

Universidad de Lima

Facultad de Ciencias Empresariales y Económicas

Carrera de Economía



**CASO DE ESTUDIO: ESTIMACIÓN DEL
CICLO FINANCIERO Y SU IMPACTO EN EL
CICLO ECONÓMICO DEL PERÚ DURANTE
1999 AL 2021**

Trabajo de suficiencia profesional para optar el Título Profesional de Economista

Rocío Marleny Alvarado Vargas

Código 19902021

Asesor

Roby Arbe Saldaña

Lima – Perú
Agosto de 2021





**CASE STUDY: ESTIMATION OF FINANCIAL
CYCLE AND THE IMPACT ON BUSINESS
CYCLE OF PERU DURING 1999 TO 2021**

TABLA DE CONTENIDO

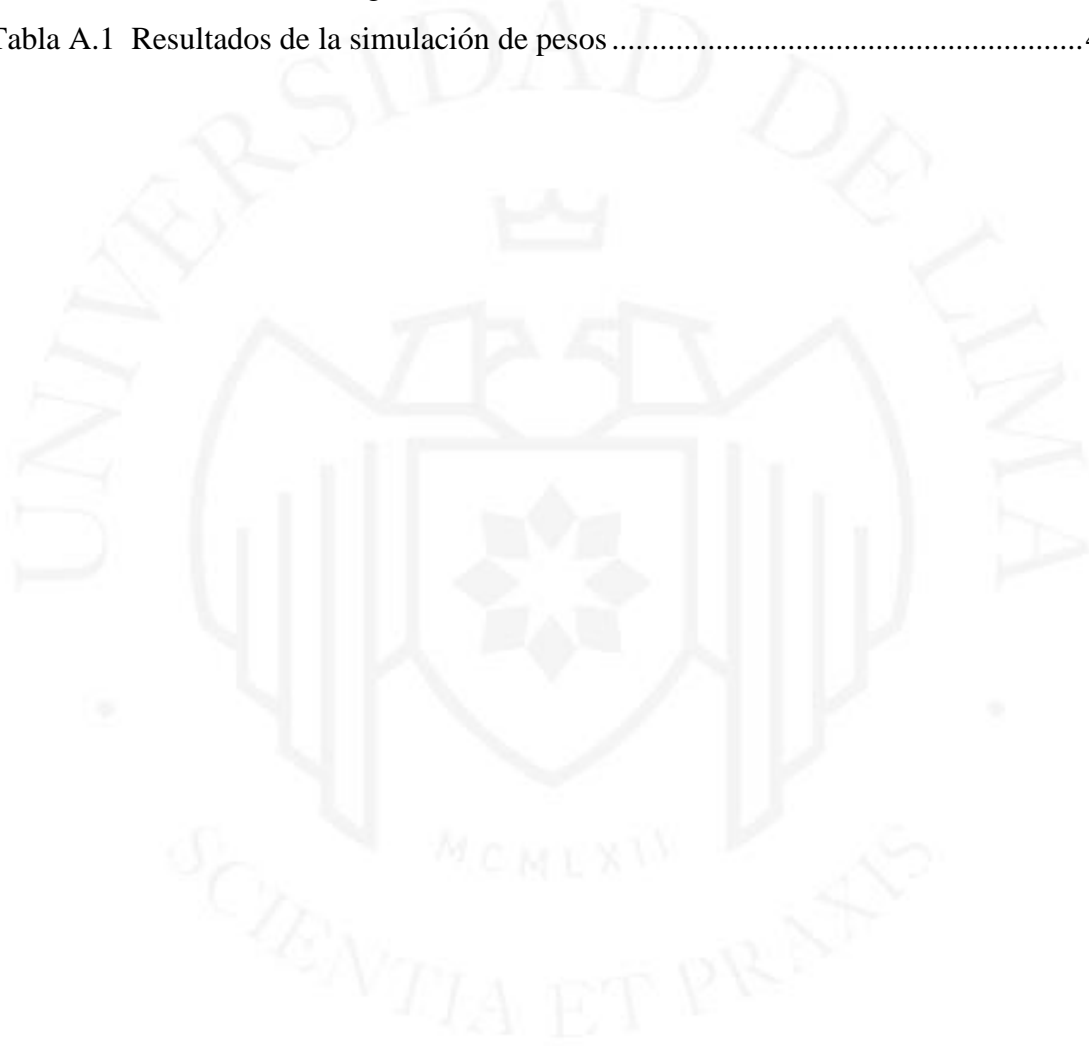
RESUMEN	ix
ABSTRACT	x
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1 Identificación del problema	1
1.2 Justificación del estudio	2
2. ANTECEDENTES	3
2.1 Antecedentes internacionales	3
2.2 Antecedentes nacionales	6
3. HECHOS ESTILIZADOS	8
3.1 Mercado Crediticio	8
3.2 Mercado de Acciones.....	11
3.3 Mercado de Bonos	12
3.4 Mercado de Divisas.....	13
3.5 Asociación de fondos de pensiones (AFP's).....	14
3.6 Variables agregadas del Sistema Financiero.....	15
3.7 Variables pertenecientes a empresas bancarias.....	16
4. MARCO TEÓRICO	18
4.1 Imperfecciones por el lado de la demanda.....	18
4.1 Imperfecciones por el lado de la oferta.....	20
5. METODOLOGÍA	22
5.1 Estimación del ciclo financiero.....	23
5.1.1 Extracción de ciclos individuales de cada serie	23
5.1.2 Agregación de los ciclos para estimar el ciclo financiero.....	23
5.2 Medición del impacto del ciclo financiero sobre el ciclo económico.....	25
6. ANÁLISIS DE RESULTADOS	27
6.1 Selección estadística de las variables para formar el ciclo financiero	27
6.2 Estimación del ciclo financiero.....	30
6.3 Regresión cuantílica.....	32
7. CONCLUSIONES	35
8. RECOMENDACIONES	36

REFERENCIAS.....37
ANEXOS.....41



ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 6.1 Descripción de las variables utilizadas para estimar el ciclo financiero	27
Tabla 6.2 Resultados del test de raíz unitaria de Zivot - Andrews	29
Tabla 6.3 Pesos óptimos de las variables para estimar el ciclo financiero	31
Tabla 6.4 Resultados de la regresión cuantílica.....	33
Tabla A.1 Resultados de la simulación de pesos	46



ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 3.1 Distribución del saldo por tipo de crédito otorgado al sector privado	9
Figura 3.2 Tasa de crecimiento anualizado por tipo de crédito	10
Figura 3.3 Tasa de crecimiento anualizado por tipo de crédito	10
Figura 3.4 Índice General de la Bolsa de Valores de Lima	11
Figura 3.5 EMBIG Perú (medido en puntos básicos).....	12
Figura 3.6 Tipo de cambio promedio interbancario (S/ por USD).....	13
Figura 3.7 Reservas Internacionales Netas (millones S/.)	14
Figura 3.8 Valor de los fondos de las AFPs (millones S/.).....	15
Figura 3.9 Variables agregadas del Sistema Financiero	16
Figura 3.10 Variables pertenecientes a empresas bancarias	17
Figura 4.1 Resumen de la teoría del acelerador financiero.....	21
Figura 6.1 Variables transformadas en tasas de crecimiento.....	29
Figura 6.2 Ciclo Financiero del Perú: enero 2000 – mayo 2021	32
Figura A.1 Términos de intercambio y el impulso de los TI.....	43
Figura A.2 Ciclos individuales de las series utilizadas para estimar el CF	44

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1: Cálculo del impulso de los términos de intercambio	42
Anexo 2: Ciclos individuales de las series utimacrolizando el filtro de CF	44
Anexo 3: Elección de pesos óptimos	45



RESUMEN

Luego de la crisis financiera 2007-2008 surgió una corriente de investigaciones que se preocupó por el rol de las variables financieras y su impacto sobre la actividad económica. Al respecto, surgieron medidas para sintetizar la información de las variables financieras en un solo indicador que denominaron ciclo financiero. Una de las principales propiedades de este indicador es que sirve para predecir crisis financieras. En esta investigación se ha propuesto una metodología en la cual se puede determinar la participación de cada serie que compone el ciclo financiero. Así mismo, se ha evaluado el impacto del ciclo financiero sobre el ciclo económico a través de una regresión cuantílica. Los resultados muestran que el ciclo financiero tiene información útil para predecir movimientos futuros en el ciclo económico en fases expansivas y recesivas del ciclo económico. El mayor impacto se observa en las fases expansivas del ciclo económico: el incremento de 1% del ciclo financiero genera también un aumento del ciclo económico de 7.0%. Este resultado implica que las políticas macroprudenciales deben monitorear el ciclo financiero en épocas de auge económico y reducir su tendencia porque podría desencadenar una crisis financiera.

Línea de investigación: 5300 – 3.J1

Palabras clave: ciclo financiero, regresión cuantílica, ciclo económico, políticas macroprudenciales, política monetaria.

ABSTRACT

After the 2007-2008 financial crisis, a current of research emerged that was concerned about the role of financial variables and their impact on economic activity. In this regard, measures emerged to synthesize the information of the financial variables in a single indicator that they called the financial cycle. Among the main properties of this indicator is that it serves to predict financial crises. In this research, a methodology has been proposed in which the participation of each series that makes up the financial cycle can be determined. Likewise, the impact of the financial cycle on the economic cycle has been evaluated through a quantile regression. The results show that the financial cycle has useful information to predict future movements in the economic cycle in expansionary and recessive phases of the economic cycle. The greatest impact is observed in the expansionary phases of the economic cycle: the 1% increase in the financial cycle also generates an economic cycle increase of 7.0%. This result implies that macroprudential policies should monitor the financial cycle in times of economic boom and reduce its trend because it could trigger a financial crisis.

Line of research: 5300 – 3.J1

Keywords: financial cycle, quantile regression, economic cycle, macroprudential policies, monetary policy.

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Identificación del problema

Una lección que nos dejó la crisis financiera mundial del 2007-2008 es la importancia que tienen los mercados financieros como fuente de las fluctuaciones del sector real de la economía. Esta situación ha llevado a pensar en el rol que cumplen los factores financieros en el ciclo económico (Ma y Zhang, 2016). Al respecto, en los últimos años se han construido indicadores que sintetizan el comportamiento de las variables financieras en un solo indicador conocido como *ciclo financiero*. Una definición teórica bastante aceptada en la literatura del ciclo financiero es la que propone Borio (2012): “el ciclo financiero es el resultado de 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”. Borio (2012) señala que las restricciones financieras se observan en el monto de créditos, mientras que las percepciones de valor y riesgo se reflejan en los precios de las viviendas. Como indica Menden y Proaño (2017), el estudio del ciclo financiero y su interacción con la macroeconomía se ha convertido en un tema importante para muchos investigadores académicos, bancos centrales y otras instituciones orientadas a las políticas. En este contexto, determinar correctamente la fase actual del ciclo financiero es importante para evitar la acumulación de riesgos sistémicos excesivos en el sistema financiero que podrían obstaculizar el crecimiento económico (El-Baz, 2018). Una forma sencilla de medir el ciclo financiero es utilizando el ratio de créditos/PBI el cual también está relacionado con la medición del ciclo crediticio (Plašil et al., 2016). Es por ese motivo que al ciclo financiero suele medirse con el ciclo crediticio (Pérez & Vilchez, 2018). Han surgido diferentes metodologías para medir el ciclo financiero. Ramos (2020) resume las metodologías en cuatro categorías: i) Puntos de inflexión basados en el algoritmo de Harding y Pagan (2002), ii) Filtros Univariados, iii) Modelos de representación Estado-Espacio y iv) Análisis espectral. Por otro lado, el ciclo financiero tiene características diferentes al ciclo económico: i) Mayor duración que el ciclo económico (Drehmann et al. 2012); ii) Los picos en el ciclo financiero están estrechamente relacionados con las crisis financieras (Borio, 2012), y iii) La identificación de los ciclos financieros puede ayudar potencialmente a mejorar las previsiones de crecimiento real (Juhler et al. 2017).

1.2 Justificación del estudio

El estudio del ciclo financiero es importante porque a través de esta variable se miden los desequilibrios financieros que pueden existir en una economía (Juhler et al. 2017). Así mismo, en los últimos años el estudio del ciclo financiero y su interacción con la macroeconomía se ha convertido en un tema importante para muchos investigadores académicos, bancos centrales y otras instituciones orientadas a las políticas. En cuanto al impacto que tiene el ciclo financiero sobre el ciclo económico, en Perú se ha encontrado solamente el trabajo de Ramos (2020) quién demuestra que existe una relación de causalidad en el dominio de la frecuencia del ciclo financiero al ciclo económico. Sin embargo, no se ha encontrado en la literatura peruana un estudio que mida el impacto del ciclo financiero sobre el ciclo económico en el dominio del tiempo.

Por otro lado, en Perú sólo se han utilizado pocas series para analizar el ciclo financiero. La mayoría de investigaciones empíricas se centran en las economías avanzadas debido a la disponibilidad de series más largas de datos. Por tal motivo, las estimaciones econométricas deben tratar al ciclo financiero como un indicador agregado que resume los (co) movimientos a lo largo del tiempo de una gama de variables del sector financiero.

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 el objetivo de cuantificar el impacto del ciclo financiero en las fases expansivas y recesivas del ciclo económico del Perú utilizando la metodología de Karfakis y Karfaki (2018) a través de una regresión cuantílica. Por su parte, la estimación del ciclo financiero se realizará agregando los ciclos individuales con la metodología de Plašil et al. (2016).

La estructura del trabajo de investigación es la siguiente: En la sección 2 se describen los antecedentes de la estimación del ciclo. En la sección 3 se presentan los hechos estilizados de las principales variables que representan el mercado financiero peruano. En la sección 4 revisamos el marco teórico. En la sección 5 se plantea la metodología para estimar el ciclo financiero y su efecto sobre el ciclo económico. En la sección 6 se muestran resultados obtenidos y en la sección 7 y 8 se mencionan las conclusiones y recomendaciones, respectivamente.

2. ANTECEDENTES

2.1 Antecedentes internacionales

Strohsal, Proaño y Wolters (2015) tienen por objetivo analizar la relación de causalidad entre los ciclos financieros de Estados Unidos (USA) y Reino Unido (UK) durante 1970 a 2013. El ciclo financiero se mide como el primer componente principal de las series precio de vivienda y volumen de créditos. La muestra es dividida en dos: 1970-1984 y 1985-2013. Utilizando un VAR (vector autorregresivo) en el dominio del tiempo se encontró que, en ambas submuestras, los choques de UK explican sólo el 20% de la varianza del ciclo financiero de USA, mientras que los choques de USA explican el 40% de la varianza de UK en la primera submuestra y 70% en la segunda. Por otro lado, los autores encuentran que las duraciones de los ciclos financieros han aumentado después de 1985, pasando de un promedio de 6 años para ambos países a 14.7 años.

