:  $\log\_pbi\_sa$
- III. Aplicar filtro de Hodrick-Prescott con parámetro  $\lambda = 14,400$  a la serie  $\log\_pbi\_sa$ . Nueva serie:  $\log\_pbi\_sa\_trend$
- IV. Calcular el ciclo económico ( $y_t$ ) como la diferencia entre la serie desestacionalizada y la tendencia estimada en el paso iii):

$$y = \log\_pbi\_sa - \log\_pbi\_sa\_trend$$

## B. Modelo de factores dinámicos

Sea  $x_i$  un conjunto de  $N$  variables igual a  $x_{i,t} = (x_{1,t}, x_{2,t}, \dots, x_{N,t})'$  y la información empírica disponible en el tiempo  $t = 1, 2, \dots, T$  agrupada en un set de información  $F_t = \{x_1, x_2, \dots, x_t\}$ . En un modelo de factor dinámico cada variable  $x_{i,t}$  es la suma de dos componentes: un componente común  $\chi_{i,t}$  y un componente idiosincrático (error)  $\epsilon_{i,t}$ .

$$x_{i,t} = \chi_{i,t} + \epsilon_{i,t} \quad (7)$$

$$\chi_{i,t} = v_i(L)' z_t \quad (8)$$

Donde  $v_i(L) = v_{i,0} + v_{i,1}L + \dots + v_{i,k}L^k$  es un polinomio en función del operador de rezagos  $L$  aplicado sobre un conjunto de  $K$  factores comunes no-observables.  $z_t$  son los componentes dinámicos. Si el número de componentes  $z_t$  es finito, entonces existe por cada  $i$  un vector de constantes  $\lambda_i = (\lambda_{i,1}, \lambda_{i,2}, \dots, \lambda_{i,\mathcal{R}})'$  tal que  $v_i(L)' = \lambda_i' C(L)$ , donde  $C(L)$  es un vector de rezagos de polinomio de orden  $\mathcal{R} \times k$  y cumple la condición que  $C(L) = \sum_{m=0}^{\infty} C_m L^m$  y es absolutamente sumable  $\sum_{m=0}^{\infty} \|C_m\| < \infty$ . Sea  $f_t = (f_{1,t}, f_{2,t}, \dots, f_{\mathcal{R},t})' = C(L)z_t$ , el modelo dinámico puede ser representado en forma estática como:

$$x_{i,t} = c_{i,t} + \epsilon_{i,t} \quad (9)$$

$$c_{i,t} = \lambda_i' f_t \quad (10)$$

En forma matricial:

$$x_t = c_t + \epsilon_t \quad (11)$$

$$c_t = \Lambda f_t \quad (12)$$

Donde  $c_t = (c_{1,t}, c_{2,t}, \dots, c_{N,t})'$ ,  $\epsilon_t = (\epsilon_{1,t}, \epsilon_{2,t}, \dots, \epsilon_{N,t})'$  y  $\Lambda = (\lambda_1', \lambda_2', \dots, \lambda_N)'$ . Los componentes comunes  $z_t$  se conocen como factores dinámicos, mientras que los factores  $f_t$  son conocidos como factores estáticos.

Los supuestos de este modelo son los siguientes:

**A1.** El proceso  $z_t$  es un proceso ruido blanco, es decir es un proceso i.i.d tanto en la transversal como en la dimensión de tiempo con media:  $E(z_t) = 0, E(z_t z_t') = \text{diag}(w_1^2, w_2^2, \dots, w_{\mathcal{R}}^2)$  donde  $w_j^2 < \infty$  para todo  $j$ , y  $E(z_t z_s') = 0$  para todo  $t \neq s$ .

**A2.** El proceso  $\epsilon_t$  tiene una representación de Wald  $\epsilon_{i,t} = \theta_i(L)u_{i,t} = \sum_{m=0}^{\infty} \theta_{i,m}u_{i,t-m}$  donde  $\sum_{m=0}^{\infty} |\theta_{i,m}| < \infty$  y  $u_{i,t}$  es un ruido blanco i.i.d con dependencia transversal limitada:  $E(u_{i,t}) = 0$ ,  $E(u_{i,t}u_{j,s}) = 0$  para todo  $t \neq s$ , y  $E(u_{i,t}u_{j,t}) = \tau_{i,j}$ , con  $\sum_{i=1}^N |\tau_{i,j}| < J$ , donde  $J$  es algún número positivo que no depende de  $N$  ni  $T$ .

**A3.** Los choques comunes  $z_t$  y los errores idiosincráticos  $u_t = (u_{1,t}, u_{2,t}, \dots, u_{N,t})'$  son grupos mutuamente independientes,  $E(u_t z_s') = 0$  para todo  $t, s$ .