Stremmel (2015) estima el ciclo financiero para 11 países de Europa: Bélgica, Dinamarca, Finlandia, Francia, Alemania, Irlanda, Italia, Países Bajos, España, Suiza y Reino Unido. La elección de estos países es debido a que cuentan con la mayor cantidad de información disponible. Los autores utilizan información trimestral desde 1980 al 2014 de las siguientes series: índice de precios de viviendas (tasa de crecimiento anualizado), el ratio crédito a PBI, tasas de crecimiento anualizado de los créditos a personas y empresas, activos totales de las empresas bancarias, utilidad neta sobre el total de activos de las empresas bancarias y ratio crédito sobre total de activos de las empresas bancarias. Los autores estiman un ciclo financiero sintético combinando las series individualmente. Los autores eligen la combinación del ratio crédito a PBI, índice de precios de viviendas y tasas de crecimiento anualizado de los créditos a personas y empresas debido a que tiene mejor propiedades de predicción de crisis financieras.

Plašil et al. (2016) estiman el ciclo financiero para la República Checa utilizando información trimestral del 2000 al 2013. Los autores construyen un indicador compuesto que combina variables que representan las percepciones de riesgo en el sector financiero y sus interacciones de refuerzo a lo largo del ciclo financiero. Las variables utilizadas son: el volumen de créditos otorgados a personas, volumen de créditos otorgados a empresas, inflación, ingreso neto disponible de los hogares, spread de tasas de interés

entre los préstamos a los hogares y la tasa libor 3M, índice de acciones y déficit en cuenta corriente (%PBI). Antes de agregar las series, cada una de ellas se estandariza en el rango de 0 a 1. El algoritmo de agregación se basa en Hollo et al. (2012) quienes consideran como ponderador de las series los coeficientes de correlación entre pares de variables utilizando el método EWMA con un factor de suavizado $\lambda = 0.94$.

Ma y Zhang (2016) estiman el ciclo financiero para los países de Estados Unidos, China, Japón y Reino Unido. En cuanto a las variables financieras, los autores seleccionan siete indicadores representativos de los mercados financieros: tipo de cambio real, tasa de crecimiento del dinero, precio de la vivienda, precio de las acciones, margen bancario, tasas de interés de largo plazo y la prima por riesgo país. Las variables son transformadas a tasas de crecimiento y posteriormente se les aplica el filtro de Hodrick-Prescott (HP) para asegurar la estacionariedad de los datos. Para construir el ciclo financiero normalizan las siete series de manera que cada serie se encuentra en una escala de 0 a 1. Posteriormente, agregan las siete variables en un indicador compuesto utilizando cuatro diferentes ponderaciones: i) asignar un peso igual a cada serie, ii) asignar un peso equivalente a la inversa de la volatilidad de la serie, iii) asignar un peso equivalente al coeficiente de correlación entre cada serie y el ciclo económico, y iv) calcular el primer componente principal del conjunto de los datos en cada país.

Krznar y Matheson (2017) exploran la relación de causalidad entre el ciclo financiero y el ciclo económico de Brasil, así como la correlación entre ambos ciclos. Los autores consideran que el ciclo financiero puede definirse mediante dos enfoques: un enfoque de mediano plazo y otro de corto plazo. Al respecto, el enfoque de mediano plazo estima el ciclo financiero en función a la variable volumen de crédito real, mientras que el enfoque de corto plazo estima el ciclo financiero en función a un conjunto de variables financieras que capturan la evolución a corto plazo de los mercados financieros utilizando el diferencial de tasas de interés, precio de acciones, precios de vivienda, crédito total, Embig, tipo de cambio y tasas de interés. Luego de calcular ambos ciclos financieros, los autores encuentran que los ciclos se mueven a la par que el ciclo económico y que por cada 1% de incremento en la producción, el crédito se expande entre 3% y 5% en promedio.

Kunovac, Mandler y Scharnagl (2018) tienen por objetivo investigar la sincronización del ciclo crediticio, precio de viviendas, precio de acciones y tasas de

interés entre 6 países de la Zona Euro (Francia, Italia, Bélgica, Países Bajos, Alemania y Estonia). La información utilizada es trimestral desde 1980 a 2016 y fue previamente filtrada aplicando logaritmos. Por cada serie de tiempo, se extrae los componentes principales a la matriz de datos que contiene en cada columna el valor de la serie de cada país. Particularmente, en el caso de las tasas de interés y el precio de las acciones el primer componente principal representa el 84% y 83% respectivamente. Así, los autores indican que en estas dos variables existe un componente común que refleja el movimiento conjunto de las series de cada país. En cambio, en las series de precio de las viviendas y el crédito el primer componente solo representa el 58% y 54% respectivamente, evidenciando un bajo nivel de sincronización de los países de la Zona Euro en estas variables.

Davies y Gai (2018) estiman el ciclo financiero para Nueva Zelanda utilizando información trimestral desde 1968-2017. Primero calculan un índice de condiciones financieras mediante componente principales aplicado a nueve variables: relación volumen de créditos en términos reales, crédito/PBI; cantidad de dinero en términos reales (M3); los ratios M3/PBI y crédito/M3; índice de precios de vivienda; índice de precios de acciones; ratio de inversión/PBI y el diferencial entre las tasas de interés hipotecarias y las tasas de depósito a seis meses. Los autores aplican la técnica de PCA (Principal Component Analysis) y consideran el primer componente principal como el índice de condiciones financieras al cual aplican el filtro de paso de banda de Christiano y Fitzgerald (2003) para obtener el ciclo financiero. Con esta técnica los autores demuestran que los ciclos financieros tienen una duración entre 4.75 años y 50 años.

Karfakis y Karfaki (2018) analizan si el ciclo financiero contiene información para explicar los periodos de expansión y contracción de la tasa de crecimiento del PBI para la economía griega durante el periodo 2001-2014. El ciclo financiero es estimado utilizando componentes principales aplicado sobre las series del crédito al sector no financiero privado y precio de viviendas. Los autores utilizan una regresión cuantílica para demostrar el impacto que tiene el ciclo financiero en periodos de expansión (percentil 90) y recesión (percentil 10) del crecimiento del PBI. Los valores de los coeficientes en estos tramos de la distribución son de 0.63 y 0.80, respectivamente, y son estadísticamente significativos al 1%, por lo cual evidencian que el ciclo financiero tiene

contenido de información para predecir movimientos en el PBI en las colas superior e inferior de su distribución condicional.

Raj Bhat (2018) estima el ciclo financiero para Nepal utilizando filtros univariados en el dominio de la frecuencia. Los datos son series anuales de 1991 a 2017. El autor sugiere utilizar el ratio crédito a PIB como una variable para estudiar el ciclo financiero debido a que la literatura empírica evidencia que el crecimiento excesivo del crédito tiende a amplificar las crisis financieras. A partir de esta serie el autor calcula la brecha crediticia utilizando el filtro de frecuencia de Corbae-Ouliaris el cual se basa en la frecuencia espectral. Este filtro es ideal cuando se analizan series temporales que son raíz unitaria. Finalmente, el autor concluye que el ciclo financiero alcanzó su punto máximo en 1996 y luego entró en una profunda recesión hasta el 2002.

2.2 Antecedentes nacionales

Lahura et al. (2013) estiman los periodos de auge del ciclo crediticio para el Perú utilizando el filtro de Kalman. En la *ecuación de observación* se modela el ratio del crédito a PBI en función del PBI real, los términos de intercambio y de una variable latente que mide los desvíos del ciclo crediticio que no son explicados por sus fundamentos macroeconómicos. En la *ecuación de estado* se asume que la variable latente sigue un proceso autorregresivo de orden 1. Esta variable es la que mide los periodos de auge y recesión del ciclo crediticio. Una vez estimado el sistema de ecuaciones con el filtro de Kalman se identifican los periodos de auge del ciclo crediticio utilizando la metodología de Mendoza y Terrones (2008). Los autores identificaron dos fases de auge del ciclo de crédito comprendidas entre los años 2008-2009.

Pérez y Vilchez (2018) estiman el ciclo del Perú bajo diferentes metodologías. Los autores utilizan información trimestral del ratio de Crédito al Sector Privado sobre PBI para el periodo 1994 - 2018. El primer método utilizado es el filtro de Hodrick Prescott (HP) con un parámetro de suavizamiento $\lambda = 400,000$ en línea con los sugerido por Borio y Lowe (2012). Luego de aplicar este filtro, los autores observan un ciclo expansivo durante los años 1994 y 1998 que luego vino acompañada por una crisis bancaria a finales de 1998 que duró aproximadamente hasta el año 2006, a partir del cual se observó una recuperación hasta el periodo del 2014. De acuerdo a los resultados de los

autores, a fines del 2018 el ciclo financiero había comenzado una nueva fase similar a la registrada a inicios de la década de los 90's.

Ramos (2020) estima el ciclo financiero para el Perú utilizando cuatro variables financieras: el volumen de créditos, el tipo de cambio, el Índice General de la Bolsa de Valores y el Embig Perú. La información utilizada es mensual desde el 2000 al 2019. El autor utilizó el modelo de factores dinámicos donde se extrae el componente común a las cuatro series. El autor calculó dos componentes comunes a las series y luego analizó si existe una relación de causalidad entre dichos componentes y el ciclo económico en el dominio de la frecuencia. Para ello utilizó el test de causalidad de Breitung y Candelon (2006). El autor demostró que existe una causalidad entre los componentes del ciclo financiero al ciclo económico en frecuencias de 10 trimestres. Sin embargo, no se encontró evidencia de la causalidad del ciclo económico al ciclo financiero. Finalmente, el autor analizó si el Banco Central debía o no reaccionar al ciclo financiero a través de su política monetaria. Para ello utilizó una función de bienestar propuesta por Justiniano y Preston (2010). Los resultados indicaron que no existe alguna ganancia en términos de bienestar para la economía que el Banco Central modifique su tasa de interés en función del ciclo financiero.

3. HECHOS ESTILIZADOS

Un sistema financiero consiste en unidades institucionales (intermediarios financieros) y mercados (mercados financieros) que interactúan típicamente por el propósito de movilizar fondos para la inversión, y proporcionar facilidades para el financiamiento. Los mercados financieros están conformados por el mercado de acciones, bonos y divisas; mientras que los intermediarios financieros están compuestos principalmente por bancos, fondo de pensiones (AFP's) y compañía de seguros.

A continuación, presentamos las características generales del sistema financiero peruano. Por el lado de las instituciones financieras nos concentramos en el mercado de créditos bancarios y por el lado de los mercados financieros analizamos las características del mercado de acciones a través del Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGLBVL); el mercado de bonos con el EMBIG de Perú; el mercado de divisas con el tipo de cambio y las AFP's con el valor de sus fondos.

3.1 Mercado Crediticio

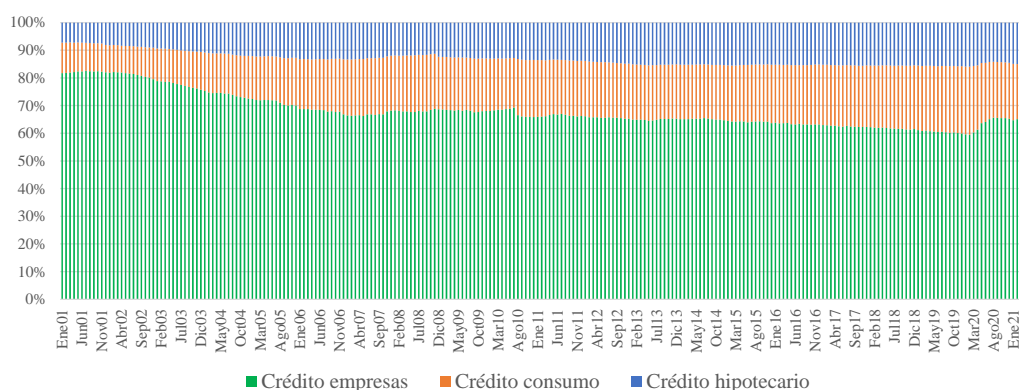
De acuerdo a la Resolución SBS N°11356-2008 “Reglamento para la Evaluación y Clasificación del Deudor y la Exigencia de Provisiones”, los créditos otorgados estarán clasificados en Empresas, Consumo e Hipotecario. Dentro del crédito a empresas (destinado a financiar actividades comerciales), están los tipos de créditos a las microempresas, pequeñas empresas, medianas, grandes y empresas corporativas. Por su parte, los créditos de consumo están conformados por los créditos revolventes y no revolventes: los créditos revolventes son las tarjetas de crédito y llevan ese nombre (“revolvente”) porque al cancelar la cuota del crédito el saldo retorna a su línea de crédito inicial. En cambio, los créditos no revolventes son los préstamos personales que tienen un cronograma de pago y conforme se pagan las cuotas, el saldo capital disminuye. Los créditos hipotecarios son los créditos destinados a financiar viviendas.

En la Figura 3.1 se muestra las participaciones por tipo de crédito. Durante el último año, el promedio de las participaciones de los créditos empresa es de 65%, 20% para los créditos consumo y 15% para hipotecario. La tendencia indica que la participación de los créditos hipotecario se ha mantenido ligeramente estables, sin

embargo, los créditos de consumo han disminuido, mientras que los créditos empresas han aumentado.

Figura 3.1

Distribución del saldo por tipo de crédito otorgado al sector privado



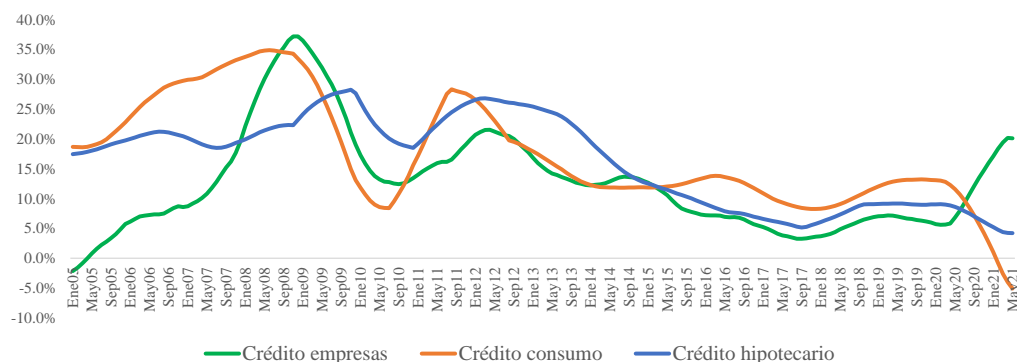
Nota. Datos obtenidos del Banco Central de Reserva del Perú – BCRP (<https://estadisticas.bcrp.gob.pe/estadisticas/series/>)

La crisis financiera del 2008-2009 afectó a la economía peruana un año después de la caída del banco americano Lehman Brothers. Los créditos más afectados por esta crisis fue el crédito consumo que pasó de un crecimiento de 34% a inicios de 2009 a un crecimiento de 8% al término del primer semestre del 2010. El crédito hipotecario fue el menos afectado donde pasó de 27% a fines del 2009 a 18% a fines de 2010. Luego de la crisis, desde el 2012 la tasa de crecimiento de los créditos venía disminuyendo, pero recién a partir de enero 2018 se observa un punto de inflexión hacia una tendencia alcista de la curva de crecimiento.

Como se observa la Figura 3.2 en el 2020, producto de la crisis sanitaria actual, los créditos más afectados fueron los créditos consumo los cuales mantienen una tasa decreciente desde que inicio la pandemia. Los créditos hipotecarios disminuyeron, pero en menor medida que los créditos de consumo. Los créditos de las empresas no se vieron afectados debido a que el Gobierno implementó programas de ayuda las empresas como los programas Reactiva Perú.

Figura 3.2

Tasa de crecimiento anualizado por tipo de crédito. 2005-2021

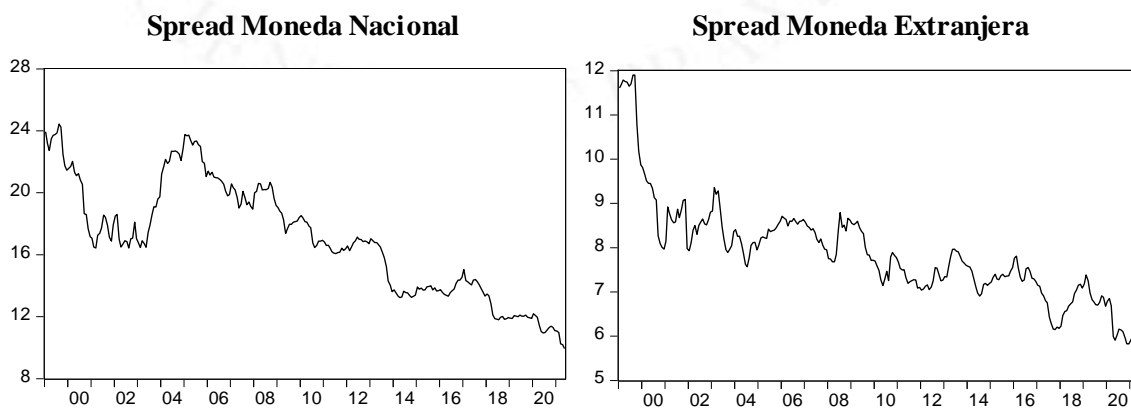


Nota. La gráfica representa la media móvil a 12 meses de las tasas de crecimiento. Datos obtenidos del Banco Central de Reserva del Perú – BCRP (<https://estadisticas.bcrp.gob.pe/estadisticas/series/>)

Otra variable importante dentro del mercado crediticio son los spreads bancarios los cuales se calculan como la diferencia entre las tasas activas y pasivas. Como se observa en la Figura 3.3 se observa la tendencia decreciente de los spreads bancarios tanto en moneda nacional como moneda extranjera. Esta tendencia se explica debido a que a inicios de 1999 existía pocos competidores dentro de la banca peruana. Conforme han transcurrido los años se ha incorporado mayores entidades financieras generando una reducción de los spreads bancarios en ambas monedas.

Figura 3.3

Tasa de crecimiento anualizado por tipo de crédito. 2000 - 2021



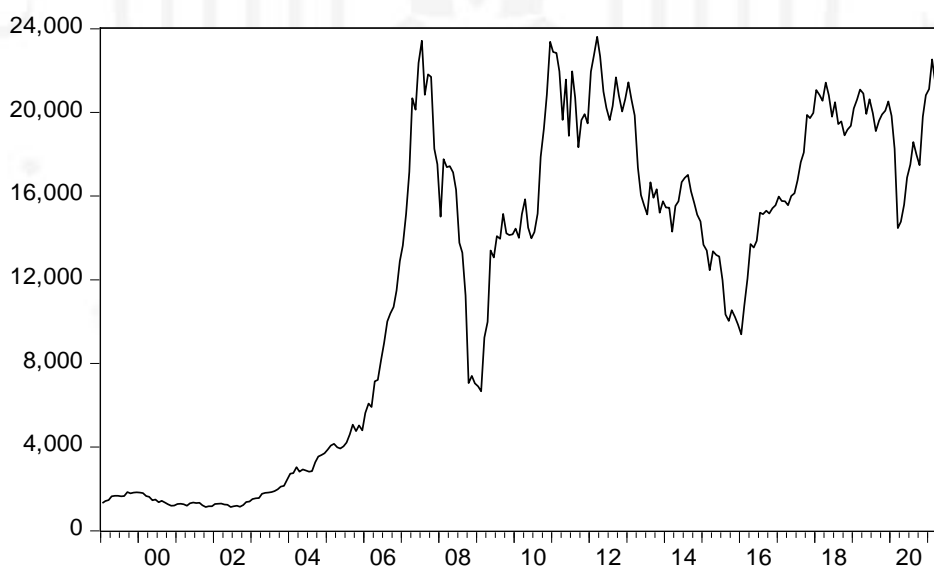
Nota. Datos obtenidos del Banco Central de Reserva del Perú – BCRP (<https://estadisticas.bcrp.gob.pe/estadisticas/series/>)

3.2 Mercado de Acciones

En la Bolsa de Valores de Lima (BVL) se negocia principalmente instrumentos de renta variable. El principal instrumento de renta variable son las acciones y el indicador para medir el comportamiento de este segmento es el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL). Como se observa en la figura 3.4, el IGBVL ha tenido tres descensos en el indicador durante el periodo analizado: la primera caída del índice fue en febrero 2009 debido a la crisis financiera, la segunda caída fue en enero 2016 y el último fue en marzo 2020 producto de la crisis sanitaria. Así mismo, es importante señalar que a inicios de la muestra el IGBVL se mantenía en niveles bajos y aumentó hasta julio 2007 (previo a la crisis financiera) debido a la mayor participación de empresas que listaban en la bolsa de valores del Perú, es decir es un reflejo del aumento de las inversiones en este mercado. Luego de este periodo el indicador se ha mantenido fluctuando alrededor del valor de 16,000.

Figura 3.4

Índice General de la Bolsa de Valores de Lima, 2000 - 2021



Nota. Datos obtenidos del Banco Central de Reserva del Perú – BCRP (<https://estadisticas.bcrp.gob.pe/estadisticas/series/>)

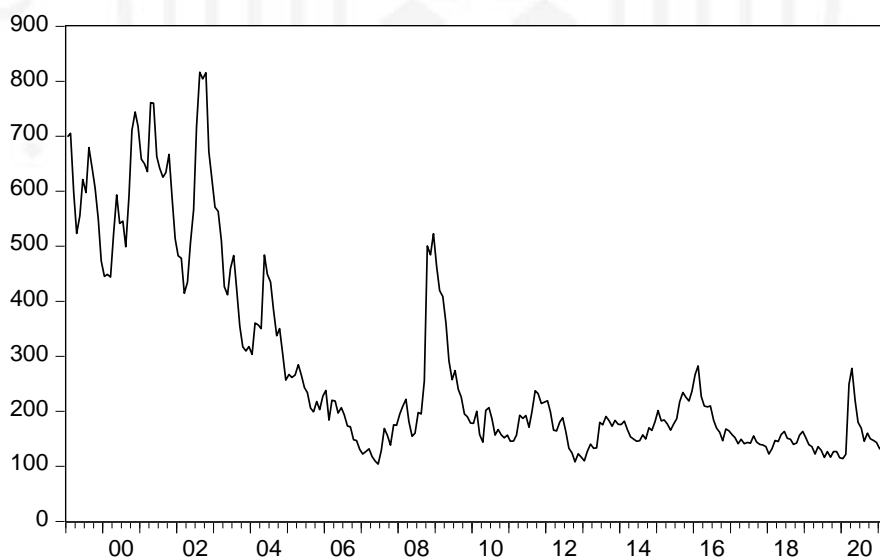
3.3 Mercado de Bonos

El tamaño del mercado de bonos del Perú lo podemos medir como el saldo de bonos emitidos respecto al PBI. De acuerdo a las estadísticas del BCRP, actualmente este ratio se mantiene entre un valor de 4.5% y 5%.

Un indicador global para representar el mercado de bonos suele ser el riesgo país, el cual es una medida de spread de tasas de interés de los bonos soberanos de un país y la tasa de interés de los bonos del tesoro americano. A mayor valor del indicado significa que existe una mayor prima por riesgo. Como se observa en la Figura 3.5, antes del 2003 el EMBIG Perú mantuvo una elevada fluctuación debido a la inestabilidad política. Luego el indicador mantuvo una tendencia decreciente hasta mediados del 2007. Durante la crisis financiera 2008-2009 el riesgo país alcanzó los 500 puntos básicos. Luego se han observado dos picos posteriores a este periodo: febrero 2016 y abril 2020. Este último periodo se debió a la crisis financiera que afectó la economía peruana.

Figura 3.5

EMBIG Perú (medido en puntos básicos)



Nota. Datos obtenidos del Banco Central de Reserva del Perú – BCRP (<https://estadisticas.bcrp.gob.pe/estadisticas/series/>)

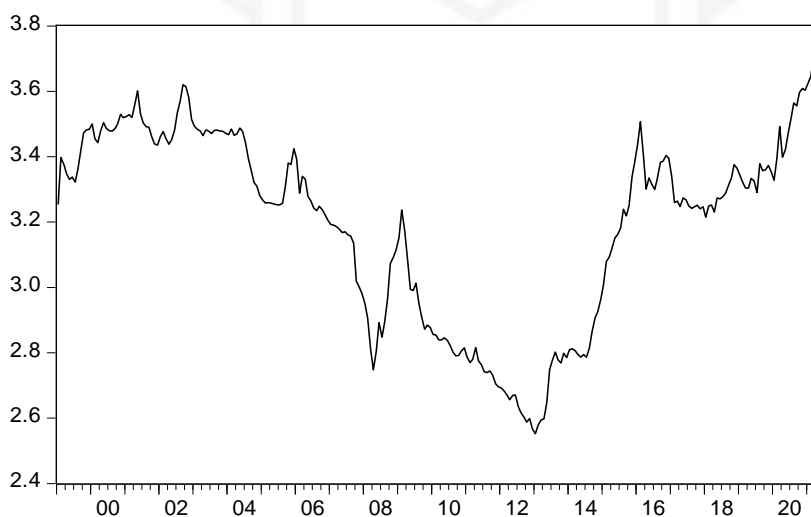
3.4 Mercado de Divisas

El mercado de divisas implica negociar una moneda en términos de otra. El tipo de cambio mide la cantidad de dinero que se debe intercambiarse de una moneda de cuenta para adquirir una moneda base. Por ejemplo, si el tipo de cambio sol/dólar es de 3.3, significa que para comprar un dólar (moneda base) se debe gastar S/. 3.3 (moneda de cuenta). El mercado de divisas está compuesto por el mercado de spot y el mercado de derivados. Para medir la profundidad de estos mercados se considera el monto negociado respecto al PBI. De acuerdo a León (2018), Perú tiene un indicador (menor al 2%) muy por debajo de los países desarrollados tanto en el mercado de spot y de derivados, siendo este último el de menor profundidad.

La principal moneda para realizar las transacciones es el dólar, por ello se analiza su comportamiento. En la Figura 3.6, se muestra el tipo de cambio interbancario. Durante el inicio de la muestra el tipo de cambio se mantuvo estable hasta el año 2004. Posteriormente, el tipo de cambio mantuvo una tendencia decreciente hasta enero 2013. Desde este periodo hasta mayo 2021 la tendencia del tipo de cambio se ha mantenido al alza. El tipo de cambio por lo general refleja la aversión al riesgo de los inversionistas de invertir en una economía. Actualmente, esta variable sigue creciendo producto de la crisis política.

Figura 3.6

Tipo de cambio promedio interbancario (S/ por USD), 2000 - 2021

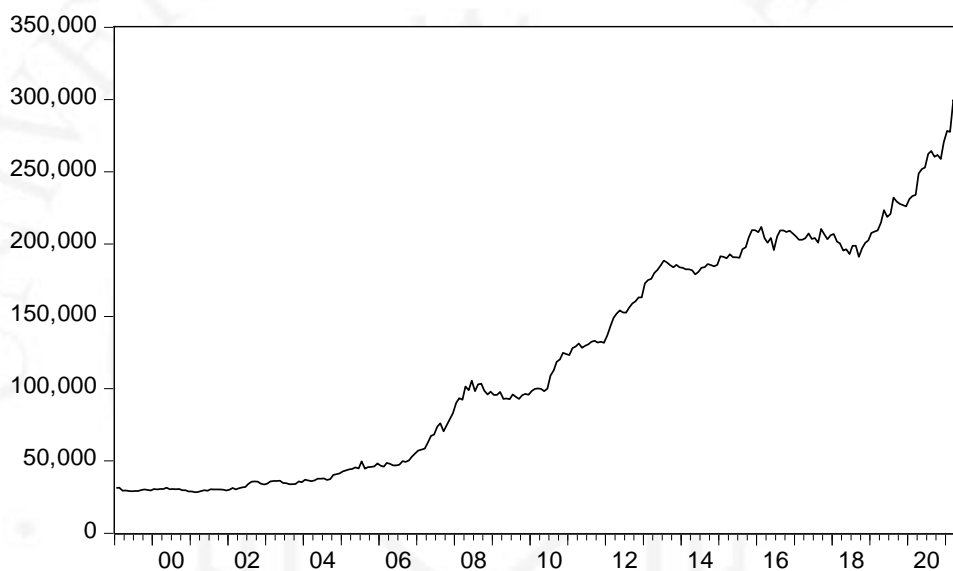


Nota. Datos obtenidos del Banco Central de Reserva del Perú – BCRP (<https://estadisticas.bcrp.gob.pe/estadisticas/series/>)

Un indicador importante en este mercado es la acumulación de dólares que tiene una economía. Al respecto, la acumulación de las Reservas Internacionales Netas (RIN) significan la liquidez internacional que posee un país para afrontar choques macroeconómicos negativos. Debido a la creciente globalización de los mercados financieros, el Perú ha mantenido una creciente acumulación de RIN. Con las RIN el Banco Central puede intervenir en el mercado cambiario para reducir la volatilidad del tipo de cambio ante salidas inesperadas de capitales del país.