Del supuesto A1, los factores estáticos son procesos estacionarios y admiten una representación de Wald  $f_t = C(L)z_t = \sum_{m=0}^{\infty} C_m z_{t-m}$ . Asumiendo la invertibilidad, los factores estáticos pueden seguir algún proceso VAR (p) estacionario:

$$A(L)f_t = z_t \quad (13)$$

donde  $A(L) = I_R - A_1L - A_2L^2 - \dots - A_pL^p = C(L)^{-1}$ . Con los supuestos A1-A3, la función de autocovarianza es:

$$\Gamma_x(h) = E(x_t x_{t-h}') = \Lambda \Gamma_f(h) \Lambda' + \Gamma_\epsilon(h) \quad (14)$$

donde  $\Gamma_f(h) = E(f_t f_{t-h}')$  y  $\Gamma_\epsilon(h) = E(\epsilon_t \epsilon_{t-h}')$ . Sea  $\Sigma = \Gamma_x(0)$ ,  $\Upsilon = \Gamma_f(0)$  y  $\Psi = \Gamma_\epsilon(0)$ , podemos escribir la covarianza contemporánea de  $x_t$  como:

$$\Sigma = \Lambda \Upsilon \Lambda' + \Psi \quad (15)$$

Para la estimación se suele representar el (11) y (12) como un modelo de Estado-Espacio:

### **Ecuación de Señal:**

$$x_t = H_t a_t + \xi_t \quad (16)$$

### **Ecuación de Estado: (Modelo VAR)**

$$a_{t+1} = T_t a_t + R_t \eta_t \quad (17)$$

donde

- $H_t = (\Lambda \quad 0 \quad \dots \quad 0)$ , matriz de orden  $N \times k$  y  $\Lambda$  es una matriz de cargas.  $k = \mathcal{R} \ p$ , donde  $\mathcal{R}$  es el número de factores y  $p$  es el rezago del VAR (Ecuación de Estado).
- $a_t = \tilde{f}_t$ , matriz de orden  $k \times 1$
- $\xi_t = \epsilon_t$ , matriz de orden  $N \times 1$
- $R'_t = (I_{\mathcal{R}} \quad 0 \quad \dots \quad 0)$ , matriz de orden  $k \times q$ . Por lo general es una matriz identidad
- $T_t = \tilde{A}$ , matriz de orden  $k \times k$ .



- $\eta_t = z_t$ , matriz de orden  $N \times 1$

La ecuación de estado tiene la siguiente forma:

$$\tilde{f}_{t+1} = \tilde{A}\tilde{f}_t + \tilde{z}_t \quad (18)$$

Donde:

$$\tilde{f}_t = \begin{pmatrix} f_t \\ f_{t-1} \\ \vdots \\ f_{t-p+1} \end{pmatrix}, \tilde{A} = \begin{pmatrix} A_1 & A_2 & \cdots & A_{p-1} & A_p \\ I_R & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & I_R & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & I_R & 0 \end{pmatrix}, \tilde{z}_t = \begin{pmatrix} z_t \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \quad (19)$$

Siguiendo a Solberger y Spånberg (2019), el modelo de factores dinámicos se puede estimar realizando una rotación de  $f_t$ . Los autores asumen que  $\Upsilon = I_R$ , por lo que la ecuación (15) sería:

$$\Sigma = \Lambda\Lambda' + \Psi$$

Consideremos que la matriz  $\Lambda'\Lambda$  tiene descomposición espectral, tal que  $\Lambda'\Lambda = QDQ'$  donde  $D = \text{diag}(\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_R)$  y  $QQ' = I_N$ . La representación del modelo de factores (11) se puede escribir como:

$$x_t = \Lambda_+g_t + \varepsilon_t \quad (20)$$

Donde  $\Lambda_+ = \Lambda Q$  y  $g_t = Q'f_t$ . Por construcción,  $\Lambda'_+\Lambda_+ = D$  y  $\Lambda_+\Lambda'_+ = \Lambda\Lambda'$ . Definamos la matriz  $P = \Lambda_+D^{-1/2}$ , con la siguiente propiedad  $P'P = I_R$ . De acuerdo a la ecuación (13), dado que  $f_t$  tiene una representación VAR, la nueva variable  $g_t$  también tendrá una representación VAR:

$$A^+(L)g_t = w_t \quad (21)$$

donde  $A^+(L) = Q'A(L)Q$  y  $w_t = Q'z_t$ . Supongamos que  $X = (x_1, x_2, \dots, x_T)$  es una matriz de  $N \times T$  estandarizada y con datos de panel equilibrado con una matriz de covarianzas muestral  $S = T^{-1} \sum_{t=1}^T x_t x_t' = T^{-1}XX'$ . Sea  $\hat{D} = \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_R)$  una matriz diagonal con los  $R$  valores propios mayores de  $S$  sobre su diagonal principal, y sea  $\hat{P}$  la matriz  $R \times R$  de los vectores propios asociados como columnas. Bajo la rotación  $Q'f_t$ , se puede estimar las matrices  $\hat{g}_t$  y  $\hat{\Lambda}_+$  como:

$$\hat{g}_t = \hat{D}^{-1/2} \hat{P}' x_t \quad (22)$$

$$\hat{\Lambda}_+ = \hat{P} \hat{D}^{1/2} \quad (23)$$

donde  $\hat{g}_t \xrightarrow{p} g_t$  y  $\hat{\Lambda}_+ \xrightarrow{p} \Lambda_+$  a medida que  $N, T \rightarrow \infty$ . Con la rotación  $g_t = Q' f_t$ , las ecuaciones de estado y señal son, respectivamente:

$$\begin{pmatrix} x_{1,t} \\ x_{2,t} \\ \vdots \\ x_{N,t} \end{pmatrix} = (\Lambda_+ \quad 0 \quad \dots \quad 0) \begin{pmatrix} g_t \\ g_{t-1} \\ \vdots \\ g_{t-p+1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \epsilon_{1,t} \\ \epsilon_{2,t} \\ \vdots \\ \epsilon_{N,t} \end{pmatrix} \quad (24)$$

$$\begin{pmatrix} g_t \\ g_{t-1} \\ \vdots \\ g_{t-p+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A^+_1 & A^+_2 & \dots & A^+_{p-1} & A^+_p \\ I_{\mathcal{R}} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & I_{\mathcal{R}} & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & I_{\mathcal{R}} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} g_{t-1} \\ g_{t-2} \\ \vdots \\ g_{t-p} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} w_t \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \quad (25)$$