Figura 3.7

Reservas Internacionales Netas (millones S/.), 2000 - 2021



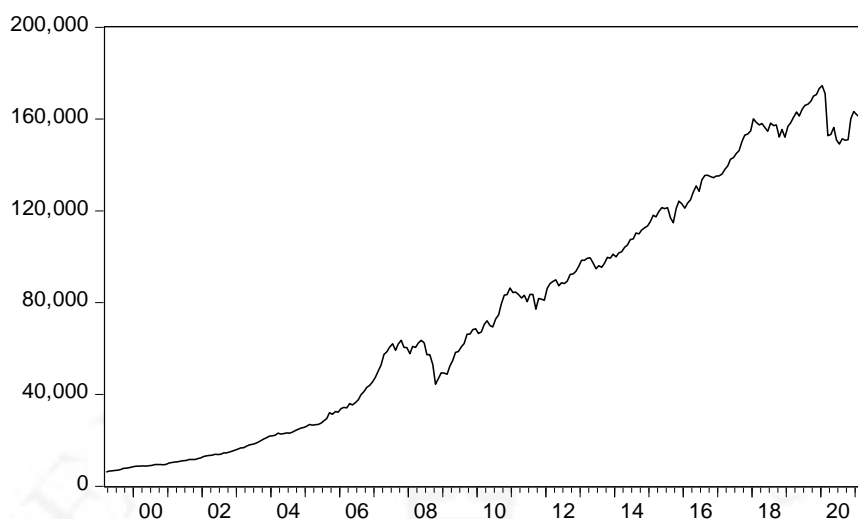
Nota. Datos obtenidos del Banco Central de Reserva del Perú – BCRP
(<https://estadisticas.bcrp.gob.pe/estadisticas/series/>)

3.5 Asociación de fondos de pensiones (AFP's)

Las AFP's son importantes dentro del sistema financiero peruano debido a que invierten el dinero de los afiliados a este sistema tanto en el mercado financiero local como extranjero. El valor de sus fondos está determinado por la rentabilidad que ganan en dichos mercados. Como se muestra en la Figura 3.8 el valor de los fondos de las AFP's ha mantenido una tendencia creciente, pero ha presentado dos quiebres: uno de ellos fue en la crisis financiera 2008-2009 y el segundo en el 2020 producto de la pandemia. Actualmente, el valor de los fondos se mantiene por debajo de los niveles pre pandemia, pero sigue aumentando.

Figura 3.8

Valor de los fondos de las AFPs (millones S/.), 2000 - 2021



Nota. Datos obtenidos del Banco Central de Reserva del Perú – BCRP (<https://estadisticas.bcrp.gob.pe/estadisticas/series/>)

3.6 Variables agregadas del Sistema Financiero

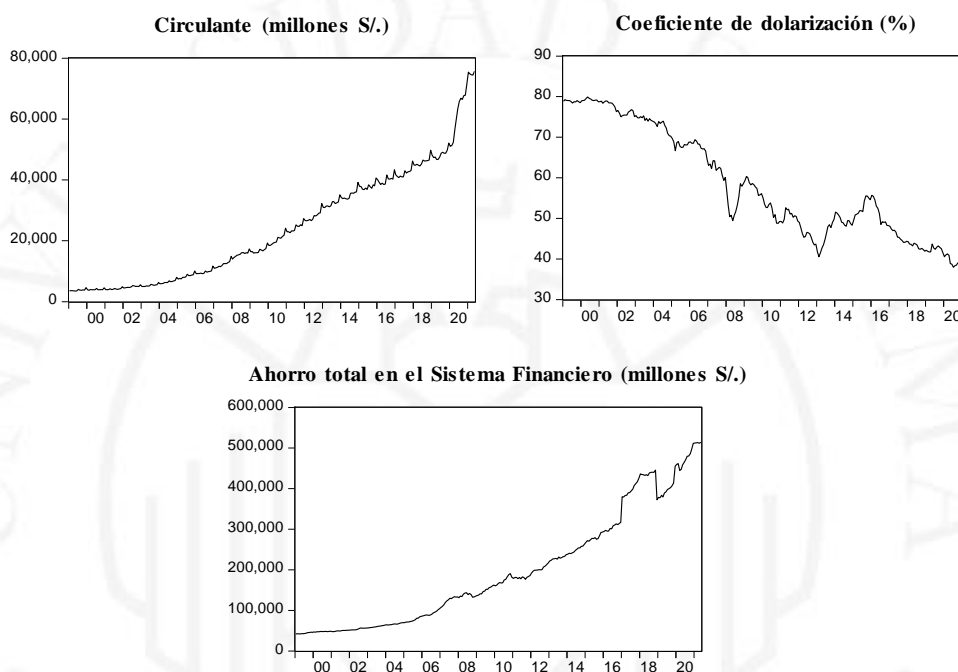
Se han considerado otro grupo de variables agregadas que reflejen la dinámica del mercado financiero peruano. La primera de ellas es el monto de circulante la cual mide la cantidad de billetes y monedas que emite el Banco Central y que se encuentra en poder del público. Ramírez y Vásquez (2014) señalan que en épocas de crisis financieras los agentes económicos prefieren mantener dinero en efectivo, es decir en estos periodos se puede observar que PBI se desacelera, pero el circulante aumenta. Algunas investigaciones señalan que durante la última crisis financiera las personas demandaron dinero por motivos de precaución ya que las personas están preocupadas por mantener liquidez (Cusbert y Rohling, 2013).

Por otro lado, hemos incluido el coeficiente de dolarización como medición del volumen de activos que posee el Sistema Financiero en moneda extranjera. Esta variable es importante porque ayuda a dimensionar el impacto que puede tener una crisis bancaria y cambiaria en un país (Álvarez, 2003). Como se observa en la Figura 3.9, el coeficiente de dolarización viene disminuyendo hasta junio 2021, luego de este periodo esta variable ha mostrado un ligero aumento producto de las elecciones políticas.

Finalmente, el último indicador que se ha considerado es el ahorro total en el Sistema Financiero. Esta variable muestra la actitud de las personas para prepararse hacia imprevistos ante posibles crisis en un país. De esta manera, esta variable muestra las decisiones de las personas para enfrentar imprevistos económicos ante crisis financieras.

Figura 3.9

Variables agregadas del Sistema Financiero



Nota. Datos obtenidos del Banco Central de Reserva del Perú – BCRP (<https://estadisticas.bcrp.gob.pe/estadisticas/series/>)

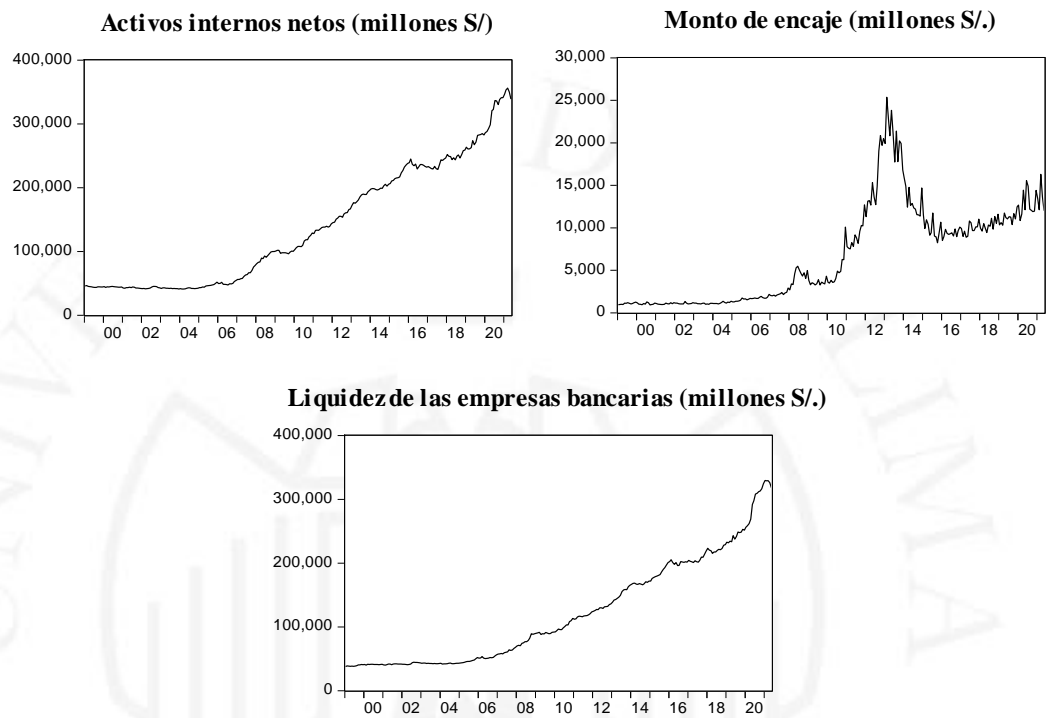
3.7 Variables pertenecientes a empresas bancarias

Al igual que Stremmel (2015), hemos considerado variables relevantes de las empresas bancarias. Al respecto, estamos considerando la variable de liquidez bancaria la cual mide la disposición de dinero que tienen los bancos para afrontar sus operaciones y posibles crisis financieras. Por otro lado, hemos considerado el monto del encaje el cual se calcula como un porcentaje del total de depósitos que tienen los bancos y que están obligados a mantener en sus bóvedas o como depósitos en el BCRP. El encaje es un instrumento de política monetaria del BCRP que tiene por objetivo controlar la expansión de los créditos

que otorgan los bancos. Finalmente, estamos considerando el monto total de activos internos que tienen las entidades bancarias.

Figura 3.10

Variables pertenecientes a empresas bancarias



Nota. Datos obtenidos del Banco Central de Reserva del Perú – BCRP (<https://estadisticas.bcrp.gob.pe/estadisticas/series/>)

4. MARCO TEÓRICO

El mecanismo a través del cual se relaciona el sector financiero y el sector real es conocido como el acelerador financiero. Los primeros trabajos que investigan esta interacción se remontan a Bernanke y Gertler (1989), Bernanke et al. (1999) y Kiyotaki y Moore (1997) donde resaltan que choques pequeños y temporales de productividad, por ejemplo, puede dar lugar a choques grandes y persistentes sobre las variables reales; es decir el mecanismo del acelerador financiero amplifica y propaga los choques exógenos. Este mecanismo es consecuencia de las imperfecciones financieras que a su vez pueden provenir por el lado de la demanda o de la oferta del sector financiero (Claessens y Kose, 2017). A continuación, revisamos brevemente las principales teorías sobre el acelerador financiero.

4.1 Imperfecciones por el lado de la demanda

Este canal opera a través de la asimetría de información entre prestatarios y prestamistas y describe cómo los cambios en los balances de las empresas pueden afectar a su acceso a la financiación y de ese modo amplificar y propagar los impactos económicos y financieros. Bernanke y Gertler (1989) presentan el primer modelo formal que ofrece el mecanismo de acelerador financiero. El punto clave en su modelo es la prima de financiamiento externo el cual se define como la diferencia entre la tasa cobrada por los fondos recaudados externamente y el costo de oportunidad de la financiación interna. Esta diferencia es positiva debido a los costos de agencia que deben asumir los prestamistas no financieros por monitorear las acciones del prestatario. La teoría indica que la prima de financiamiento externo (EFP) y el valor neto de los prestatarios no financieros están relacionados negativamente: un prestatario (inversionista) con elevado patrimonio neto tiene mayores incentivos a tomar decisiones más informadas sobre qué proyectos invertir (emprender proyectos menos riesgosos) y garantizar resultados rentables ya que las pérdidas ocasionadas en caso el proyecto no sea rentable es elevada. Ello conduce a la reducción de costos de monitoreo por parte del prestamista y por lo tanto un menor pago en la prima financiamiento externo. Ćorić (2011) señala que aquellas empresas que se endeudan demasiado en relación con el patrimonio no tendrán una

participación suficiente en el resultado financiero y, por lo tanto, podrían no comportarse de manera diligente. Cuanto mayor sea el patrimonio neto de los agentes en relación con la deuda, mayor será su participación en el resultado financiero y mayor será su incentivo para comportarse con diligencia, por lo tanto, disminuirá la prima de financiamiento externo. En el modelo de Bernanke y Gertler (1989) un choque positivo de la productividad produce que las empresas tengan mayores flujos de caja y se incremente el patrimonio neto. Esto reduce la prima de dicho financiamiento externo y genera que las empresas sigan invirtiendo incluso después que el choque se ha disipado. Este círculo virtuoso se conoce como el acelerador financiero. Bernanke et al. (1999) extendió el mecanismo descrito anteriormente, a los intermediarios financieros y no solo se aplicó a los prestatarios no financieros.

De lo descrito anteriormente, la prima por financiamiento externo junto con los flujos de caja y patrimonio de las empresas juegan un papel importante; sin embargo, las restricciones crediticias y el precio de los activos también juegan un rol importante en las fluctuaciones económicas. En el modelo de Kiyotaki y Moore (1997) el capital de las empresas es considerado como activo productivo y garantía. En su modelo con imperfecciones financieras, los autores señalan que el tamaño del préstamo está determinado por el valor de la garantía por lo que una caída en el precio del activo productivo limita la capacidad de las empresas para obtener nuevos préstamos llevando a reducciones en los niveles de inversión y producción. En su modelo, los activos duraderos actúan como factor de producción y como garantía. Como resultado, existe una relación dinámica entre las restricciones de crédito y los precios de los activos: un choque temporal que afecta los precios de los activos reduce el patrimonio neto de los agentes y conduce a restricciones de endeudamiento más estrictas (disminuye el crédito bancario), lo que a su vez reduce la producción y la inversión, reduciendo aún más los precios de los activos. A diferencia del modelo de Bernanke y Gertler (1989), donde los cambios en el patrimonio neto se deben a cambios en el flujo de efectivo, en Kiyotaki y Moore (1997) los cambios en los precios de los activos son la fuente de los cambios en el patrimonio neto del prestatario.

4.1 Imperfecciones por el lado de la oferta

Mientras que en el apartado anterior las fluctuaciones económicas, a través del acelerador financiero, son causadas por agentes no-financieros (balance de los prestatarios: empresas u hogares), las imperfecciones por el lado de la oferta son causadas por los intermediarios financieros (bancos). Así, el concepto del acelerador financiero aparece, pero esta vez a través de los bancos los cuales ajustan su oferta crediticia ante choques de política monetaria: una política monetaria contractiva (expansiva) genera un aumento (reducción) del costo crédito bancario disminuyendo (aumentado) la demanda de crédito, así como la reducción (aumento) en los préstamos bancarios. Esto a su vez genera impactos negativos (positivos) en el producto e inflación. Sin embargo, existen bancos que pueden obtener fondos alternativos externos (emisión de bonos) para amortiguar el choque contractivo de la política monetaria y seguir facilitando los préstamos bancarios (Carrera, 2011). La idea que un banco pueda obtener financiamiento externo dependerá de su patrimonio neto y solvencia financiera (Bernanke, 2007); sin embargo, al igual que en la teoría de Bernanke y Gertler (1989) donde las empresas pagan una prima de financiamiento externo, los bancos encuentran que es más costoso financiarse externamente que con depósitos (Bernanke, 2007).

En Perú, la efectividad política monetaria a través del canal del crédito no es clara. Por ejemplo, Carrera (2011) encuentra que existe una causalidad que va desde la política monetaria hacia la actividad económica a través del canal del crédito bancario pero que no es estadísticamente significativo para explicar las fluctuaciones reales (brecha producto, consumo privado, producción industrial, inversión privada y desempleo). Por otro lado, Viladegut y Cabello (2014) encuentra que el incremento de la tasa de interés eleva el costo de crédito contrayendo posteriormente el producto; es decir los autores evidencian la existencia de un canal de transmisión de los choques de la política monetaria. La efectividad de la política monetaria es consistente con el hecho que en el Perú el canal tradicional de préstamos bancarios sigue siendo la principal fuente de financiamiento de los agentes económicos.

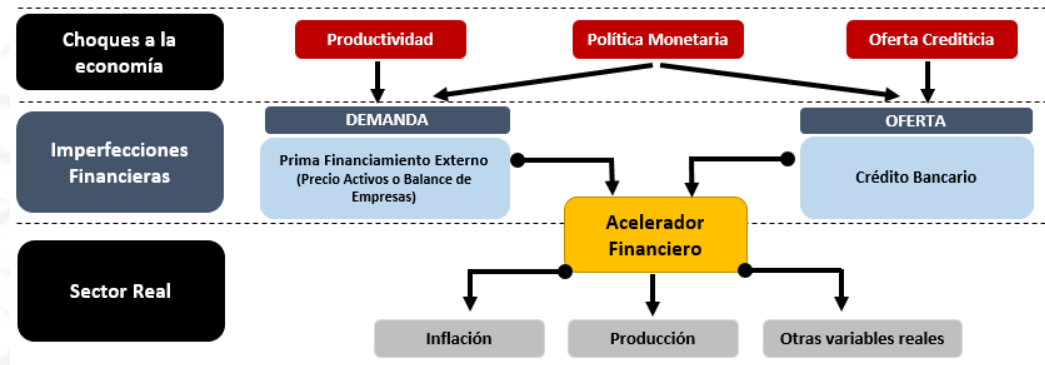
El canal de crediticio también puede estar impulsado por choques de oferta de crédito. Al respecto, Viladegut y Cabello (2014) encuentran que los choques de oferta crediticia expansivos inducen en aumentos del producto y la inflación. Así mismo, Martínez (2017), en base al modelo teórico de Bernanke y Blinder (1988), evidencia que

un choque contractivo de la oferta crediticia contrae el volumen de crédito del sistema bancario y además disminuye el nivel de producción debido a un encarecimiento del costo del crédito. Sin embargo, estos choques crediticios explican en menor medida las fluctuaciones económicas (en promedio 11%), a diferencias de los choques de oferta y demanda agregada que explican más del 50% de la variabilidad del producto peruano (Martínez, 2017).

La teoría del acelerador puede representarse con el siguiente esquema:

Figura 4.1

Resumen de la teoría del acelerador financiero



5. METODOLOGÍA

En esta sección describimos la metodología utilizada para medir el ciclo financiero y cómo mediremos el impacto sobre el ciclo económico. Previamente a la estimación del ciclo financiero debemos seleccionar aquellas series que sean estacionarias. Para ello utilizaremos los test de raíz unitaria de Dickey-Fuller Aumentado y Zivot-Andrews. Este último test se utiliza debido a que algunas series temporales pueden presentar un quiebre estructural en la serie y si no se considera esta especificación el test ADF puede llevarnos a conclusiones erróneas. Debemos tener en cuenta que en el test ADF la hipótesis nula (H_0) es que la serie es raíz unitaria y la alternativa (H_A) es que la serie es estacionaria, mientras que en el test de Zivot-Andrews la hipótesis nula (H_0) es que la serie es raíz unitaria con quiebre y la hipótesis alternativa (H_A) es que la serie es estacionaria con quiebre.

Una vez seleccionadas las series estacionarias, la medición del ciclo financiero se realizará en dos etapas. La primera consiste en extraer individualmente los ciclos utilizando un filtro de banda. Al igual que Drehmann et al. (2012) utilizamos el filtro de Christiano – Fitzgerald para extraer los ciclos individuales de cada serie en diferentes de frecuencias.

De acuerdo a la literatura, los ciclos financieros tienen una frecuencia entre 32-120 trimestres. En ese sentido, los ciclos individuales deben tener esa frecuencia (Drehmann et al., 2012). Por lo tanto, estimaremos los ciclos individuales en el rango de 32-120 trimestres (o su equivalente en meses). Una vez extraído los ciclos de las series individuales los agregaremos utilizando la metodología de Plašil et al. (2016).

Finalmente, para medir el impacto del ciclo financiero sobre el económico utilizaremos la metodología de Karfakis y Karfaki (2018) diferenciando el impacto en fases expansivas y recesivas del ciclo económico del Perú.

5.1 Estimación del ciclo financiero

5.1.1 Extracción de ciclos individuales de cada serie

Usamos el filtro de banda sugerido por Christiano y Fitzgerald (2003) para aislar el componente de cada serie que corresponde al intervalo de frecuencia elegido, es decir con este filtro se puede aislar el componente cíclico de una serie temporal especificando un rango para su duración. Para emplear este filtro el investigador primero debe elegir el rango de duraciones (periodicidades) a través del cual se encuentra el ciclo. El rango se describe mediante un par de números (P_L y P_U) especificados en unidades de la frecuencia. Para el presente trabajo, la literatura sugiere que el ciclo financiero es una variable que tiene duración en el rango de 32 a 120 trimestres. Dado que estamos trabajando con información mensual, ajustaremos estos umbrales a una periodicidad mensual es decir estableceremos los parámetros P_L y P_U en los valores de 128 y 480 meses.

5.1.2 Agregación de los ciclos para estimar el ciclo financiero

En esta sección describimos la metodología de Plašil et al. (2016).

Una vez que las variables se han normalizado en el rango de 0 a 1, aplicaremos la metodología de Plašil et al. (2016). Al ciclo financiero obtenido lo denotaremos como *FCI* (*financial cycle index*). El método de agregación se puede expresar utilizando la siguiente fórmula:

$$FCI_t = (w^0 s_t) C_t (w^0 s_t)' \quad (1)$$

Donde w es un vector de pesos, $w = (w_1, w_2, \dots, w_p)$ que indica la importancia relativa de las variables individuales, $s_t = (s_{1t}, s_{2t}, \dots, s_{pt})$ es el vector de las variables en el tiempo t , y $(w^0 s_t)$ representa la multiplicación elemento por elemento de estos vectores (también conocido como el producto de Hadamard). La matriz C_t contiene los valores de los coeficientes de correlación por pares $\rho_{t,ij}$ determinando qué tan fuerte es la relación entre la variable i y j en el tiempo t . Usando la agregación (1), el resultado es un indicador compuesto definido en el intervalo (0, 1). Cuanto más alto es el indicador, mayor es el grado de tolerancia al riesgo financiero generalmente observado entre los participantes del mercado en la economía. Una de las principales características del método de agregación elegido es que tiene en cuenta la estructura de correlación cruzada

variable en el tiempo. Cuanto más fuertes son las correlaciones entre todas las variables, más fuerte es la señal enviada por el FCI sobre los cambios generales en el *sentimiento* durante el ciclo. Para entender las propiedades del FCI miremos el siguiente ejemplo considerando un FCI compuesto por tres variables. Su valor resultante puede expresarse en la ecuación (2):

$$\begin{aligned}
 FCI_t = & (w_1 s_{1t} + w_2 \rho_{t,12} s_{2t} + w_3 \rho_{t,13} s_{3t}) w_1 s_{1t} + \\
 & (w_1 \rho_{t,12} s_{1t} + w_2 s_{2t} + w_3 \rho_{t,23} s_{3t}) w_2 s_{2t} + \\
 & (w_1 \rho_{t,13} s_{3t} + w_2 \rho_{t,23} s_{2t} + w_3 s_{3t}) w_3 s_{3t}
 \end{aligned} \tag{2}$$

⏟

Ponderación que caracteriza la dimensión
transversal del riesgo financiero

⏟

Ponderación que caracteriza la
dimensión temporal del riesgo financiero

De la ecuación (2) se desprende claramente que el peso total de una variable en el FCI viene dado no solo por los propios pesos w , sino también por el valor de la expresión entre paréntesis, que, a su vez, depende de la magnitud de la correlación entre la variable dada y otras variables. La ecuación (2) muestra que un conjunto de variables que están fuertemente correlacionadas positivamente entre sí tendrá un efecto positivo mayor en el valor final del FCI. En otras palabras, las variables que exhiben un fuerte co-movimiento contribuirán más al valor del FCI. Por el contrario, su valor puede reducirse sustancialmente cuando la evolución entre segmentos es mixta y no hay una señal clara sobre la dirección actual de las percepciones del riesgo. Este comportamiento puede interpretarse en el sentido de que el FCI captura el efecto del factor latente que hace que las variables se muevan conjuntamente hacia arriba.

Los coeficientes de correlación por pares $\rho_{t,ij}$ fueron estimados recursivamente utilizando el método de promedio móvil ponderado exponencialmente (EWMA) con factor de suavizado $\lambda=0.94$. Los coeficientes de correlación pueden ser calculados con las siguientes ecuaciones (3), (4) y (5):

$$\sigma_{t,ij} = \lambda \sigma_{t-1,ij} + (1 - \lambda) \tilde{s}_{t,i} \tilde{s}_{t,j} \tag{3}$$

$$\sigma^2_{t,i} = \lambda \sigma^2_{t-1,i} + (1 - \lambda) \tilde{s}^2_{t,i} \tag{4}$$

$$\rho_{t,ij} = \sigma_{t,ij} / (\sigma_{t,i} \sigma_{t,j}) \tag{5}$$

Donde $\tilde{s}_{t,i} = (s_{t,i} - 0.5)$. Los valores iniciales de las covarianzas y varianzas, $\sigma_{t=1,ij}$ y $\sigma^2_{t=1,i}$, son calculados considerando toda la información histórica.

El método EWMA es utilizado para encontrar las volatilidades de una serie de tiempo en cada punto del tiempo. En la ecuación (4) se muestra que para estimar la volatilidad en el tiempo t pondera la volatilidad encontrada en el periodo anterior y el cuadrado del valor de la serie en $t - 1$. Es decir, para actualizar el valor estimado en cualquier punto, requerimos un estimado previo de la varianza y el valor más reciente de la serie de tiempo observada. El objetivo del método EWMA es evidenciar cambios en la volatilidad de la serie. Para valores pequeños de λ , las observaciones recientes afectan el estimado de inmediato. Para λ los valores cercanos al uno, el estimado cambia lentamente basado en los cambios recientes de la variable.

Para calibrar el vector de pesos w se consideró la alternativa de ponderar a todas las series con un peso similar. Sin embargo, debido a que unas de las propiedades del ciclo financiero es anticiparse a las crisis financieras se simularán diferentes pesos de las variables de modo que la combinación de pesos elegidos otorgue las mejores predicciones (en términos de error cuadrático medio) 6 meses hacia delante de la caída del PBI durante el periodo 2008-2009.

5.2 Medición del impacto del ciclo financiero sobre el ciclo económico

En este apartado debemos tener en cuenta la definición del ciclo económico. Burns y Mitchell (1946) definen el ciclo económico como fluctuaciones que se muestran en la actividad económica agregada y se manifiestan a través de fases expansivas seguidas de fases recesivas. Así mismo, estas secuencias son recurrentes, pero no periódicas. Metodológicamente el ciclo económico se medirá a partir de la serie del logaritmo del índice del PBI (desestacionalizado) utilizando el filtro de Christiano-Fitzgerald considerando frecuencias entre 8-32 trimestres o su equivalente en meses 32-128 meses.

Para medir el impacto del ciclo financiero sobre el ciclo económico utilizaremos la metodología de Karfakis y Karfaki (2018) la cual se basa en el análisis de cuantiles. La regresión por cuantiles, modela los cuantiles de la variable dependiente dado un conjunto de variables condicionantes. Como propusieron originalmente Koenker y Bassett (1978), la regresión cuantílica proporciona estimaciones de la relación lineal entre

regresores y un cuantil específico de la variable dependiente. La regresión cuantílica permite una descripción más completa de la distribución condicional que el análisis de la media condicional por sí solo, lo que nos permite, por ejemplo, describir cómo la mediana, o quizás el percentil 10 o 95 de la variable de respuesta, se ven afectados por las variables explicativas. El enfoque de regresión por cuantiles ofrece un método sólido para modelar estas relaciones. En la presente investigación, analizaremos el impacto del ciclo financiero y otras variables explicativas en las diferentes colas de la distribución del ciclo económico.

Sea Y_t el ciclo económico y $F(Y_t)$ su distribución de probabilidad acumulada. Entonces, el τ -ésimo cuantil está definido por la función cuantil $Q_t(Y_t) = F^{-1}(\tau) = \inf\{Y: F(Y_t) \geq \tau\}$. La ecuación que propone Karfakis y Karfaki (2018) la adaptaremos al caso peruano basándonos en la ecuación que propone Winkelried (2013) para predecir el ciclo económico. De esta manera la ecuación que estimaremos utilizando la regresión cuantílica se muestra en la ecuación (6):

$$Q_t(Y_t | Y_{t-1}, z_{t-1}) = \alpha_0(\tau) + \alpha_1(\tau)Y_{t-1} + \alpha_2(\tau)R_{t-1} + \alpha_3(\tau)FCI_{t-1} + \alpha_4(\tau)TI_{t-1} + \mu_t \quad (6)$$

donde Y_t denota el ciclo económico, FCI es el ciclo financiero obtenido en la sección anterior, R la tasa de interés real, TI captura el efecto externo sobre la actividad económica la cual la mediremos con el *impulso de los términos de intercambio*. La tasa de interés real es definida como la tasa de interés nominal menos la tasa de inflación. Esta variable mide el mecanismo de transmisión de la política monetaria. El detalle del cálculo del impulso de los términos de intercambio se muestra en el Anexo 1.