Resumimos los pasos de estimación de la siguiente forma:

- i) Estimar  $\Lambda_+$  y  $g_t$  para  $t = 1, 2, \dots, T$  mediante las ecuaciones (22) y (23)
- ii) Estimar un modelo VAR con polinomio  $A^+(L)$

$$\hat{g}_t = A^+_1 \hat{g}_{t-1} + A^+_2 \hat{g}_{t-2} + \dots + A^+_p \hat{g}_{t-p} + \hat{w}_t$$

- iii) Correr el filtro de Kalman sobre el modelo definido en las ecuaciones (24) y (25) para reestimar los factores  $g_t$  para  $t = 1, 2, \dots, T$  condicional a las estimaciones  $\hat{\Lambda}_+$  y  $\hat{A}^+(L)$ .

### C. Resultados de la prueba de causalidad de Granger

A continuación, se muestra los p-value para la hipótesis nula de que el CF (CE) no causa al CE (CF):

Trimestres	Meses	Frecuencia Angular ( $\omega$ )	Componente 1		Componente 2	
			CF no causa al CE	CE no causa al CF	CF no causa al CE	CE no causa al CF
> 25T	200	0.0314	0.0057	0.2796	0.0341	0.3223
25T	100	0.0628	0.0058	0.2795	0.0352	0.3220
16.7T	67	0.0942	0.0061	0.2793	0.0372	0.3214
12.5T	50	0.1257	0.0067	0.2791	0.0401	0.3207
10T	40	0.1571	0.0079	0.2788	0.0439	0.3197
8.3T	33	0.1885	0.0101	0.2785	0.0483	0.3185
7.1T	29	0.2199	0.0140	0.2782	0.0521	0.3171
6.3T	25	0.2513	0.0203	0.2778	0.0541	0.3155
5.6T	22	0.2827	0.0287	0.2774	0.0536	0.3137
5T	20	0.3142	0.0375	0.2770	0.0510	0.3118
4.5T	18	0.3456	0.0447	0.2767	0.0474	0.3097
4.2T	17	0.3770	0.0492	0.2763	0.0437	0.3075
3.8T	15	0.4084	0.0513	0.2761	0.0404	0.3051
3.6T	14	0.4398	0.0516	0.2759	0.0377	0.3027
3.3T	13	0.4712	0.0510	0.2759	0.0355	0.3002
3.1T	12	0.5027	0.0499	0.2760	0.0338	0.2977
2.9T	12	0.5341	0.0487	0.2763	0.0323	0.2951
2.8T	11	0.5655	0.0474	0.2769	0.0312	0.2927
2.6T	11	0.5969	0.0461	0.2777	0.0303	0.2902
2.5T	10	0.6283	0.0450	0.2789	0.0295	0.2880
2.4T	10	0.6597	0.0439	0.2806	0.0289	0.2859
2.3T	9	0.6912	0.0430	0.2827	0.0284	0.2840
2.2T	9	0.7226	0.0422	0.2853	0.0279	0.2824
2.1T	8	0.7540	0.0414	0.2886	0.0275	0.2812
2T	8	0.7854	0.0407	0.2926	0.0272	0.2805
1.9T	8	0.8168	0.0401	0.2975	0.0269	0.2803
1.9T	7	0.8482	0.0396	0.3033	0.0267	0.2806
1.8T	7	0.8796	0.0391	0.3102	0.0265	0.2817
1.7T	7	0.9111	0.0387	0.3182	0.0263	0.2835
1.7T	7	0.9425	0.0383	0.3275	0.0261	0.2862
1.6T	6	0.9739	0.0380	0.3382	0.0259	0.2899
1.6T	6	1.0053	0.0376	0.3504	0.0258	0.2946
1.5T	6	1.0367	0.0373	0.3642	0.0257	0.3004
1.5T	6	1.0681	0.0371	0.3797	0.0256	0.3074
1.4T	6	1.0996	0.0368	0.3970	0.0255	0.3157
1.4T	6	1.1310	0.0366	0.4160	0.0254	0.3253
1.4T	5	1.1624	0.0364	0.4368	0.0253	0.3362
1.3T	5	1.1938	0.0362	0.4594	0.0252	0.3485
1.3T	5	1.2252	0.0360	0.4835	0.0252	0.3620
1.3T	5	1.2566	0.0359	0.5091	0.0251	0.3769
1.2T	5	1.2881	0.0357	0.5359	0.0250	0.3929
1.2T	5	1.3195	0.0356	0.5637	0.0250	0.4101
1.2T	5	1.3509	0.0355	0.5922	0.0249	0.4282
1.1T	5	1.3823	0.0354	0.6211	0.0249	0.4471
1.1T	4	1.4137	0.0352	0.6501	0.0249	0.4667
1.1T	4	1.4451	0.0351	0.6788	0.0248	0.4868
1.1T	4	1.4765	0.0350	0.7070	0.0248	0.5071

## D. Modelo VAR (2)

### D.1. Criterio de Información para el modelo VAR

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-1,005	NA	1	11	11	11
1	-129	1,704	0	2	2	2
2	76	389	0	0	0.198525*	0
3	105	54.13690*	6.63e-06*	-0.573161*	0	-0.204907*
4	117	22	0	-1	1	0
5	126	16	0	0	1	0
6	135	16	0	0	1	0
7	150	25	0	0	2	0
8	161	18	0	0	2	1