La regresión cuantílica minimiza la suma de las desviaciones mínimas absolutas (LAD, por sus siglas en inglés) que da penalizaciones asimétricas $(1 - \tau)|u_t|$ para la sobrepredicción y $\tau|u_t|$ para la predicción insuficiente. El estimador de la regresión cuantílica para el cuantil τ minimiza la función de pérdida: $Q_t(v_t) = \sum_{t=1}^T \tau I(u_t > 0) |u_t| + \sum_{t=1}^T (1 - \tau) I(u_t < 0) |u_t|$ donde v_t es un vector de coeficientes estimados en el cuantil τ del modelo (6) e I es una función indicadora que asigna 1 para todos los elementos de u que son negativos y cero en caso contrario.

6. ANÁLISIS DE RESULTADOS

En esta sección analizaremos los resultados de la metodología presentada en la sección anterior. Dividiremos la sección en tres etapas. La primera parte analizaremos la estacionariedad de las series. Luego, analizaremos los resultados de la estimación del ciclo financiero y finalmente analizaremos los resultados de la regresión cuantílica.

6.1 Selección estadística de las variables para formar el ciclo financiero

Para la estimación del ciclo financiero se ha trabajado con las variables que se muestran en la Tabla 6.1. Las variables han sido categorizadas en grupos para un mejor análisis. El sustento de la selección de estas variables fue descrito en la sección de hechos estilizados.

Tabla 6.1

Descripción de las variables utilizadas para estimar el ciclo financiero

Código BCRP	# Var	Grupo	Descripción	Variable	Transformación
PN07807NM PN07816NM	1	Mercado de Créditos	Spread bancario ME (Tasa activa ME - Tasa Pasiva ME)	SpreadBancariaMN	No
PN07827NM PN07836NM	2		Spread bancario ME (Tasa activa ME - Tasa Pasiva ME)	SpreadBancariaME	No
PN00518MM	3		Crédito total en el Sistema Financiero (millones S/.)	cred	Tasa Crec. Anual
PN01142MM	4	Mercado de Acciones	Índice General Bolsa Valores de Lima	igbvl	
PD04709XD	5	Mercado Bonos	EMBIG Perú (pbs)	embig	No
PN01207PM	6	Mercado Divisas	Tipo de cambio promedio interbancario (S/. por USD)	tc	Tasa Crec. Anual
PN00026MM	7	Mercado Divisas	Reservas Internacionales Netas (millones S/.)	rin	
PN01167MM	8	AFP's	Valor de los fondos de las AFPs (millones S/.)	spp	
PN00178MM	9	Variables Agregadas SSFF	Circulante (millones S/.)	clnt	
PN00227MM	10		Ahorro total en el Sistema Financiero (millones S/.)	aho	
PN00143MM	11		Coefficiente de dolarización (%)	dol	No
PN00111MM	12	Variables Empresas Bancarias	Activos internos netos de empresas bancarias (millones S/.)	actnt	Tasa Crec. Anual
PN00483MM	13		Monto de encaje (millones S/.)	encj	
PN00135MM	14		Liquidez de las empresas bancarias (millones S/.)	liq	

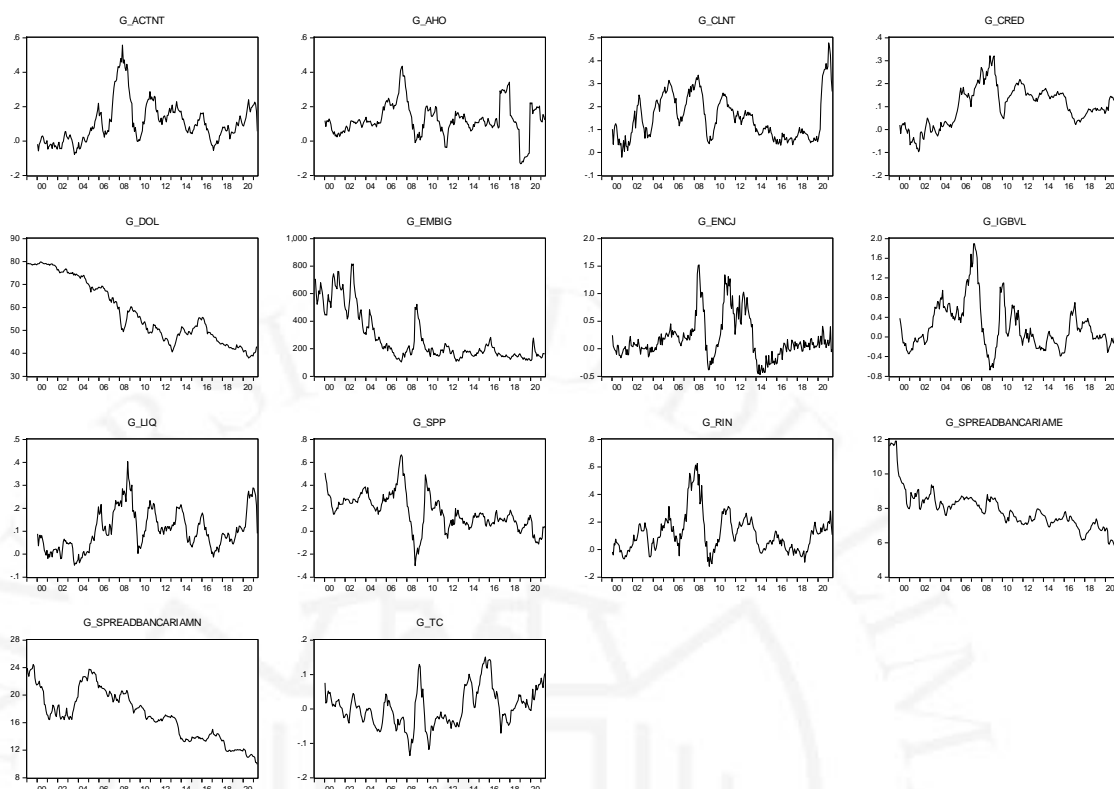
Antes de agregar las series en un indicador, debemos asegurarnos que las series sean estacionarias. Como señala Davies y Gai (2018) las series que sintetizan la información del ciclo financiero deben ser estacionarias. En la sección de hechos estilizados se presentaron las variables en niveles y se evidenció que no todas eran estacionarias. Por ello, aplicaremos algunas transformaciones a las series antes de analizarlas. Luego de una inspección gráfica, consideremos que los spreads bancarios, el EMBIG Perú y el coeficiente de dolarización son series estacionarias en tendencias y no es necesario aplicarles una transformación. En el caso del resto de variables sí sería necesario calcular una tasa de crecimiento anualizada. Para asegurar estadísticamente que las series son estacionarias utilizaremos el test de raíz unitaria de Dickey-Fuller Aumentado (ADF) y el test de raíz unitaria con quiebre estructural de Zivot-Andrews (ZA).

En la Figura 6.1 se muestran las series con su respectiva transformación. Las etiquetas de las series empiezan con el sufijo “g_”. Como se aprecia en dicha figura, todas las series presentan algún quiebre estructural a lo largo del tiempo. El quiebre principal se observa durante el periodo de crisis financiera 2008-2009. La única serie que no presenta quiebre estructural es el spread de tasas en moneda extranjera (*g_spreadbancariaME*). Por ello aplicaremos el test ADF en dicha serie considerando que la serie presenta un intercepto en su estructura. El *p-value* obtenido es de 0.0177 por lo tanto se rechaza la hipótesis nula al 5% de que la serie sea raíz unitaria y podemos asegurar estadísticamente que la serie *g_spreadbancariaME* es estacionaria en tendencia. También se aplicó el test ADF al resto de series, pero como estas series tenían algún quiebre estructural se decidió aplicar el test de Zivot-Andrews.

Aplicar el test de raíz unitaria de Zivot-Andrews es necesario especificar si el quiebre estructural ocurrió en tendencia, media o ambos. La especificación del test ZA se determinó de manera visual con ayuda de los gráficos de la Figura 6.1. La hipótesis nula (H_0) del test es que la serie es raíz unitaria con quiebre y la hipótesis alternativa (H_A) es que la serie es estacionaria con quiebre. Los resultados del test se muestran en la Tabla 6.2.

Figura 6.1

Variables transformadas en tasas de crecimiento, 1999-2021



Nota. Datos obtenidos del BCRP (<https://estadisticas.bcrp.gob.pe/estadisticas/series/>)

Tabla 6.2

Resultados del test de raíz unitaria de Zivot - Andrews

Variable	Tipo de quiebre	Umbral 1%	Umbral 5%	Umbral 10%	Test Estadístico	Punto de quiebre	Conclusión
g_actnt	Media	-5.34	-4.93	-4.58	-4.26	2006M08	Acepta H0
g_aho	Media	-5.34	-4.93	-4.58	-3.86	2008M03	Acepta H0
g_clnt	Media	-5.34	-4.93	-4.58	-4.12	2012M04	Acepta H0
g_cred	Ambos	-5.57	-5.08	-4.82	-5.23	2009M04	Rechaza H0
g_dol	Media	-5.34	-4.93	-4.58	-4.64	2014M08	Acepta H0
g_embig	Media	-5.34	-4.93	-4.58	-6.05	2002M11	Rechaza H0
g_encj	Ambos	-5.57	-5.08	-4.82	-4.36	2013M03	Acepta H0
g_igbvl	Ambos	-5.57	-5.08	-4.82	-5.81	2007M08	Rechaza H0
g_liq	Ambos	-5.57	-5.08	-4.82	-4.63	2009M04	Acepta H0
g_rin	Media	-5.34	-4.93	-4.58	-4.01	2006M08	Acepta H0
g_spp	Ambos	-5.57	-5.08	-4.82	-5.64	2007M11	Rechaza H0
g_spreadbancariamn	Media	-5.34	-4.93	-4.58	-5.12	2003M06	Rechaza H0
g_tc	Ambos	-5.57	-5.08	-4.82	-5.56	2013M02	Rechaza H0

En base a los resultados obtenidos de ambos test de raíz unitaria, concluimos que las variables consideradas para estimar el ciclo financiero son 7: el volumen de créditos (Var.% 12M), EMBIG Perú (Var.% 12M), IGBVL (Var.% 12M), Valor de Fondos de las AFPs (Var.% 12M), Spread Bancario en MN y ME, y el tipo de cambio (Var.% 12M).

6.2 Estimación del ciclo financiero

A partir de las 7 series seleccionadas extraemos el ciclo individual de cada serie en las frecuencias de 128 y 480 meses. En el Anexo 2 se encuentra los ciclos individuales de las series seleccionadas. Luego de extraer los ciclos normalizamos cada ciclo en el rango de 0 a 1 de modo que sean comparables. El proceso de normalización se realizó con la fórmula (7):

$$s_{i,t} = \frac{S_{i,t} - \text{Min}(S_i)}{\text{Max}(S_i) - \text{Min}(S_i)} \quad (7)$$

donde $S_{i,t}$ es el ciclo de la serie de la serie i . La serie $s_{i,t}$ es la serie normalizada en el rango de 0 a 1 y con la cual se trabajará para obtener el ciclo financiero.

Para obtener el ciclo financiero se utilizan las ecuaciones (1), (3), (4) y (5). Sin embargo, es necesario contar con los pesos $w = (w_1, w_2, \dots, w_7)$ para agregar las series. Una alternativa puede ser asignando pesos iguales a cada componente, es decir asignando $w_1 = w_2 = \dots = w_7 = 14.3\%$. Sin embargo, seguiremos la metodología de Plašil et al. (2016). Dado que unas de las propiedades del ciclo financiero es que permite predecir las crisis financieras, realizaremos una simulación de diferentes pesos y en cada iteración estimaremos el ciclo financiero y realizaremos una regresión con el ciclo económico durante el periodo enero 2004 – septiembre 2007. Luego haremos una predicción con el modelo obtenido para el periodo octubre 2007 – diciembre 2010. El peso óptimo será aquel que tenga el menor criterio de información en la ecuación de regresión y el menor error cuadrático medio en el periodo de predicción. Al igual que Plašil et al. (2016) se calibraron los pesos con un enfoque de juicio experto y restricciones a priori que predigan adecuadamente el comportamiento del ciclo financiero. Por ello se optó se impuso las siguientes restricciones a los pesos:

- $w_{crédito} > w_{TC} > w_{IGBVL} > w_{EMBIG} > w_{spp} > w_{Spread ME} > w_{Spread MN}$
- Mínimo peso de 1%
- Máximo peso menor a 50%
- Pesos diferentes entre sí

Para la simulación de pesos se partió de un total de 78,125 posibles combinaciones en el rango de 0.5% a 53%. Luego se fueron depurando aquellas combinaciones que no cumplían las condiciones anteriores. En el Anexo 3 se explica el detalle para asignar la combinación de pesos. El vector de pesos óptimos se muestra en la Tabla 6.3:

Tabla 6.3

Pesos óptimos de las variables para estimar el ciclo financiero

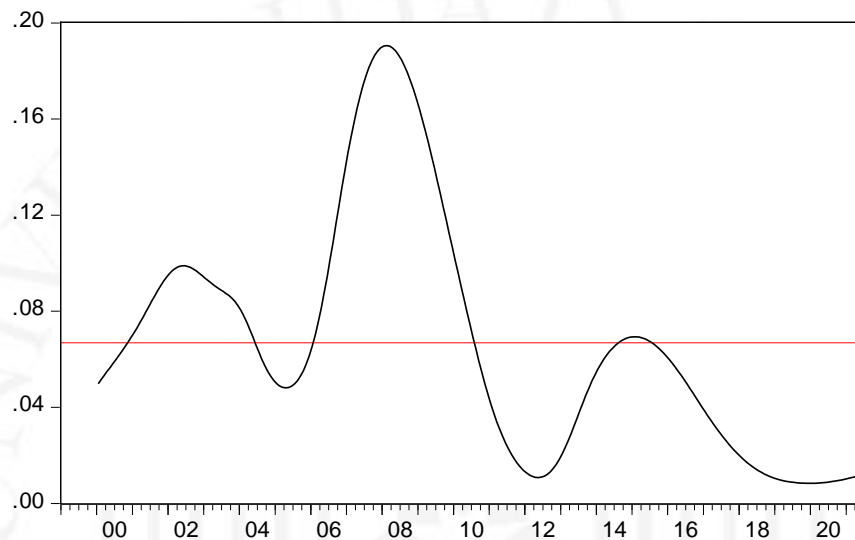
Variable	Pesos Óptimos $w_{óptimos}$
g_cred	30.3%
g_tc	24.2%
g_igbvl	15.2%
g_embig	12.1%
g_spp	9.1%
g_spreadbancariame	6.1%
g_spreadbancariamn	3.0%
TOTAL	100%

En la Figura 6.2 se muestra el ciclo financiero obtenido con estos pesos óptimos. Para interpretar las fases de auge y caída del ciclo financiero requerimos un valor neutral para su interpretación. Consideraremos el valor promedio histórico (0.067) como umbral para identificar las fases de auge y caída del ciclo financiero. De esta manera podemos evidenciar que el ciclo financiero tuvo dos periodos de auge: el primer periodo inicia en enero 2001 y finaliza en mayo 2004. Este periodo está asociado a la recuperación de la economía luego del gobierno de Fujimori en los años 2000 donde también se caracterizó por una crisis política. El siguiente periodo de auge en el ciclo financiero alcanzó su máximo durante el primer trimestre del 2008 y luego se produjo una caída en el sector financiero producto de la crisis financiera. Dicha situación alcanzó su mínimo valor a mediados del 2012 y luego se empezó una recuperación hasta finales del 2014.