Nota: \* indica el orden de retraso seleccionado por el criterio

LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)

FPE: Final prediction error

AIC: Akaike information criterion

SC: Schwarz information criterion

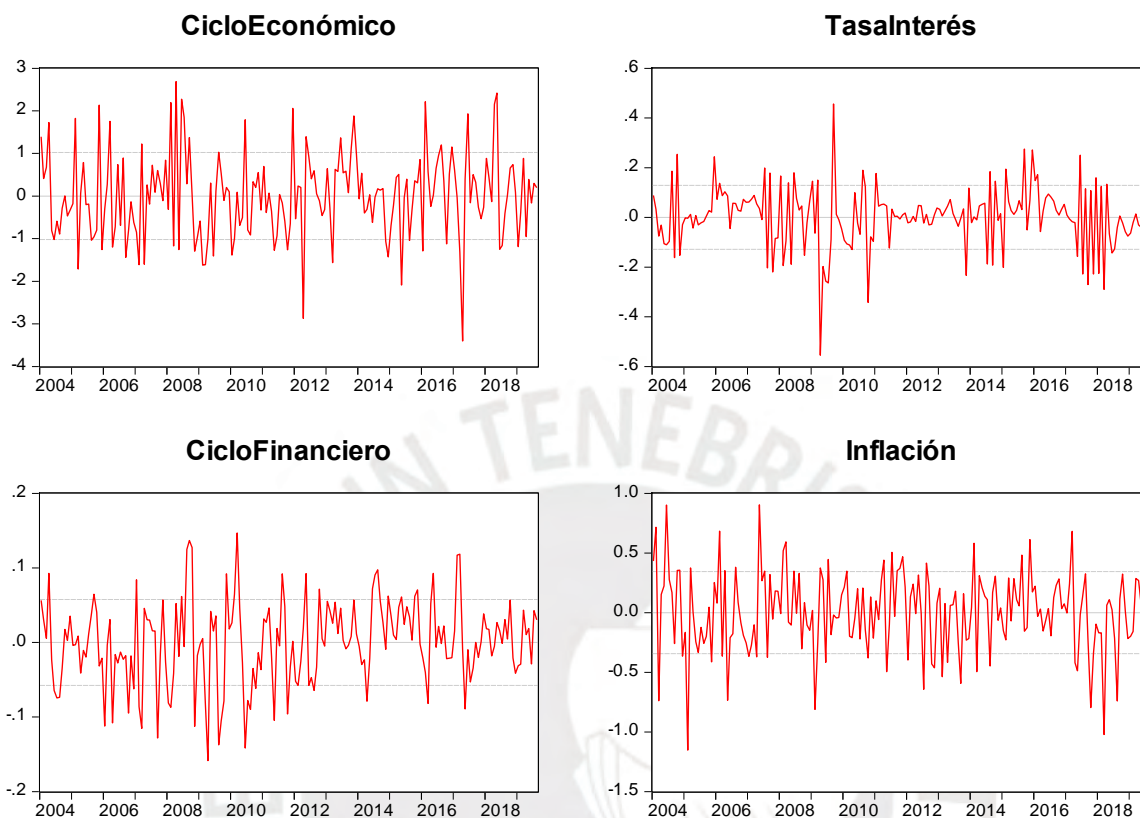
HQ: Hannan-Quinn information criterion

### D.2. Coeficientes del VAR (2)

		Variables dependientes				
		Y	R	CF	INFLACION	
Variables explicativas	Y(-1)	Coeficiente	0.2262	0.0173	-0.0002	0.0292
		t-statistic	[ 3.12468]	[ 1.89820]	[-0.06089]	[ 1.19681]
	Y(-2)	Coeficiente	0.2447	0.0249	0.0034	0.0388
		t-statistic	[ 3.42400]	[ 2.76966]	[ 0.83868]	[ 1.61037]
	R(-1)	Coeficiente	0.9058	1.4806	-0.0215	0.1556
		t-statistic	[ 1.88320]	[ 24.4946]	[-0.79517]	[ 0.96029]
	R(-2)	Coeficiente	-0.9215	-0.5424	0.0120	-0.1407
		t-statistic	[-2.02116]	[-9.46854]	[ 0.46730]	[-0.91623]
	CF(-1)	Coeficiente	1.5731	0.0263	1.8722	0.7448
		t-statistic	[ 2.33881]	[ 0.31085]	[ 49.4190]	[ 3.28634]
	CF(-2)	Coeficiente	-1.7797	-0.0795	-0.9095	-0.7206
		t-statistic	[-2.61624]	[-0.93025]	[-23.7361]	[-3.14408]
	INFLACION(-1)	Coeficiente	0.3525	0.0523	-0.0002	1.1175
		t-statistic	[ 1.65370]	[ 1.95184]	[-0.01566]	[ 15.5600]
INFLACION(-2)	Coeficiente	-0.2824	-0.0382	0.0064	-0.2245	
	t-statistic	[-1.31623]	[-1.41814]	[ 0.52967]	[-3.10466]	
Constante	Coeficiente	-0.2093	0.1730	0.0055	0.2625	
	t-statistic	[-0.67083]	[ 4.41404]	[ 0.31577]	[ 2.49762]	



### D.3. Residuos del VAR (2)



### D.4. Prueba de Autocorrelación del VAR (2)

#### VAR Residual Serial Correlation LM Tests

*Null Hypothesis: no serial correlation at lag order h*

Lags	LM-Stat	Prob
1	50.65863	0
2	39.94477	0.054
3	17.71006	0.3411
4	24.04237	0.0886
5	22.30597	0.1336
6	16.71334	0.4044
7	17.78044	0.3369
8	19.82731	0.2281

Probs from chi-square with 16 df.

## D.5. Prueba de Normalidad del VAR (2)

La única ecuación que no cumple la normalidad es la ecuación de la tasa de interés. Como se observa en la gráfica de los residuos, esto se debe a los grandes cambios en esta variable entre abril y septiembre de 2009. A pesar de ello, se trabaja con el VAR de orden 2.

### VAR Residual Normality Tests

#### Orthogonalization: Cholesky (Lutkepohl)

Null Hypothesis: residuals are multivariate normal

Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	0.088537	0.245618	1	0.6202
2	-0.477878	7.155525	1	0.0075
3	-0.183157	1.051123	1	0.3052
4	-0.252129	1.991826	1	0.1582
<b>Joint</b>		<b>10.44409</b>	<b>4</b>	<b>0.0336</b>

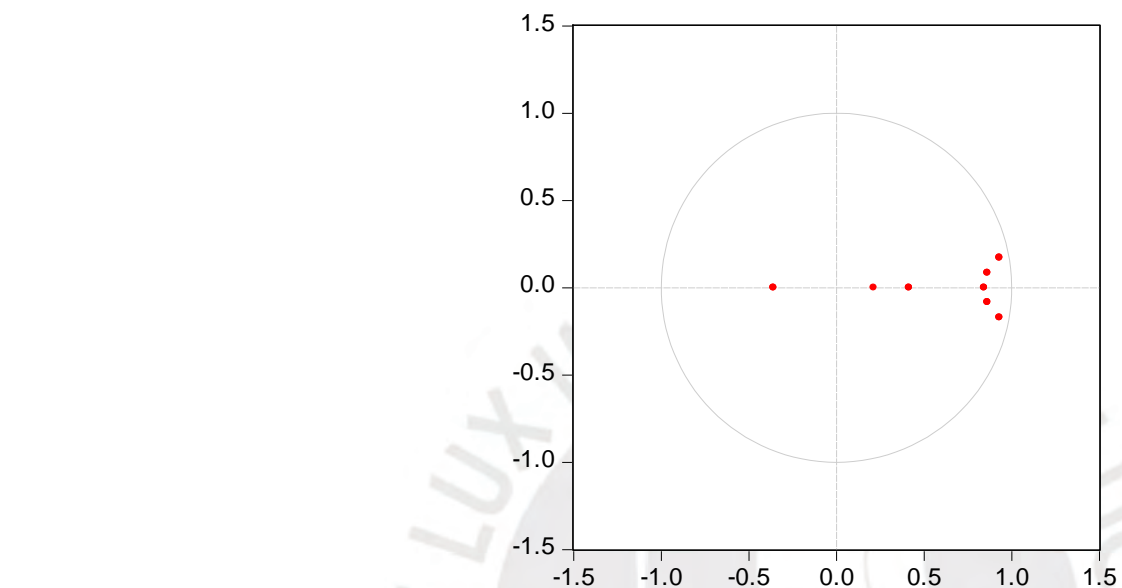
Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	3.52193	2.133884	1	0.1441
2	5.210274	38.26828	1	0
3	3.24296	0.462397	1	0.4965
4	3.704464	3.887443	1	0.0486
<b>Joint</b>		<b>44.752</b>	<b>4</b>	<b>0</b>

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	2.379502	2	0.3043
2	45.4238	2	0
3	1.51352	2	0.4692
4	5.879269	2	0.0529
<b>Joint</b>	<b>55.1961</b>	<b>8</b>	<b>0</b>

### D.6. Raíces del polinomio característico

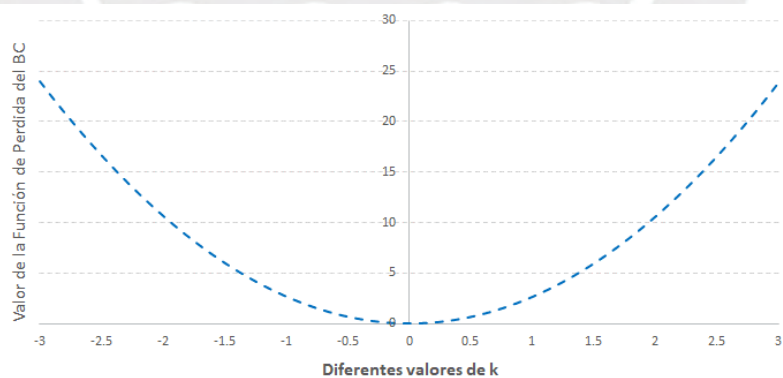
Las raíces se encuentran dentro del círculo unitario. El VAR es estacionario.