Actualmente, debido a la crisis política y sanitaria el sector financiero se ha visto golpeado y nos encontramos en una fase de recesión del ciclo financiero. Así mismo, observamos una lenta recuperación debido a que la curva del ciclo financiera se encuentra alejado del umbral neutral.

Figura 6.2

Ciclo Financiero del Perú: enero 2000 – mayo 2021



Nota. Datos obtenidos del Banco Central de Reserva del Perú – BCRP (<https://estadisticas.bcrp.gob.pe/estadisticas/series/>)

6.3 Regresión cuantílica

Al igual que Karfakis y Karfaki (2018) hemos elaborado la regresión cuantílica en tres diferentes cuantiles de la distribución del ciclo económico: $\tau = 0.1, 0.5$ y 0.9 , es decir estimaremos el impacto del ciclo financiero en periodos de bajo crecimiento $y_{\tau=0.1}$ crecimiento nulo $y_{\tau=0.5}$ y alto crecimiento $y_{\tau=0.9}$.

Los resultados de la regresión cuantílica se muestran en la Tabla 6.4. En los tres escenarios el ciclo económico es significativo y el componente autorregresivo es persistente. Además, se observa que el coeficiente varía ligeramente en cada distribución del ciclo económico. Por otro lado, la tasa de interés real recoge los efectos de la política monetaria. El signo de esta variable en la ecuación es el esperado (negativo), es decir cuando el banco central aumenta su tasa de interés encare el costo de los créditos y genera

una contracción del ciclo económico. Cuando la distribución del ciclo económico se ubica el percentil 10%, es decir cuando el ciclo económico toma el valor de -4.1%, o podríamos decir que el ciclo económico se encuentra en fase recesiva, el aumento de la tasa de interés real en 1%, genera una caída del ciclo económico de 16.6%. Cuando la distribución del ciclo económico se ubica en la mediana, es decir cuando el ciclo económico toma el valor de 0.4% (fase de bajo crecimiento), el aumento de la tasa de interés real en 1% genera una caída del ciclo económico de 8.9%. Finalmente, cuando el ciclo económico se ubica en el percentil 90 de su distribución, es decir cuando toma el valor de 2.8% o se encuentra en la expansiva, el aumento de la tasa de interés real genera una caída del ciclo económico de 13.44%.

Tabla 6.4

Resultados de la regresión cuantílica

Variable	$\tau = 0.1$	$\tau = 0.5$	$\tau = 0.9$
Ciclo PBI t-1	1.02864***	0.97652***	0.98813***
Tasa de interés real t-1	-0.16598***	-0.08906***	-0.13444***
Ciclo Financiero t-1	-0.03084***	0.00424	0.06997***
Impulso Términos de intercambio t-1	0.01173**	0.02786***	0.07948***
Pseudo R2	87.1%	86.4%	80%
R2 ajustado	86.9%	86.2%	79%
Cuantil de la variable dependiente	-4.1%	0.4%	2.8%

*Nota. (***) Significancia al 1%, (**) Significancia al 5% y (*) Significancia al 10%.*

En el caso del impulso de los términos de intercambio, esta variable mide el efecto originado por las fluctuaciones de los precios de los *commodities* sobre la inversión y el consumo (Winkelried, 2013). El impacto de esta variable es positiva en cualquiera de las tres distribuciones del ciclo económico, pero la magnitud se diferencia de acuerdo a la distribución del ciclo económico. El mayor impacto de los términos de intercambio ocurre en la cola derecha, es decir en las fases expansivas del ciclo económico. Cuando aumenta el impulso de los términos de intercambio aumenta en 1%, el ciclo económico crece 7.9%.

Finalmente, el ciclo financiero también tiene un impacto diferenciado dependiendo de la fase del ciclo económico. Cuando el ciclo económico se ubica en épocas de recesión, el incremento del ciclo financiero en 1% genera una caída del ciclo

económico de 3.0%. El impacto negativo del ciclo financiero indica que un incremento de su valor agudiza las fases recesivas del sector real. Esto puede traer consecuencias negativas para la economía peruana. El-Baz (2018) señala que las contracciones económicas acompañadas por periodos de recesiones financieras son más duraderas y demora más tiempo en salir de las crisis económicas. En las fases expansivas, el incremento de 1% del ciclo financiero genera también un aumento ciclo económico de 7.0%. Esto significa que un crecimiento de la brecha del ciclo financiero genera un efecto positivo de la economía real. Dado los pesos de las variables que componen el indicador, el incremento del ciclo financiero está asociado principalmente a los incrementos en el volumen de crédito. Al igual que Karfakis y Karfaki (2018) se ha encontrado evidencia que el ciclo financiero puede ayudar a explicar los movimientos de la brecha producto en las fases expansivas y recesivas. Sin embargo, en las fases de lento crecimiento económico o crecimiento casi nulo, el ciclo financiero no es una variable relevante para explicar esta fase del ciclo económico.

De acuerdo a estos resultados, el ciclo financiero tiene información útil para predecir movimientos futuros en el ciclo económico en fases expansivas y recesivas del ciclo económico. Al igual que Ramos (2020) se han incluido las variables del volumen de créditos, el tipo de cambio, el IGBVL y el EMBIG Perú. Sin embargo, se han incorporado otras series relevantes para la estimación del ciclo financiero como el valor de los fondos de las AFPs y los spreads bancarios en moneda nacional y extranjera. Con la metodología propuesta se ha podido establecer la importancia de cada variable.

7. CONCLUSIONES

- Las variables relevantes para estimar el ciclo financiero peruano son el volumen de créditos (Var.% 12M), EMBIG Perú (Var.% 12M), IGBVL (Var.% 12M), Valor de Fondos de las AFPs (Var.% 12M), Spread Bancario en MN y ME, y el tipo de cambio (Var.% 12M).
- Aplicando la metodología de Plašil et al. (2016) pudo establecerse la importancia de cada variable en la estimación del ciclo financiero siendo el volumen de créditos (Var.% 12M) la variable más importante para explicar las fluctuaciones del ciclo financiero.
- El ciclo financiero tuvo dos periodos de auge: el primer periodo inicia en enero 2001 y finaliza en mayo 2004. El siguiente periodo de auge en el ciclo financiero alcanzó su máximo durante el primer trimestre del 2008 y luego se produjo una caída en el sector financiero producto de la crisis financiera.
- Actualmente, debido a la crisis política y sanitaria el sector financiero se ha visto golpeado y nos encontramos en una fase de recesión del ciclo financiero. Así mismo, observamos una lenta recuperación debido a que la curva del ciclo financiero se encuentra alejado del umbral neutral.
- El ciclo financiero tiene información útil para predecir movimientos futuros en el ciclo económico en fases expansivas y recesivas del ciclo económico.
- En las fases recesivas del ciclo económico, el ciclo financiero produce una caída en la brecha producto.
- En las fases expansivas del ciclo económico, el ciclo financiero incrementa la brecha del ciclo económico positivamente es decir genera un crecimiento excesivo de la producción por encima de su tendencia de largo plazo.
- En periodos de crecimiento nulo, el ciclo financiero no explica los movimientos del ciclo económico.

8. RECOMENDACIONES

- De acuerdo a los resultados obtenidos, el ciclo financiero tiene un impacto según las fases del ciclo económico. El mayor impacto se observa en las fases expansivas. Por ello es importante suavizar el ciclo financiero de un país para evitar futuras recesiones y riesgos sistémicos. Las políticas macroprudenciales deben gestionar el ciclo financiero sobre todo en las fases expansivas del ciclo económico. En las fases donde el ciclo financiero es cercano a cero se pueden relajar hasta cierta medida las políticas macroprudenciales, como por ejemplo, reducir las tasas de encaje.
- Dada la importancia de las variables que componen el indicador del ciclo financiero, debe regularse principalmente el crecimiento de los créditos a través de mayores tasas de encaje. En el caso de las variaciones del tipo de cambio, es importante la intervención del Banco Central para evitar fluctuaciones abruptas de esta variable.
- Para evitar futuros riesgos sistémicos el Banco Central puede modificar su regla de política monetaria incorporando el ciclo financiero de tal manera que ante incrementos de esta variable aumenta la tasa de interés de referencia. Esta incorporación del ciclo financiero debe ir acompañada de una evaluación de la ganancia en términos de bienestar de la economía de elevar la tasa de interés producto de un incremento del ciclo financiero.
- En futuras investigaciones relacionadas al ciclo financiero, será importante considerar no sólo la dimensión del volumen de créditos, sino también otras variables que representen adecuadamente el resto de mercados del sistema financiero, así como variables que recojan información agregada de los bancos.

REFERENCIAS

- Álvarez, R. (2003). *Dolarización Financiera en América Central*.
<https://publications.iadb.org/publications/spanish/document/Dolarizaci%C3%B3n-financiera-en-Am%C3%A9rica-Central.pdf>
- Barbone, R., Lima, J. y Marinho, L. (2015). Business and Financial Cycles: an estimation of cycles' length focusing on Macroprudential Policy. *Working Paper Central Bank of Brazil*, 385, 1-49.
- Bernanke, B. & Blinder, A. (1988). Credit, money, and aggregate demand. *The American Economic Review*, 78(2), 435-439.
- Bernanke, B., Gertler, M. & Gilchrist, S. (1999). The Financial Accelerator in a Quantitative Business Cycle Framework. En J.B. Taylor y M. Woodford (Eds.), *Handbook of Macroeconomics* (pp. 1341-1393). Amsterdam: North-Holland.
- Bernanke, B., & M. Gertler. (1989). Agency Costs, Net Worth, and Business Fluctuations. *American Economic Review*, 79(1), 14–31.
- Bernanke, B. (2007). *The financial accelerator and the credit channel*.
<https://www.federalreserve.gov/newsevents/speech/bernanke20070615a.htm>
- Borio, C. (2012). *The financial cycle and macroeconomics: What have we learnt?* 1 sitio web de Bank for International Settlements:
<https://www.bis.org/publ/work395.htm>
- Borio, C. & Lowe, P. (2002). Asset prices, financial and monetary stability: exploring the nexus. BIS Working Papers, 114, 1-47.
- Burns, A. y Mitchell, W. (1946). Measuring Business Cycle. *National Bureau of Economic Research*, 1, 1-22.
- Carrera, C. (2011). El canal del crédito bancario en el Perú: Evidencias y mecanismo de transmisión. *Revista de Estudios Económicos del Banco Central de Reservas del Perú*, 22, 63-82.
- Christiano, L., & Fitzgerald, T. (2003). The Band Pass Filter. *International Economic Review*, 44(2), 435-465.
- Claessens, S., & Kose, A. (2017). *Macroeconomic implications of financial imperfections: a survey*. 1 sitio web de Bank for International Settlements:
<https://www.bis.org/publ/work677.htm>
- Ćorić, B. (2011). The Financial Accelerator Effect: Concept and Challenges. *Financial Theory and Practice*, 35(2), 171–196.

- Cusbert, T., & Rohling T. (2013). *Currency Demand during the Global Financial Crisis: Evidence from Australia*. Reserve Bank of Australia: <https://www.rba.gov.au/publications/rdp/2013/pdf/rdp2013-01.pdf>
- Davies, C., & Gai, P. (2018). The New Zealand financial cycle 1968–2017. *New Zealand Economic Papers*, 54, 1-15.
- Domanski, D., & Ng, T. (2011). Getting effective macroprudential policy on the road: Eight propositions. *Macroprudential regulation and policy (BIS papers)*, 60, 89-96.
- Drehmann, M., Borio, C., & Tsatsaronis, K. (2012). *Characterising the Financial Cycle: Don't Lose Sight of the Medium Term!* 1 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). <https://repositorio.iscte-iul.pt/handle/10071/9046?mode=full>
- El-Baz, O. (2018). The Synchronization of Financial and Business Cycles in Saudi Arabia. *Scholedge International Journal of Management & Development*, 5(4), 32-47.
- Harding, D., & Pagan, A. (2002). Dissecting the cycle: a methodological investigation. *Journal of Monetary Economics*, 49(2), 365-381.
- Hollo, D., Kremer, M., y Duca, L. (2012). CISS-A Composite Indicator of Systemic Stress in the Financial. *Working Paper European Central Bank*, 1426, 1-49.
- Juhler, C., Lassenius, P., Farver, A., & Pedersen, J. (2017). *Financial cycles: what are they and what do they look like in Denmark?* 1 sitio web de Danmarks National Bank: https://www.nationalbanken.dk/da/publikationer/Documents/2017/06/DNWP_115.pdf
- Justiniano, A., & Preston, B. (2010). Monetary policy and uncertainty in an empirical small openeconomy model. *Journal of Applied Econometrics*, 25(1), 55-89.
- Karfakis, C., & 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., & Moore, J. (1997). Credit Cycles. *Journal of Political Economy*, 105, 211–248.
- Koenker, R., & Bassett, G. (1978), Regression quantiles, *Econometrica*, 46, 33-50.
- Koopman, S., Lit, R., & Lucas, A. (2016). Model-based business cycle and financial cycle decomposition for Europe and the U.S. 1 sitio web de Tinbergen Institute Discussion Papers: <https://www.econstor.eu/handle/10419/145358>

- Krznar, I., & Matheson, T. (2017). Financial and Business Cycles in Brazil. *IMF Working Paper*, 17, 1-29.
- Kunovac, D., Mandler, M., & Scharnagl, M. (2018). Financial cycles in euro area economies: A cross-country perspective, *Discussion Papers Deutsche Bundesbank*, 4, 1-31.
- Lahura, E, Chang, G., & Salazar, O. (2013). Identificación de Episodios de Auge Crediticio: Una propuesta Metodológica con Fundamentos Económicos. *Working Paper del Banco Central del Perú*, 11, 1-31.
- León, O. (2018). Mercado de divisas peruano. *Revista Moneda del Banco Central de Reservas del Perú*, 174, 1-5.
- Ma, Y., & Zhang, J. (2016). Financial Cycle, Business Cycle and Monetary Policy. *International Journal of Finance & Economics*, 21, 502-527.
- Martínez, J. (2018). *Efectos macroeconómicos de choques de oferta de crédito: evidencia empírica para la economía peruana* [tesis de maestría, Pontificia Universidad Católica del Perú]. Repositorio Digital de Tesis y Trabajos de Investigación PUCP. <https://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/11613>
- Menden, C., & Proaño, C. (2017). Dissecting the financial cycle with dynamic factor models. *Working Paper Macroeconomic Policy Institute IMK*, 183, 1-42.
- Mendoza, E., & Terrones, M. (2008). An Anatomy of Credit Booms: Evidence From Macro Aggregates and Micro Data, *NBER Working Papers*, 14049, 1-59
- Pérez, F., & Vilchez, D. (2018). Ciclos financieros en el Perú. *Revista Moneda del Banco Central de Reservas del Perú*, 176, 1-6.
- Plašil, M., Seidler, J., & Hlaváč, P. (2016). A New Measure of the Financial Cycle: Application to the Czech Republic. *Eastern European Economics*, 54(4), 296-318.
- Raj Bhatta, G. (2018). Estimating Business and Financial Cycles: Case of Nepal. *Nepal Rastra Bank Working Paper*, 44, 1-12.
- Ramírez, J., & Vásquez, J. (2014). Circulante y PBI en el Perú: ¿relación de causalidad? (enero 2000 - diciembre 2013). *Revista Moneda del Banco Central de Reservas del Perú*, 158, 11-15.
- Ramos, R. (2020). *Relación de causalidad entre el ciclo financiero y el ciclo económico del Perú entre el periodo 2000-2019* (tesis de maestría, Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú). <https://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/16034>
- Schularick, M., & Taylor, A. (2012). Credit Booms Gone Bust: Monetary Policy, Leverage Cycles and Financial Crises, 1870-2008. *American Economic Review*, 102(2), 1029-1061.