Inverse Roots of AR Characteristic Polynomial



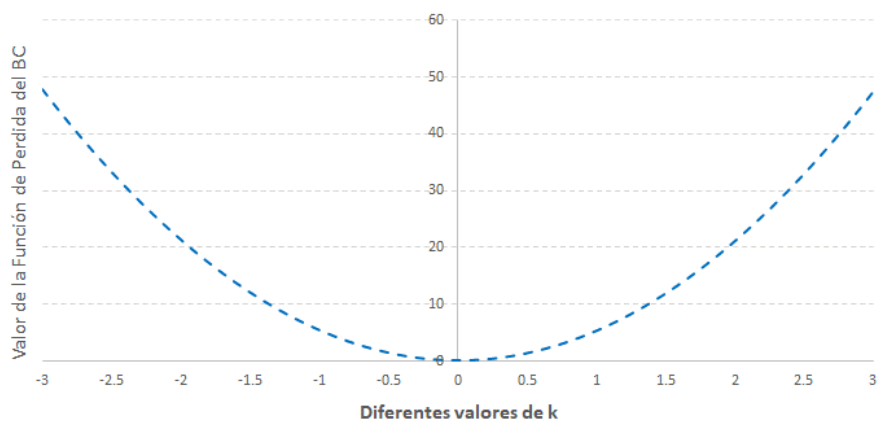
### E. Valores de la función de pérdida según escenarios $\Omega$

Valor de función de pérdida del Banco Central según diferentes valores de  $k_1$  en el escenario  $\Omega_2$



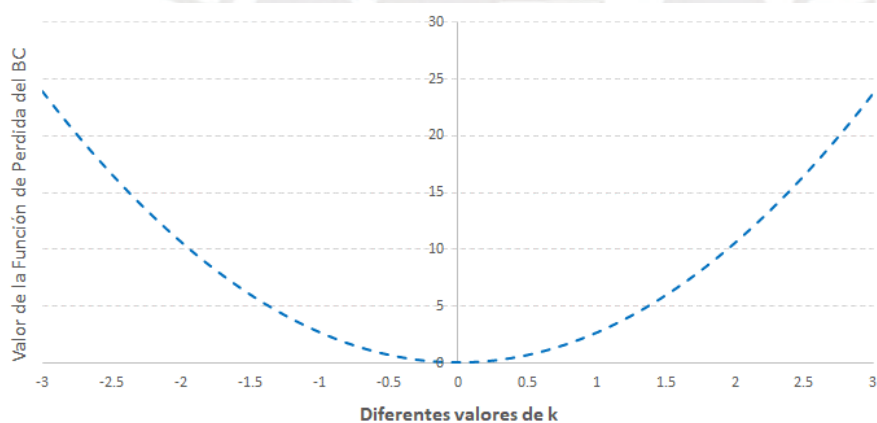
Elaboración Propia

**Valor de función de pérdida del Banco Central según diferentes valores de  $k_1$  en el escenario  $\Omega_3$**



Elaboración Propia

**Valor de función de pérdida del Banco Central según diferentes valores de  $k_1$  en el escenario  $\Omega_4$**



Elaboración Propia



## Bibliografía

- Adarov, A. (2018). *Financial Cycles Around the World* (Vienna Institute for International Economic Studies No. 145). Recuperado del sitio web del Instituto de Viena para Estudios Económicos Internacionales: <https://wiiw.ac.at/financial-cycles-around-the-world-p-4459.html>
- Akhmetov, R. y Rysaeva, R. (2015). The problems of financial cycle modeling in the Globalization of Financial Markets. *Procedia Economics and Finance*, 27, 522-528.
- Bernanke, B., y Gertler, M. (1989). Agency Costs, Net Worth, and Business Fluctuations. *American Economic Review*, 79(1), 14-31.
- Bernanke, B., y Blinder, A. (1998). *Credit, money and aggregate demand* (NBER Working Paper No. 2534). Recuperado del sitio web del NBER <https://www.nber.org/papers/w2534>
- Bernanke, B., Gertler, M., y Gilchrist, S. (1999). *The Financial Accelerator in a Quantitative Business Cycle Framework* (NBER Working Paper No. 6455). Recuperado del sitio web del NBER: <https://www.nber.org/papers/w6455>.
- Bernanke, B. (2007). The financial accelerator and the credit canal. Recuperado de <https://www.federalreserve.gov/newsevents/speech/bernanke20070615a.htm>
- Billio, M. y Petronevich, A. (2017). *Dynamical Interaction between Financial and Business Cycles* (University Ca' Foscari of Venice, Dept. of Economics Research Paper Series No. 24). Recuperado del sitio web del SSRN: [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=3054438](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3054438).
- Bond, P., Edmans, A. y Goldstein, I. (2012). The real effects of Financial Markets, *Annual Review of Financial Economics*, 4, 339-360.
- Borio, C. (2012). *The financial cycle and macroeconomics: What have we learnt?* (BIS Working Paper No. 395). Recuperado del sitio web de Bank for International Settlements: <https://www.bis.org/publ/work395.htm>
- Borio, C. (2014). *Monetary policy and financial stability: what role in prevention and recovery?* (BIS Working Paper No. 440). Recuperado del sitio web de Bank for International Settlements: <https://www.bis.org/publ/work440.htm>
- Breitung, J. y Candelon, B. (2006), Testing for short- and long-run causality: A frequency-domain approach, *Journal of Econometrics*, 132(2), 363-378.
- Caballero, R. (2010). *Macroeconomics after the crisis: Time to deal with the pretense-of-knowledge syndrome* (NBER Working Paper No. 16429). Recuperado del sitio web del NBER: <https://www.nber.org/papers/w16429>.
- Cabello, M., Lupú, J. y Minaya, E. (2017). *Macroprudential Policies in Peru: The effects of Dynamics Provisioning and Conditional Reserve Requirements* (BCRP Working Paper No. 2). Recuperado del sitio web del BIS: <https://www.bis.org/publ/work675.htm>.

- Cagliarini, A., y Price, F. (2017). Exploring the Link between the Macroeconomic and Financial Cycles. En J. Hambur y J. Simon (Eds.), *Monetary policy and financial stability in a world of low interest rates* (pp. 7-50). Recuperado de <https://www.rba.gov.au/>
- Chafik, O. (2018). *Financial cycle and conduct of monetary policy: The amplifier/divider theory* (MPRA Working Paper No 89170). Recuperado del sitio web de Munich Personal REPEC Archive: <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/89170/>
- Claessens, S., Kose, A., y Terrones, M. (2011). Financial Cycles: What? How? When? *NBER International Seminar on Macroeconomics*, 7(1), 303-344.
- Claessens, S., y Kose, A. (2017). *Macroeconomic implications of financial imperfections: a survey* (BIS Working Paper No. 677). Recuperado del sitio web de Bank for International Settlements: <https://www.bis.org/publ/work677.htm>
- Drehmann, M., Borio, C., y Tsatsaronis, K. (2012). *Characterising the Financial Cycle: Don't Lose Sight of the Medium Term!* (BIS Working Paper No. 380). Recuperado del sitio web de Bank for International Settlements: <https://www.bis.org/publ/work380.htm>
- Duarte, C. (2014). *The interaction between business and financial cycles, in USA, Japan and UK* (tesis de maestría). ISCTE Business School, Lisboa, Portugal.
- El-Baz, O. (2018). The Synchronization of Financial and Business Cycles in Saudi Arabia. *Scholedge International Journal of Management & Development*, 5(4), 32-47.
- European Central Bank (2018), *Real and financial cycles in EU countries: Stylised facts and modelling implications*. (European Central Bank Working Papers No. 205). Recuperado del sitio web del European Central Bank: <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpops/ecb.op205.en.pdf>
- Galati, G., Hindrayanto, I., Koopman, S., y Vlekke, M. (2016), *Measuring financial cycles with a model-based filter: Empirical evidence for the United States and the euro area*. (DNB Working Papers No. 495). Recuperado del sitio web del De Nederlandsche Bank: [https://www.dnb.nl/binaries/Working%20Paper%20495\\_tcm46-336723.pdf](https://www.dnb.nl/binaries/Working%20Paper%20495_tcm46-336723.pdf)
- Gómez-González, J., Ojeda-Joya, J., Tenjo-Galarza, F., y Zárate, H. (2013), *The interdependence between credit and real business cycles in Latin American Economies*. (Borradores de Economía No. 768). Recuperado del sitio web del SSRN: <https://ideas.repec.org/p/bdr/borrec/768.html>
- Gómez-González, J., Villamizar-Villegas, M., Zárate, H., Amador, J. y Gaitan-Maldonado, C. (2015). Credit and business cycles: causal effects in the frequency domain. *Ensayos sobre Política Económica*, 33, 176-189.
- Geweke, J. (1977). The dynamic factor analysis of economic time series. In D. Aigner, & A. Goldberger (Eds.), *Latent variables socio-economic models*. Amsterdam: North-Holland.
- Harding, D., y Pagan, A. (2002). Dissecting the cycle: a methodological investigation. *Journal of Monetary Economics*, 49(2), 365-381.

- Harding, D., y Pagan, A. (2006). Synchronization of Cycle. *Journal of Econometrics*, 132, 59-79.
- Harvey, A. y Koopman, S. (1997). Multivariate structural time series models. In Heij, C., Schumacher, H., Hanzon, B., y Praagman, C., editors, *System Dynamics in Economic and Financial Models*. John Wiley and Sons.
- Hillebrand, E. y Koopman, S. (2016). *Dynamic Factor Models*. Emerald Publishing.
- Holló, D., Kremer, M., y Lo Duca, M. (2012). *CISS - A composite indicator of systemic stress in the financial system* (ECB Working Paper No. 1426). Recuperado del sitio web de European Central Bank: <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp1426.pdf?ffc22accac5952054016de83c244e3a>
- Juhler, C., Lassenius, P., Farver, A. y Pedersen, J. (2017). *Financial cycles: what are they and what do they look like in Denmark?* (Danmarks National Bank Working Paper No. 115). Recuperado del sitio web de Danmarks National Bank: <http://www.nationalbanken.dk/en/publications/Pages/2017/06/Working-Paper-Financial-Cycles-What-are-they-and-what-do-they-look-like-in-Denmark.aspx>
- Juselius, M., Borio, C. y Disyatat, P. (2010). *Monetary Policy, the Financial Cycle, and Ultra-Low Interest Rates* (BIS Working Paper No. 569). Recuperado del sitio web de Bank for International Settlements: <https://www.bis.org/publ/work569.htm>
- Justiniano, A., y Preston, B. (2010). Monetary policy and uncertainty in an empirical small open-economy model. *Journal of Applied Econometrics*, 25(1), 55-89.
- Karfakis, C., y Karfaki, E. (2018). Is the financial cycle a leading indicator of real output during expansions and contractions? A quantile analysis for Greece. *The Journal of Economic Asymmetries*, 18, 1-10.
- Kiyotaki, N., y Moore, J. (1997). Credit Cycles. *Journal of Political Economy*, 105(2), 211-248.
- Koopman, S., y Lucas, A. (2005). Business and default cycles for credit risk. *Journal of Applied Econometrics*, 20(2), 311-323.
- Klingelhöfer, J. y Sun, R. (2017). *Macroprudential Policy, Central Banks and Financial Stability: Evidence from China*. (MPRA Working Papers No. 79033). Recuperado del sitio web del MPRA: <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/79033/>
- Lahura, E., Chang, G. y Salazar, O (2013). *Identificación de Episodios de Auge Crediticio: Una propuesta Metodológica con Fundamentos Económicos* (Banco Central de Reservas del Perú Working Paper No. 11). Recuperado del sitio web del SSRN: <https://ideas.repec.org/p/rbp/wpaper/2013-011.html>
- Ma, Y., y Zhang, J. (2016). Financial Cycle, Business Cycle and Monetary Policy. *International Journal of Finance & Economics*, 21, 502-527. doi: 10.1002/ijfe.1566