- Shen, C., Shi, J., & Wu, M. (2018). Creating financial cycles in China and interaction with business cycles on the chinese economy. *Emerging Markets Finance & Trade*, 54, 2897-2908.
- 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. *Working Paper European Central Bank*, 1811, 1-26.
- Strohsal, T., Proaño, C., & Wolters, J. (2015). *How Do Financial Cycles Interact? Evidence from the US and the UK*. 1 repositorio de la Universidad de Humboldt – Berlin: <https://edoc.hu-berlin.de/handle/18452/5233>
- Strohsal, T., Proaño, C., & Wolters, J. (2017). Characterizing the Financial Cycle: Evidence from a Frequency Domain Analysis. *Working IMK*, 189, 1-48.
- Viladegut, H., & Cabello, M. (2014). El canal de crédito en el Perú: Una aproximación SVAR. *Revista de Estudios Económicos del Banco Central de Reservas del Perú*, 27, 51-66.
- Winkelried, D. (2013). Modelo de Proyección Trimestral del BCRP: Actualización y novedades. *Revista de Estudios Económicos del Banco Central de Reservas del Perú*, 26, 9-60.



ANEXOS

Anexo 1: Cálculo del impulso de los términos de intercambio

De acuerdo a Winkelried (2013) el impulso de los términos de intercambio (τ_t) es un indicador de *promedio móvil convergencia - divergencia* (MACD, por sus siglas en inglés). Estos indicadores se construyen como la diferencia entre un promedio móvil de corto plazo, que captura las tendencias de corto plazo, y un promedio móvil de largo plazo, que captura las tendencias más lejanas.

El cálculo del impulso de los términos de intercambio es de la siguiente manera:

1. Calculamos el logaritmo de los términos de intercambio: T_t
2. Definimos el promedio suavizado exponencial de los términos de intercambio (\bar{T}_t):

$$\bar{T}_t(a) = (1 - a) \sum_{h=0}^{\infty} a^h T_{t-h}$$

donde a es una constante de suavizamiento que puede representarse como $a = (n - 1)/(n + 1)$ siendo n la “longitud” del promedio móvil, es decir n puede representar el promedio móvil de corto plazo (n_{corto}) o el promedio móvil de largo plazo (n_{largo}).

3. El impulso de los términos de intercambio se mide como:

$$\tau_t = \bar{T}_t(a_{corto}) - \bar{T}_t(a_{largo})$$

Este indicador captura la velocidad con la que varía T_t .

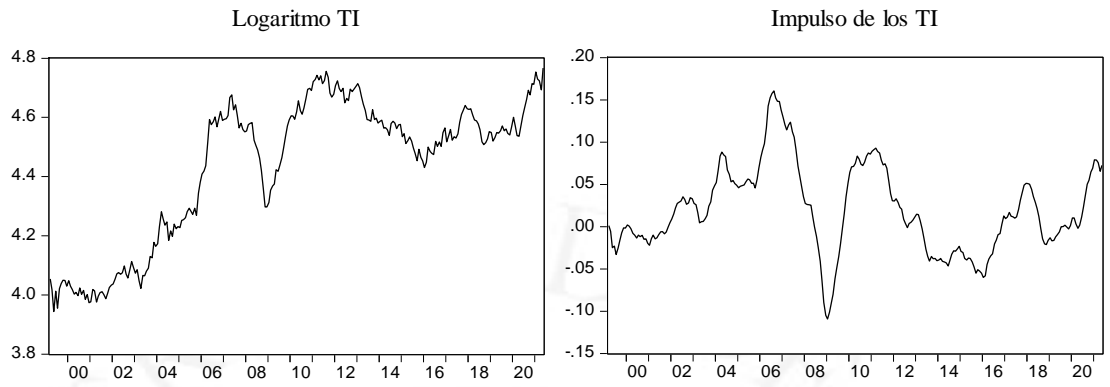
4. La ecuación de τ también puede obtener recursivamente con la siguiente ecuación:

$$\tau_t = (a_{corto} + a_{largo})\tau_{t-1} - a_{corto}a_{largo}\tau_{t-2} + (a_{corto} - a_{largo})(T_t - T_{t-1})$$

5. Para la economía peruana Winkelried (2013) utiliza los valores de n_{corto} y n_{largo} de 2 trimestres y 8 trimestres, respectivamente. Debido a que estamos utilizando información mensual, para la investigación utilizaremos los valores de 6 meses y 24 meses para el parámetro de n_{corto} y n_{largo} , respectivamente.

Figura A.1

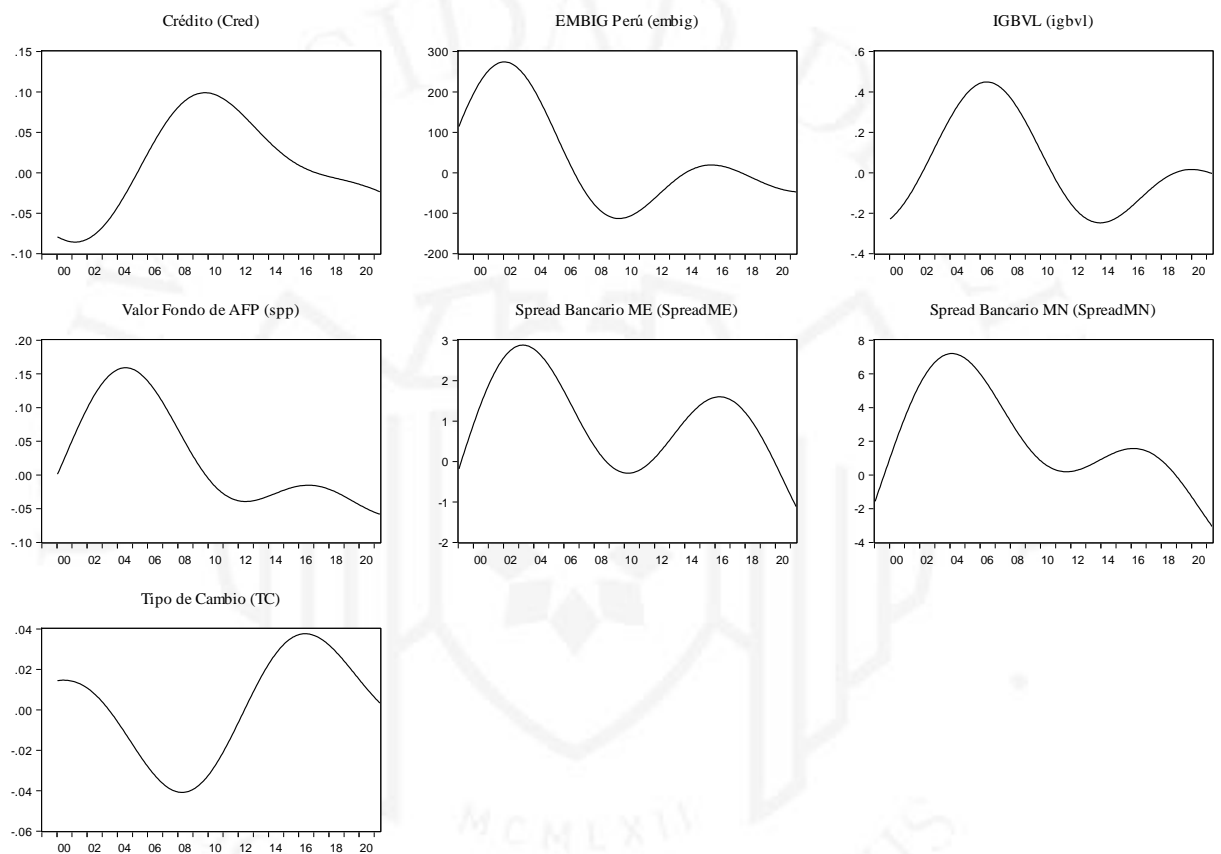
Términos de intercambio y el impulso de los TI



Anexo 2: Ciclos individuales de las series utilizando el filtro de CF

Figura A.2

Ciclos individuales de las series utilizadas para estimar el CF, 2000 - 2021



Anexo 3: Elección de pesos óptimos

1. Sean los pesos w_i :
 - w_1 : Volumen de Crédito (Var.% 12M)
 - w_2 : EMBIG Perú (Var.% 12M)
 - w_3 : IGBVL (Var.% 12M)
 - w_4 : Valor de Fondos de las AFPs (Var. % 12M)
 - w_5 : Spread Bancario en MN
 - w_6 : Spread Bancario en ME
 - w_7 : Tipo de cambio (Var. % 12M)
2. Asignamos pesos en el rango de 0.5% a 53% a cada peso w_i obteniendo un total de 78,125 combinaciones.
3. Luego de aplicar los siguientes filtros obtenemos un total de 1,357 combinaciones
 - a. $w_1 > w_7 > w_3 > w_2 > w_4 > w_6 > w_5$
 - b. Mínimo peso de 1%
 - c. Máximo peso menor a 50%
4. Finalmente, nos quedamos con aquellas combinaciones que tienen pesos diferentes entre sí y obtenemos un total de 27 combinaciones.
5. Simulamos las 27 combinaciones y obtenemos el vector de pesos óptimos que cumplen la condición que tiene el menor criterio de información y menor error cuadrático medio de predicción.
6. A continuación, se presentan los resultados obtenidos:

Tabla A.1*Resultados de la simulación de pesos*

# Combinación	R2	Schwarz	Error cuadrático Medio	w ₁ Credito	w ₂ EMBIG	w ₃ IGBVL	w ₄ SPP	w ₅ Spread MN	w ₆ Spread ME	w ₇ TC
19	0.51183	0.002759	0.003003	30.30%	12.12%	15.15%	9.09%	3.03%	6.06%	24.24%
17	0.517613	0.002766	0.003559	31.25%	12.50%	15.63%	6.25%	3.13%	6.25%	25.00%
12	0.513951	0.002797	0.004227	33.33%	10.00%	13.33%	6.67%	3.33%	6.67%	26.67%
21	0.500803	0.002821	0.002636	29.41%	11.76%	14.71%	8.82%	2.94%	8.82%	23.53%
4	0.499307	0.00283	0.002917	30.77%	11.54%	15.38%	7.69%	3.85%	7.69%	23.08%
23	0.489392	0.002886	0.0023	28.57%	11.43%	14.29%	8.57%	5.71%	8.57%	22.86%
16	0.480117	0.002938	0.003311	33.33%	13.33%	16.67%	6.67%	3.33%	6.67%	20.00%
11	0.476259	0.00296	0.003904	35.71%	10.71%	14.29%	7.14%	3.57%	7.14%	21.43%
3	0.475664	0.002964	0.002803	32.00%	12.00%	16.00%	8.00%	4.00%	8.00%	20.00%
18	0.473914	0.002973	0.002815	32.26%	12.90%	16.13%	9.68%	3.23%	6.45%	19.35%
24	0.466185	0.003017	0.003175	30.30%	12.12%	18.18%	6.06%	3.03%	6.06%	24.24%
14	0.466195	0.003017	0.003693	32.26%	9.68%	16.13%	6.45%	3.23%	6.45%	25.81%
20	0.463004	0.003035	0.002489	31.25%	12.50%	15.63%	9.38%	3.13%	9.38%	18.75%
6	0.461441	0.003044	0.00247	28.57%	14.29%	17.86%	7.14%	3.57%	7.14%	21.43%
25	0.459817	0.003053	0.002734	29.41%	11.76%	17.65%	8.82%	2.94%	5.88%	23.53%
10	0.459737	0.003054	0.003748	37.04%	11.11%	14.81%	7.41%	3.70%	7.41%	18.52%
22	0.451791	0.003098	0.002186	30.30%	12.12%	15.15%	9.09%	6.06%	9.09%	18.18%
26	0.450301	0.003107	0.002441	28.57%	11.43%	17.14%	8.57%	2.86%	8.57%	22.86%
27	0.441489	0.003157	0.002163	27.78%	11.11%	16.67%	8.33%	5.56%	8.33%	22.22%
5	0.436638	0.003184	0.00261	29.63%	11.11%	18.52%	7.41%	3.70%	7.41%	22.22%
13	0.433405	0.003202	0.003428	34.48%	10.34%	17.24%	6.90%	3.45%	6.90%	20.69%
7	0.428977	0.003227	0.002117	27.59%	13.79%	17.24%	10.34%	3.45%	6.90%	20.69%
15	0.423845	0.003256	0.003286	31.25%	9.38%	18.75%	6.25%	3.13%	6.25%	25.00%
2	0.410297	0.003333	0.001958	26.09%	13.04%	17.39%	8.70%	4.35%	8.70%	21.74%
8	0.398755	0.003398	0.001896	26.67%	13.33%	16.67%	10.00%	3.33%	10.00%	20.00%
1	0.388893	0.003454	0.003647	31.25%	10.42%	20.83%	5.21%	1.04%	5.21%	26.04%
9	0.368968	0.003567	0.001683	25.81%	12.90%	16.13%	9.68%	6.45%	9.68%	19.35%