- Menden, C. y Proaño, C. (2017). *Dissecting the financial cycle with dynamic factor models*. (Instituto de Política Macroeconómica IMK Working Papers No. 183). Recuperado del sitio web del Instituto de Política Macroeconómica: [https://www.boeckler.de/imk\\_5279.htm?produkt=HBS-006651&chunk=1&jahr=2017](https://www.boeckler.de/imk_5279.htm?produkt=HBS-006651&chunk=1&jahr=2017)
- Miteski, M. y Georgievska, L. (2016). *Financial and real cycle synchronization in Central, Eastern and Southeastern European countries* (National Bank of the Republic of Macedonia Working Paper). Recuperado del sitio web del National Bank of the Republic of Macedonia: <http://www.nbrm.mk/content/Working%20papers/Financial-and-real-cycle-synchronization-in-central-ese-countries.pdf>
- Plašil, M., Seidler, J., y Hlaváč, P. (2016). A New Measure of the Financial Cycle: Application to the Czech Republic. *Eastern European Economics*, 54(4), 296-318.
- Pérez, F. y Vilchez, D. (2017). Ciclos financieros en el Perú. *Revista Moneda*, 176, 4-9.
- Ramirez, F. (2013). *The relationship between credit and business cycles in Central America and the Dominican Republic*. (MPRA Working Papers No. 50332). Recuperado del sitio web del MPRA: <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/50332/>
- Rey, H. (2015). *Dilemma not trilemma: The global financial cycle and monetary policy Independence* (NBER Working paper 21162). Recuperado de <https://www.nber.org/papers/w21162>
- Rummel, O. (2015). *Economic Modelling and Forecasting: Subset VAR, SVAR and VECM modelling*. (Centre for Central Banking Studies). Recuperado del sitio web del COMESA Monetary Institute: <https://cmi.comesa.int/wp-content/uploads/2016/03/Ole-Rummel-5-Feb-Subset-VAR-SVAR-and-VECM-modelling.pdf>
- Sala-Rios, M., Torres-Solé, T. y Farré-Perdiguer, M. (2016). Credit and business cycles' relationship: evidence from Spain. *Portuguese Economic Journal*, 15, 149-171.
- Sargent, T., y Sims, C. (1977). *Business cycle modeling without pretending to have too much a-priori economic theory* (Federal Reserve Bank of Minneapolis Working Paper 55). Recuperado del sitio web del SSRN: <https://ideas.repec.org/p/fip/fedmw/55.html>
- Shen, C., Shi, J. y Wu, M. (2018). Creating financial cycles in China and interaction with business cycles on the chinese economy. *Emerging Markets Finance & Trade*, 54, 2897-2908.
- Shen, C., Shi, J. y Wu, M. (2019). Is finance a veil? Lead-and-lag relationship between financial and business cycles: The case of China. *European Financial Management*, 25, 978-1012.
- Solberger, M., y Spånberg, E. (2019). Estimating a dynamic factor model in EViews using the Kalman Filter and smoother, *Computational Economics*, 54, 4, 1-26.
- Schoenmaker, D. (2014). *Macroprudentialism*. Londres, Reino Unido, CEPR Press.
- Schularick, M., y Taylor, A. (2012). Credit Booms Gone Bust: Monetary Policy, Leverage Cycles and Financial Crises, 1870-2008. *American Economic Review*, 102(2), 1029-1061.

- Schüler, Y., Hiebert, P., y Peltonen, T. (2015). *Characterising the financial cycle: a multivariate and time-varying approach* (ECB Working Paper No. 1846). Recuperado del sitio web de European Central Bank: <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp1846.en.pdf?e355531829891515a8371faa50e8a271>
- Smets, F. (2013). Financial stability and monetary policy: how closely interlinked? *Sveriges Riksbank Economic Review*, 3, 121-160.
- Stremmel H. (2015). *Capturing the financial cycle in Europe* (ECB Working Paper No. 1811). Recuperado del sitio web de European Central Bank: <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp1811.en.pdf?433a1559cac315388b97f337dba0b795>
- Strohsal, T., Proaño, C., y Wolters, J. (2017). *Characterizing the Financial Cycle: Evidence from a Frequency Domain Analysis*. (Instituto de Política Macroeconómica IMK Working Papers No. 189). Recuperado del sitio web del Instituto de Política Macroeconómica: [https://www.boeckler.de/imk\\_5279.htm?produkt=HBS-006768&chunk=1&jahr=2017#](https://www.boeckler.de/imk_5279.htm?produkt=HBS-006768&chunk=1&jahr=2017#)
- Strohsal, T., Proaño, C., y Wolters, J. (2019). Assessing the cross-country interaction of financial cycles: evidence from a multivariate spectral analysis of the USA and the UK. *Empirical Economics*, 57(2), 385-398.
- Tsiakas, I. y Zhang, H. (2018). On the direction of causality between business and financial cycles. Recuperado del sitio web de The Rimini Centre for Economic Analysis: <http://rcea.org/wp-content/uploads/2019/08/Zhang.pdf>
- Velarde, J. (2015). The Future of Monetary Policy. En A. Santos y A. Werner (Eds.), *Peru staying course of economic success* (pp. 417-427). Recuperado de <https://www.imf.org>